

·信号与信息处理·

基于深度学习的水果识别技术研究

林云森, 范文强, 姜佳良

(烟台大学 光电信息科学技术学院, 山东 烟台 264005)

摘要: 主要研究运用深度学习技术进行图像识别, 提出一种基于卷积神经网络的水果识别方法。在Hdevelop开发环境下利用HALCON视觉算法库搭建水果品类识别解决方案, 利用卷积神经网络训练样本数据集, 抽象出代表各品类水果的特征表示, 进而准确识别出水果品类。实验结果表明, 所提出的水果识别方法具有较高的识别率。

关键词: 深度学习; 卷积神经网络; 图像识别; 水果识别

中图分类号: TP391.413

文献标识码: A

文章编号: 1673-1255(2019)-06-0045-04

Research on Fruit Recognition Technology Based on Deep Learning

LIN Yun-sen, FAN Wen-qiang, JIANG Jia-liang

(School of Opto-electronic Information Science and Technology, Yantai University, Yantai 264005, China)

Abstract: The image recognition using deep learning technology is mainly researched, and a fruit recognition method based on convolutional neural network is proposed. In the Hdevelop, a fruit category recognition solution is built using the HALCON visual algorithm library. Training the sample data set using the convolutional neural network, and the characteristics representing the fruits of each category are abstracted to accurately recognize the fruit categories. Experimental results show that the proposed fruit recognition method has a high recognition rate.

Key words: deep learning; convolutional neural network; image recognition; fruit recognition

随着科技发展, 人类已步入人工智能的新时代, 智能化服务在零售、医疗、食品等行业已初露锋芒, 如支付宝的刷脸支付、无人超市、无人智能停车场等。机器视觉与深度学习是人工智能的重要组成部分。机器视觉赋予机器模仿人类视觉自动完成信息处理能力, 深度学习给予机器学习能力, 两者有机结合起来能够很好地代替人类完成对目标对象的分类及辨识任务。日常生活中, 水果提供人体必需的营养素, 是人们饮食结构中不可或缺的。在水果销售过程中, 实现水果品类的自动识别, 将给人们带来不少便利, 有利于无人超市的发展。王永平^[1]等已利用SVM分类器完成几种常见水果的识别分类, 识别率在90%左右; 戴仲豪^[2]等利用基于

HALCON的SBI分类器算法完成水果识别, 具有良好的鲁棒性, 且识别率较高, 但对输入图像质量有较高要求。主要研究基于深度学习的水果识别算法, 区别于训练已知特征的分类识别算法, 通过卷积神经网络提取训练更加抽象的特征, 完成水果的分类识别, 降低了特征提取的难度, 识别率有所提高。

1 图像识别

1.1 传统图像识别

传统图像识别技术可简单分为两个过程: 训练

收稿日期: 2019-08-25

作者简介: 林云森(1990-), 男, 山东烟台人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理; 范文强(1965-), 男, 山东人, 硕士研究生导师, 副教授, 主要研究方向为图像处理; 姜佳良(1994-), 男, 山东烟台人, 硕士研究生, 主要研究方向为光学技术。

和识别。训练过程中,计算机通过样本训练,提取每个已知类别特定特征形成特征库;识别过程中,计算机提取待测物特征与标准特征库进行匹配,匹

配度最大即为识别结果。传统图像识别主要包括图像采集、图像预处理、特征提取、模式匹配4个环节,其主要流程如图1所示。

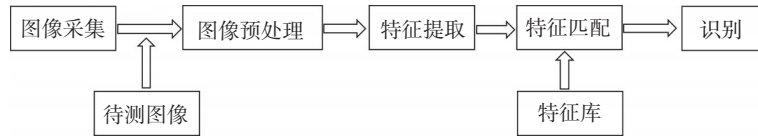


图1 传统图像识别流程图

传统图像识别技术需要训练特定已知特征,对于某些具体任务而言,识别特征较多,建立特征库较困难,进行识别分类难度较大,且很难移植到其他任务。而基于深度学习的图像识别,可以很好地克服这些问题。

1.2 基于深度学习的图像识别

深度学习以数据的原始形态作为算法输入,由算法将原始数据逐层抽象为自身所需的最终特征表示。卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN),作为深度学习中一种极具代表性的算法,在计算机视觉、自然语言处理等领域可谓是“一枝独秀”。卷积神经网络通过卷积、池化和激活函数映射等操作的层层堆叠,从数据输入层中逐层抽象特征,最后一层形式化为目标函数。通过计算预测值与真实值之间的误差,采用误差反向传播算法由最后一层向前反馈,更新每层参数并再次前馈,如此往复,直至网络模型收敛,完成学习过程。将操作层整体看作一个复杂函数 f_{CNN} ,数据损失和模型参数的正则化损失共同构成损失函数。其基本流程如图2所示。

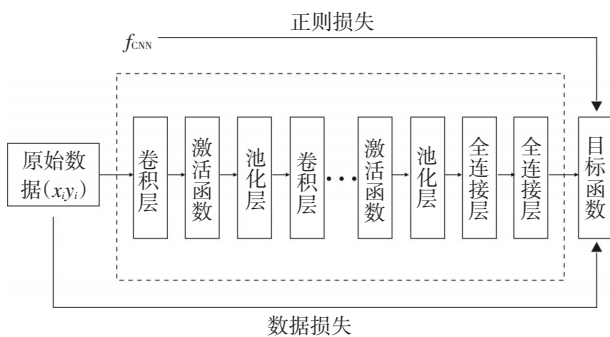


图2 卷积神经网络基本流程

2 水果识别解决方案

文中利用HALCON视觉算法库在Hdevelop中搭建基于深度学习的水果识别解决方案。HALCON是德国MVTec公司开发的一套完善的机器视觉算法包,拥有应用广泛的机器视觉集成开发环境Hdevelop。其最新版本已加入对深度学习的支持,主要采用卷积神经网络算法实现深度学习,并提供一种预训练CNN分类器,如图3所示。

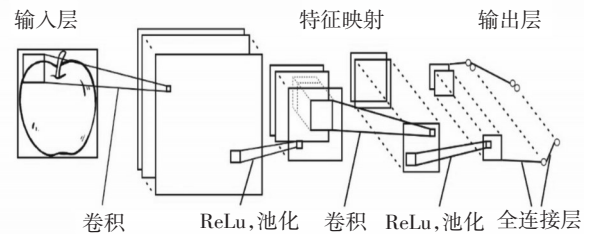


图3 卷积神经网络模型

该网络模型卷积层对图像进行卷积操作,得到特征图。然后,使用ReLU函数(如式(1)所示)作为激活函数进行非线性映射。池化层完成降采样操作,实现特征降维,在一定程度上防止过拟合。全连接层将样本学习到的特征表示映射到输出空间,起到“分类器”的作用。最终,输出层输出识别结果。

$$ReLU(x) = \max(0, x) = \begin{cases} x & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

基于深度学习的水果品类识别主要包括三个过程:采样、训练及分类,如图4所示。

该程序使用的主要算子有: set_dl_classifier_param, train_dl_classifier, apply_dl_classifier, get_dl_classifier_result,主要的程序实现流程如图5所示。

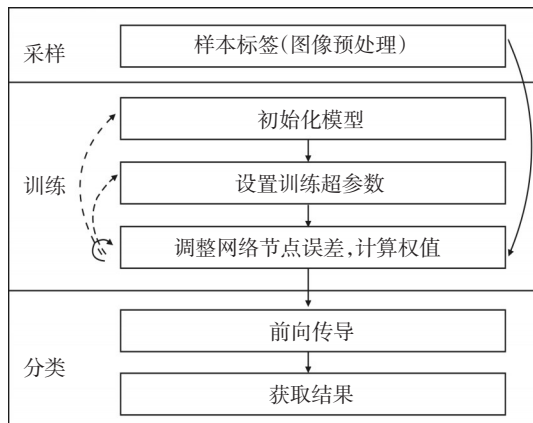


图4 识别流程

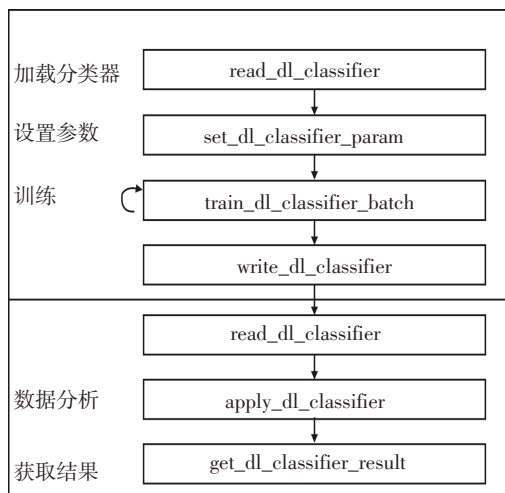


图5 程序实现流程

2.1 数据准备

本解决方案选择桃子、梨、苹果(布瑞拜、金帅、黄玉)五种水果品类作为识别对象。采用各品类水果 $400 \times 300 \times 3$ 的 RGB 图像文件各 150 张作为数据,其中,各类别随机选取 100 张图像作为数据集,25 张图像作为验证集、25 张图像作为测试集。文中所采用的学习样本较少,是由于 HALCON 本身提供的预训练网络已进行初步优化,仅需要较少样本对其进行再训练,即可完成识别任务。

2.2 图像预处理

预训练的 CNN 分类器要求初始输入数据为 $244 \times 244 \times 3$ 的 RGB 图像,像素值介于 $-127 \sim 128$ 之间。因此,需要对图像进行预处理,处理流程如图 6

所示。

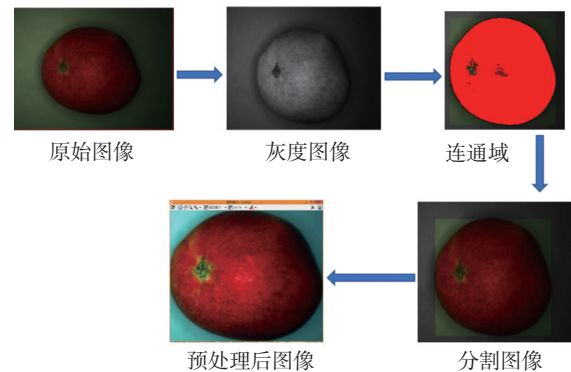


图6 图像预处理过程

利用算子 `rgb3_to_gray` 将原始图像转换成灰度图像,然后使用算子 `threshold` 对灰度图像进行阈值分割,得到苹果实体的连通域,获取该连通域的最小外接矩形,再利用算子 `reduce_domain` 从源图像中分割出苹果对象。最后利用算子 `convert_image_type` 将分割后的图像转换成“real”类型,通过 `scale_image` 算子将图像缩放成 244×244 ,得到分类器所需的输入数据。预处理完成后,标记训练图像,例如属于桃子的训练图像,标记为“peach”。

2.3 设置训练超参数

超参数是在学习之前设置的网络模型相关参数,预训练分类器已设置部分超参数,例如输入图像大小、像素值范围等。为了实现水果识别任务,需通过算子 `set_dl_classifier_param` 设置标签、批处理大小、初始学习率等超参数,对整个网络进行重新训练。

2.4 训练

利用算子 `train_dl_classifier_batch` 进行样本学习。在学习期间,采用非线性优化算法进行模型训练和参数求解,以最小化损失函数的值,获得最优解。此非线性优化算法使用基于动量的随机梯度下降(SGD)算法,即在每次批处理学习是计算网络误差并进行误差反向传播,根据梯度信息对网络参数进行更新。更新策略如式(2)所示。

$$\begin{cases} v^{t+1} = \mu v^t - \lambda \omega L(f(x, \omega^t)) \\ \omega^{t+1} = \omega^t + v^{t+1} \end{cases} \quad (2)$$

其中, λ 为学习率; μ 为动量因子; $f(x, \omega)$ 为根据输入 x 和权重 ω 所得到的当前网络层输出; 变量 v' 用于表示动量因子 μ 的影响。这里使用的损失函数为 Multinomial Logistic Loss, 如式(3)所示。

$$L(f(x, \omega)) = -\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \{y_n, \lg(f(x_n, \omega))\} + E_\alpha(\omega) \quad (3)$$

其中, $E_\alpha(\omega)$ 为 ι_2 正则项; $E_\alpha(\omega) = \frac{\alpha}{2} \sum_{k=0}^{K-1} |\omega_k|^2$ 。

随着学习中迭代次数的增加, 降低学习率, 训练和验证错误率不断下降, 最终达到收敛, 学习完成, 如图7所示。



图7 学习过程

3 实验结果及分析

按照图像预处理流程, 将测试集中的各品类水果共计125张处理成基于CNN的分类器所需的输入数据, 使用该分类器进行分类, 部分识别结果如图8所示。

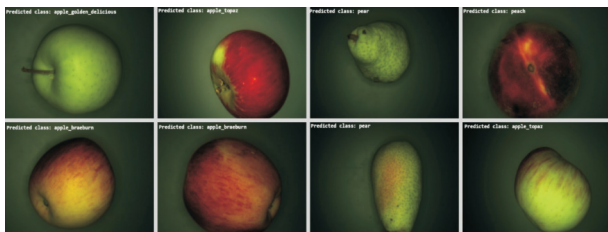


图8 部分识别结果(从左往右, 从上到下): 金帅苹果、黄玉苹果、梨、桃子、布瑞拜苹果、布瑞拜苹果、梨、黄玉苹果

经过对所有测试集数据的测试, 得到以下实验

数据, 如表1所示。

表1 水果识别结果

预测值	真实值				
	布瑞拜苹果	金帅苹果	黄玉苹果	桃子	梨
布瑞拜苹果	24	0	0	0	0
金帅苹果	0	25	0	0	0
黄玉苹果	1	0	25	0	0
桃子	0	0	0	25	0
梨	0	0	0	0	25

测试集中125张水果图像, 识别成功124张, 识别率达99.2%, 结果较理想。其中, 1张布瑞拜苹果误识别成黄玉苹果, 可能受光线及品种辨识度等因素影响, 两种品类苹果特征相近。而对于训练数据集的识别率可达到100%。由此可见, 文中所用的卷积神经网络可以很好完成“学习”任务, 再训练的分类器出色地完成了水果品类识别任务。

4 结 论

基于卷积神经网络的深度学习算法识别水果的方法, 相比于传统基于样本特征的识别算法, 适应能力更强, 鲁棒性更好, 识别率更高。基于深度学习的图像识别由算法本身抽象特征进行学习, 避免了为具体任务生成特定特征的困难, 使整个识别过程更加“智能化”。由于其具有很强的学习能力, 因此可以很好地移植到其他任务中, 只需对卷积神经网络进行重新训练即可。本研究将HALCON中基于深度学习的图像识别技术应用到水果的品类辨识中, 并通过实验验证了方法的有效性, 有效地促进了无人超市等智能化服务的发展。

参考文献

- [1] 王水平, 唐振民, 范春年, 等. 基于SVM的水果分类算法研究[J]. 武汉理工大学学报, 2010, 32(16): 44-47.
- [2] 戴仲豪, 王泽进, 陈厚儒, 等. 基于HALCON的水果识别算法研究[J]. 机械工程师, 2018(32): 97-90.
- [3] 文旭. 基于深度学习的图像识别方法研究与应用[D]. 武汉: 华中师范大学, 2017: 9-12.
- [4] 周凯龙. 基于深度学习的图像识别应用研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2016: 36-38.
- [5] 丰晓霞. 基于深度学习的图像识别算法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2015: 11-16.

(下转第58页)

5 结 论

由实验分析可知,在对目标进行模拟振动情况下,在模拟多组振幅及相角时,在用于检测的上位机中所计算显示的振动量及相角与STM32F103上计算所得的振动幅值和相角均相同。由此说明,STM32F103中的动平衡计算及显示是值得相信的,在STM32F103上的LCD所显示的振动数据可以正确的代表这台机器的真实振动情况。

参考文献

- [1] 张禄林,段滋华,李多民,等. 现场动平衡技术的研究进

展[J]. 化工机械,2012.

- [2] 赵天奇,宋瑞芝. 32位自动跟踪式开关电容带通滤波器的设计与应用[J]. 电测与仪表,1994.
- [3] 李驰,丛培田,段智敏,等. 基于自适应采样频率与AD7606的振动信号采集方法[J]. 仪表技术与传感器,2017.
- [4] 张博. 静止同步补偿器(STATCOM)控制方法的研究与实现[D]. 郑州:郑州大学,2012.
- [5] 陈钱. 基于STM32F407微糖检测仪开发[D]. 广州:华南理工大学,2013.

(上接第33页)

从而为北斗定位设备进行有效数据解析及处理提供高质量的载波信号。

参考文献

- [1] 北斗卫星导航系统发展报告(3.0版)[R]. 中国卫星导航系统管理办公室,2018.
- [2] ZHANG Kai, ZHANG Yu-jun. Study on the Noise Reduction of Vehicle exhaust NO_x Spectra based on Adaptive EEMD Algorithm. Journal of Spectroscopy[J]. Article ID, 2017, 3290420: 7 pages.
- [3] 罗慕尧. 基于FPGA的北斗信号捕获方法研究与实现[D]. 长沙:湖南大学,2017.
- [4] 北斗卫星导航系统空间信号接口控制文件公开服务信号(3.0版)[R]. 中国卫星导航系统管理办公室,2019.
- [5] 北斗卫星导航系统公开服务性能规范(2.0版)[R]. 中国卫星导航系统管理办公室,2018.

- [6] 刘萌萌,王敏,熊慧,等. 基于EMD方法的心电信号带内噪声滤除[J]. 天津工业大学学报,2014,33(4):62-66.
- [7] 杨涛,乐友喜,曾贤德,等. 基于自相关函数特性的CEEMD全局阈值去噪方法研究[J]. 地球物理学进展,2018(4).
- [8] 王姣,李振春,王德营. 基于CEEMD的地震数据小波阈值降噪方法研究[J]. 石油物探,2014,53(2):164-172.
- [9] 赵肖宇. 基于EMD和EEMD的自适应光谱预处理方法及其应用研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2015.
- [10] 张恺. 激光波长测量CCD信号自适应EEMD降噪研究[J]. 光电技术应用,2018,33(6):44-48.
- [11] 邸忆,顾晓辉,龙飞. 一种基于声阵列信息融合及改进EEMD的信号降噪方法[J]. 振动与冲击,2017,36(15):133-141.
- [12] 张婷,李双田. 改进的EEMD算法在时域航空电磁信号降噪中的研究[J]. 信号处理,2016,32(7):771-778.

(上接第48页)

- [6] 杨淑莹. 图像识别与项目实践[M]. 北京:电子工业出版社,2014:5-10.
- [7] 魏秀参. 解析深度学习[M]. 北京:电子工业出版社,2018:10-19.
- [8] 蒋先刚. 数字图像模式识别工程项目研究[M]. 成都:西

南交通大学出版社,2014:15-16.

- [9] Carsten Steger, Markus Ulrich. 机器视觉算法与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2008:317-321.
- [10] Goodfellow Ian, Bengio Yoshua, Courville Aaron, 等. 深度学习[M]. 北京:人民邮电出版社,2017:252-257.