

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211171

机器视觉在玫瑰鲜切花花形分类中的研究*

严智才 罗璟 顾满局

(昆明理工大学机电工程学院 昆明 650500)

摘要: 玫瑰鲜切花的分级检测对其销售有着重要意义,目前玫瑰鲜切花的分级检测主要采用人工的方式。为减少人工分级过程中造成玫瑰鲜切花的损失,基于机器视觉方法运用 HALCON 软件搭建了一套玫瑰鲜切花分级检测系统。首先,设计了试验平台,建立了玫瑰鲜切花分级标准。随后,加入了图像增强和数据增强技术,使图像效果得到改善,并增加了样本的数量,利用中值滤波法让图片噪声得到消除,保证了分类结果的准确性。最后,将训练样本加入 5 个模型中进行训练,比较每个模型的训练结果,选用 Mobilenet_v2 模型加入图像分类系统对鲜切花俯视图分类,并建立一维测量系统测量花茎的长度;建立评判准则模型,完成对玫瑰鲜切花的分级。经测试,得到俯视图分类系统的分类准确率为 94%,经一维测量的花茎长度都在误差允许范围内。

关键词: 机器视觉;卷积神经网络;花卉分级;分级检测;花形分类

中图分类号: TP389.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Research on machine vision in flower shape classification of fresh cut roses

Yan Zhicai Luo Jing Gu Manju

(School of Electromechanical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: The classification and detection of fresh cut rose is of great significance to its sales. At present, the classification and detection of fresh cut rose is mainly manual. In order to reduce the loss of fresh cut rose flowers in the process of manual classification, a set of classification and detection system of fresh cut rose flowers was built based on machine vision method and Halcon software. Firstly, the experimental platform was designed and the classification standard of fresh cut rose flowers was established. Then, image enhancement and data enhancement technology are added to improve the image effect, increase the number of samples, and use the median filter method to eliminate the image noise, so as to ensure the accuracy of classification results. Finally, the training samples are added to five models for training, and the training results of each model are compared. Mobilenet_v2 model is selected to join the image classification system to classify the top view of fresh cut flowers, and a one-dimensional measurement system is established to measure the length of flower stems; Establish the evaluation criteria model to complete the classification of fresh cut rose flowers. After testing, the classification accuracy of the top view classification system is 94%, and the flower stem length measured by one dimension is within the error range.

Keywords: machine vision; convolutional neural network; flower classification; grading test; flower shape classification

0 引言

在农产品中,鲜切花属于最娇嫩、最难贮存的产品之一^[1],鲜切花在采收后经过分拣、分级、运输等各个环节,需要进行完备的保护和保鲜措施。新采收的玫瑰花需要进行分级处理,而在分级阶段,目前全由人工完成,不仅效率低下,还可能导致玫瑰鲜切花的人为损伤,降低其品质,进而影响其售价。不同等级的花卉价格差异悬殊,市场上顶级

玫瑰鲜切花的售价可能是稍次一级花卉的 2~3 倍,玫瑰鲜切花的智能化、自动化分级对其销售有着重要意义。

随着机器视觉技术不断成熟,近年来国内外学者在农产品分级检测的领域取得了深入的进展^[2-5]。为克服图像中的光线噪声,黄辰等^[6]提出了改进 Canny 边缘检测算法提取苹果轮廓。杨意等^[7]提出了一种基于机器学习的白掌苗在线分级方法,采用颜色模板匹配算法测量叶片投影面积和地径,使用最小外接矩形法 (minimum bounding

收稿日期:2022-08-25

* 基金项目:中央引导地方科技发展资金项目(202007AC110001)资助

rectangle, MBR 法) 测量苗高, 分级装置的准确率达到 96%。王珊等^[8]利用油菜健康叶片与菌核病叶片颜色不同的特点, 应用 HSV(hue, saturation, value, HSV) 颜色空间模型的方法对目标区域进行分割, 得到 94.25% 的准确率。徐海卫等^[9]使用灰度共生矩阵和 Tamura 方法提取鲜茶叶特征后, 采用主成分分析建立特征库, 最终运用 BP (back propagation, BP) 神经网络对图像特征对茶叶进行分类并达到了理想的效果。

在花卉分级研究中, 王跃文^[10]利用 Solidworks 建立了盆栽花分级系统, 对盆栽花进行多次合理拍摄完成图像采集、特征提取, 利用最小极差比值法使分级准确率达到 80% 以上; 吴超^[11]建立了一套基于支持向量机 (support vector machines, SVM) 分类算法的玫瑰鲜切花分级模型, 并使用网格搜索法进行参数寻优, 最终模型的分类准确率为 87%; 李想^[12]运用中值滤波、二值化、模板匹配等多种计算机视觉算法对采集的花卉样本图像进行处理分析, 经分类后得到 90% 以上的分类准确率。目前在花卉图像分类领域研究较为深入^[13], Li 等^[14]运用生成对抗网络 (generative adversarial network, GAN) 与深度残差网络 (deep residual network, Resnet) 101 算法构建出一套花卉分类模型, 通过数据增强的方法, 扩大训练数据集样本容量, 相较于传统花卉分类模型, 该模型有着更高的识别精度和鲁棒性。

本文采用机器视觉的方法实现玫瑰鲜切花的自动化分级, 极大地降低了人工成本, 减少了鲜切花搬运次数和受损可能性, 保证了分级过程中鲜切花的品质。花卉的分级需要采集多个特征, 这也是提高识别准确率的关键。已有的花卉智能分级研究中, SVM 算法有着结

构简单的特点, 但在多特征的花卉分级研究中的分级准确率却难以满足现实需求; GAN 在图像分类方面有着较高的准确率, 但存在可解释性差和训练难的不足。Mobilenet_V2 模型有着训练时间短、训练难度较低、分类精度较高的特点^[15], 能在花卉分级的现实应用中发挥巨大的作用, 故在训练对比后选择该模型加入分级系统。鉴于花径的测量长度与人工测量长度之间的误差要求在 1 cm 之内即可, 本文选用一维测量方法进行花径测量工作。

1 试验设定与标定

1.1 试验平台搭建

玫瑰鲜切花分级检测平台设计方案如图 1 所示, 试验硬件设备主要包括光源、工业相机、高度调节装置、计算机和工作平台。

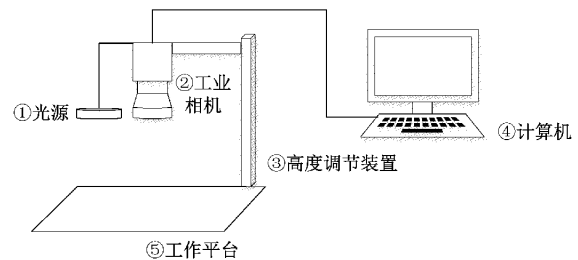


图 1 玫瑰花分级检测平台设计

1.2 分级样本

由于玫瑰鲜切花暂无现行的统一分级标准, 参照了同为蔷薇属的月季切花等级标准 GB/T 41201—2021^[16], 玫瑰鲜切花的分级标准如表 1 所示。

表 1 玫瑰鲜切花分级表

	叶面	叶形	花色	花型	花茎/cm	开花指数
A+	完整, 无损伤	完美, 无污染	鲜红带有绒毛	完美	75	2°~4°
A	完整, 无损伤	完美, 无污染	正常	90% 开放程度, 正常	70	2°~4°
B	10% 损伤, 无虫害	正常	正常	90% 开放程度, 花头 10% 损伤	65	2°~4°
C	10% 损伤, 10% 虫害	正常	正常	90% 开放程度	60	2°~4°
D	15% 药斑病斑	正常	85% 正常	85% 开放程度, 15% 畸形	55	2°~4°
E	15% 缺陷	正常	80% 正常	80% 开放程度, 20% 畸形	50	2°~4° 外

本文按照分级制度将玫瑰花分为 A+、A、B、C、D、E 6 个级别, 按照机器视觉的特点, 选用花型、花色、叶型、叶面完整度、花茎长短和开花指数 6 个外观特征。为减少玫瑰花在运输过程中受到的损伤, 提高分级准确度, 试验所用玫瑰花皆采自云南某花卉种植基地。

2 图像预处理

2.1 数据集标注与拆分

图像预处理阶段对数据集进行标注与拆分, 利用

MVTEC Deep Learning Tool^[17] 对采集获得的数据集进行标注, 将数据集拆分为训练集、验证集、测试集 3 个部分, 拆分比例为 70%、15%、15%。该深度学习网络在训练阶段属于有监督学习, 在预处理阶段务必对训练的数据集进行标注, 以及数据集的拆分。已经标记的 6 个级别的玫瑰鲜切花图像按分级品质由 A+ 级到 E 级分别如图 2(a)~(f) 所示。

2.2 基于分段线性灰度值变换的图像增强

图像增强以改善图像效果, 强化图像中的信息为主要

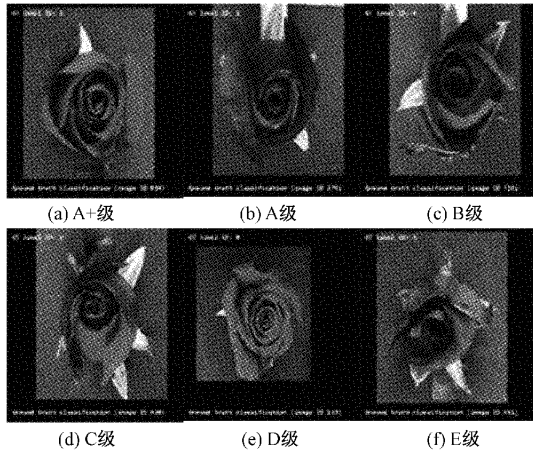


图2 已标记图像

目的,为特征提取做好准备。使用图像增强有助于机器视觉系统进行图像处理工作,并且突出图像中有价值的特征或者是区域,降低环境噪声,增强图像的可利用性。

使用分段线性灰度值变换突出感兴趣区域的灰度值,抑制噪声区域的灰度值,将图像灰度区域划分成为多个区间端,各段灰度区域分别采用不同的线性变换,每段灰度区域的计算过程如式(1)所示,3段线性变换如图3所示,图像使用分段线性灰度值变换处理后的结果对比如图4所示,其中玫瑰鲜切花的原图像如图4(a)所示,经分段线性灰度值变换的图像如图4(b)所示。

$$g(x,y) = \begin{cases} \frac{c}{a}f(x,y), & 0 \leq f(x,y) \\ \frac{d-c}{b-a}[f(x,y)-a]+c, & a \leq f(x,y) \leq b \\ \frac{M_g-d}{M_f-b}[f(x,y)-b], & b \leq f(x,y) \leq M_f \end{cases} \quad (1)$$

式中: $f(x,y)$ 是变换前的图像灰度值; $g(x,y)$ 是变换后的图像灰度值; a 、 b 、 c 、 d 、 M_f 和 M_g 分别是各个区间的端点。

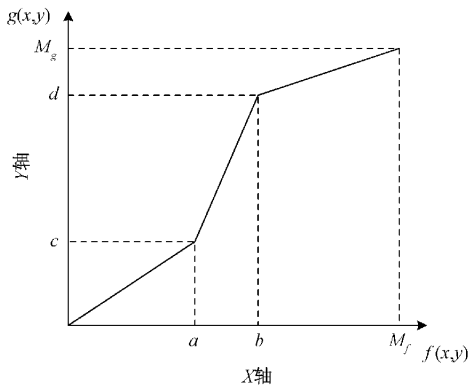
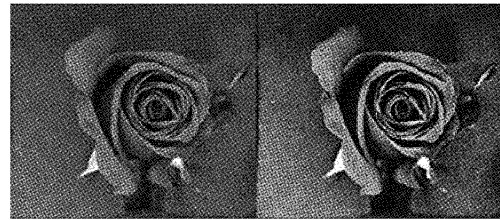


图3 分段线性灰度变换

2.3 数据增强

为解决样本较少的问题,可通过数据增强的方式将数据集的数量扩大,充分利用采集到的每个样本数据,使用



(a) 原图 (b) 变换后图像

图4 分段线性灰度值变换对比结果图

小规模的样本数据集也能获得一个性能较好的分类模型。本文选用噪声扰动、尺寸变换、翻转变换以及缩放变换4种增强方式,主要用于扩大数据集的样本容量,使神经网络模型获得充足的训练样本,以防止在模型训练过程中过拟合的现象产生,在训练数据集中增加噪声能够使分类模型更好地适应复杂环境。

神经网络的输入层对输入图像尺寸有严格要求^[18-19],为了使采集获得的图像数据集,达到神经网络输入层的要求,本文对采集到的样本图像进行了尺寸变换。在不改变图像质量的前提下,将图像尺寸缩减至 $256 \times 256 \times 3$ pixels。

考虑到实际检测过程中实际摆放角度与摆放位置的问题,本文对采集到的部分图像采取翻转 180° 的处理方式,尽可能模仿实际检测中可能出现的各种可能情况。在HALCON视觉软件中采用以下几种处理方式,进行数据增强处理的图像如图5所示,其中玫瑰鲜切花原图像如图5(a)所示,经图像缩放后的图像如图5(b)所示,添加感兴趣区域剔除多余背景后的图像如图5(c)所示,而后加入噪声,加入椒盐噪声后的图像如图5(d)所示,加入高斯噪声的图像如图5(e)所示。

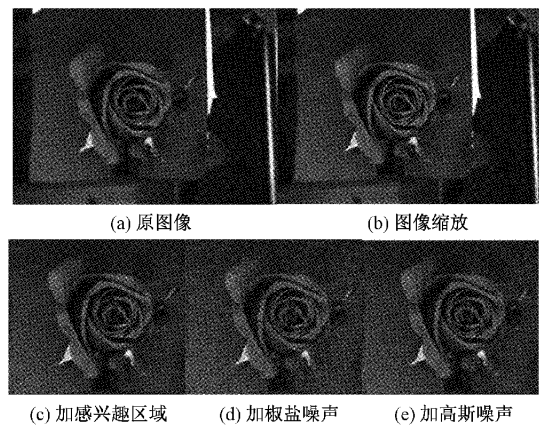


图5 数据增强

2.4 基于中值滤波法的数据平滑与降噪

在图像采集、传输以及处理的各阶段中会出现多种噪声,影响图像质量,提高了图像分析与处理的复杂度。在处理图像中椒盐噪声的方法中,中值滤波法是较为优秀的非线性方法,有着很好的效果。中值滤波法的计算如式(2)所示。

$$g(x,y) = Med\{f(i,j)\}, i,j \in S \quad (2)$$

式中： $g(x,y)$ 为图像经过滤波后的值； S 为以 (x,y) 为领域的集合； $f(x,y)$ 为二维图像数据序列。

使用中值滤波法对玫瑰花图片处理后的效果如图 6 所示，其中原图如图 6(a)所示，添加噪声后的图像如图 6(b)所示，按 $1 \times 1, 3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 规格模板中值滤波处理后的图像分别如图 6(c)~(f)所示。

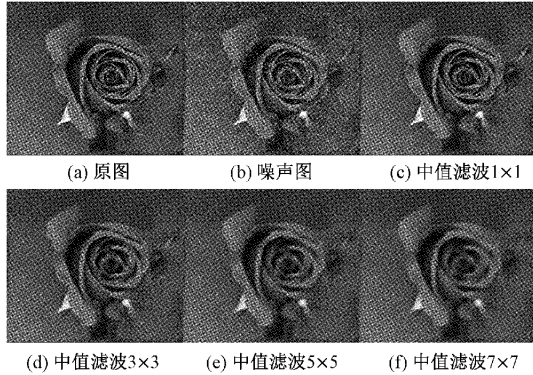


图 6 中值滤波效果图

由实验结果可知， 1×1 规格的模板处理效果最佳，将处理后的图像与原图进行比较，噪声得到彻底清除，且得到了清晰的图像。随着模板尺寸规格的逐渐增大，虽然噪声得到有效清除，但是图像变得越来越模糊。因此，选用 1×1 规格的模板处理噪声图。

3 一维测量

一维测量是基于机器视觉理论知识与方法，利用相机获取的一维图像信息计算三维空间内物体的几何信息。鉴于该试验对花茎的测量精度要求不高，无需进行三维测量。通过相机拍摄并处理的待测量目标区域如图 7 所示。

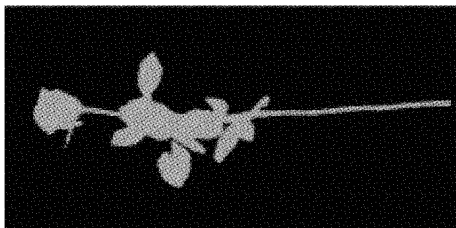


图 7 目标区域

3.1 仿射变换

由于图像每次摆放的位置与角度存在微小偏差，在实施测量前需要进行几何定位与仿射变换，确保每次测量均为同方向进行，确保每次的测量误差保持在可控范围之内。

1) 图像平移

把图像比作为一个平面，每个像素则可以被看作是平面中的一个点，图像的平移相当于于图像中每个点进行移动，点进行移动可以用点的坐标乘上一个平移矩阵。设平

面上的某点坐标 $P(x,y)$ ， T 为平移矩阵，经平移后的 P 点坐标为 $P_i(x_i,y_i)$ 。则有：

$$P_i(x_i,y_i) = T \times p(x,y) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & x_i \\ 0 & 1 & y_i \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} p(x,y) \quad (3)$$

2) 图像旋转 $P_i(x_i,y_i)$

图像旋转即通过在二维平面上寻找一个旋转基点，使图像绕着固定基点进行指定角度的旋转。图像中的某点绕基点进行旋转，相当于该点坐标乘上一个旋转矩阵。将图像上某点的坐标设为 $P(x,y)$ ，经旋转后的 P 点坐标为 $P_i(x_i,y_i)$ ，旋转矩阵为 R ，则有：

$$p_i(x_i,y_i) = R \cdot p(x,y) = \begin{bmatrix} \cos\gamma & -\sin\gamma & 0 \\ \sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

3.2 创建测量对象

经仿射变换后，待测量对象需基本保持在同一位置，为了便于测量矩形的创建与测量，试验中通过 `gen_rectangle1` 与 `reduce_domain` 算子选中和提取需要测量的区域(测量区域如图 8 所示)，随后利用 `gen_measure_rectangle2` 算子创建测量矩形，最后利用 `measure_pos` 算子进行目标区域的测量工作。

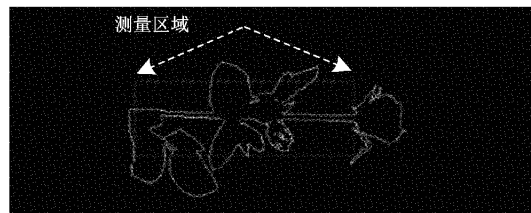


图 8 测量区域

3.3 形成测量边缘对，并完成测量

将 `measure_pairs` 算子作为测量花径长度的工具^[20]。利用测量边缘对进行测量，较为重要的环节是求出最小边缘幅度值。灰度值坡面如图 9 所示，显示边缘对出现的位置为灰度值变化曲线陡峭的部分；灰度值坡面的一阶导数图像如图 10 所示，显示了 $f(x)$ 一阶导数值的绝对值最大的位置，图中边缘对的位置如标注所示。最后用选用邻插值作为一维测量系统插值算法，完成测量并输出结果。

4 玫瑰鲜切花俯视图分类

4.1 卷积神经网络

卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)是一类包含卷积计算且具深度结构的前馈神经网络。卷积神经网络最基本的结构：输入层(input layer)、隐藏层(hidden layer)、输出层(output layer)。输入层用于输入图像以及数据，隐藏层由卷积层、池化层(pool layer)和全连接

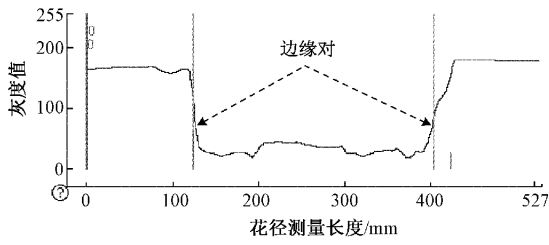


图9 灰度值剖面

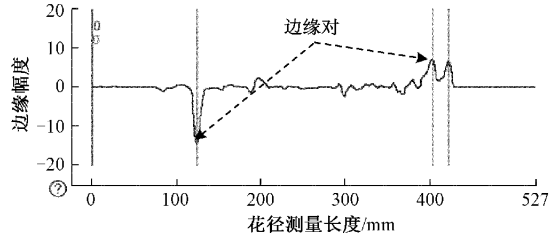


图10 灰度值剖面的一阶导数曲线

层(full connection layer)组成。CNN的结构如图11所示。

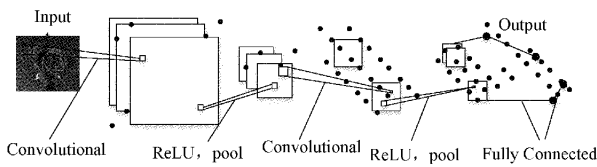


图11 卷积神经网络结构

特征提取器由多个卷积层和池化层叠加构成,卷积层通过过滤器和非线性变换提取二维图像的特征,池化层对卷积层输出的特征图像进行池化处理,将卷积层输出的图像特征进行降维,同时提高网络模型的泛化性能。全连接层将卷积层部分输出的二维特征信息转化为一维特征信息,全连接层通过不断的训练,隐式的得到输入样本的特征表示,将特征表示发送至输出层分类输出,特征提取器后面与多层感知机相连。卷积层及池化层常用 L_p 池化公式分别如式(5)和(6)所示。

$$Z^{l+1}(i, j) = [Z^l \otimes \omega^{l+1}](i, j) \quad (5)$$

$$\text{其中, } i, j \in \{1, 2, \dots, L_{l+1}\}, L_{l+1} = \frac{L_l + 2p - f}{s_0}。$$

$$A_k^l(i, j) = \left[\sum_{x=1}^f \sum_{y=1}^f A_k^l(s_0 i + x, s_0 j + y)^p \right]^{\frac{1}{p}} \quad (6)$$

其中, p 是预指定参数,当 $p=0$ 时, L_p 池化在池化区域内取均值,被称为均值池化;当 $p \rightarrow \infty$ 时, L_p 池化在区域内取极大值,被称为极大池化。

4.2 模型介绍

本文选择3个基于CNN的分类模型进行介绍。

1) AlexNet 模型

AlexNet 模型由5个卷积层和3个全连接层构成, AlexNet 模型源自于图像网络大规模视觉识别挑战(ILSVRC)的比赛中, AlexNet 网络模型结构如图12所示。

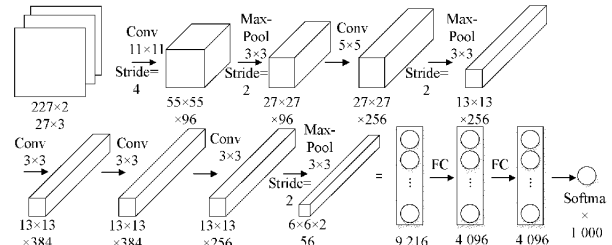


图12 AlexNet 网络模型结构图

AlexNet 模型基于CNN模型改进而来,在浅层神经网络中引入了非线性非饱和的修正线性单元(rectified linear unit, ReLU)激活函数,以此来增强网络的泛化性能,与此同时减少了网络的计算量,使模型训练速度得到提升。 AlexNet 模型采用双图形处理器(graphics processing unit, GPU)设计模式,两个GPU共同承担网络的计算,提高了网络模型的运行速率。采用局部相应归一化,将特征图输入ReLU激活函数,形成横向抑制,进而提高网络模型的泛化性能。采用覆盖池化(overlapping pooling)的方式,使用覆盖池化方式能够有效避免过拟合现象。

2) Resnet50

深度残差网络由微软亚太研究院的何凯明等提出。根据已有的研究资料表明,在一定条件下,随着网络模型层数的加深,深度学习网络模型的深度越深,也就是隐藏层的数目越多,获得的分类准确率越高。部分研究人员也在尝试通过增加深度学习网络的宽度,即增加权重(weight)以此来提高分类的准确率。但是,随着网络层数的加深,会出现分类性能饱和甚至下降的现象。 Resnet 采用深度残差学习模块能够有效解决分类准确率退化的问题,结构如图13所示。将深度残差学习模块运用到卷积神经网络中,能够有效加速神经网络的训练速度,有效提高模型分类的准确率。

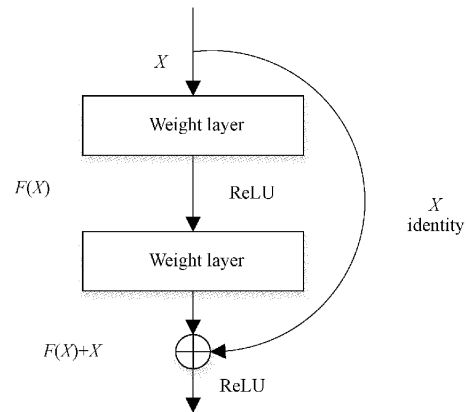


图13 残差模块结构

3) Mobile-net 模型

Mobile-net 模型由 Google 在 2017 年提出,是一种轻

量化神经网络模型,目的在于充分利用移动设备和嵌入式应用的有限资源。Mobile-net 模型通过深度可分离卷积,将模型进行压缩,提升网络的计算速度。深度可分离卷积将原有的 CNN 卷积分为两步操作:(1)逐深度卷积,(2)逐点卷积,相较于传统的卷积神经网络,Mobile-net 模型如图 14 所示,Mobile-net 模型有如下创新^[21-23]:

(1)深度可分离卷积结构使模型的非线性变换得到增加,并使模型获得了更高的泛化性能。

(2)Mobile-net 将 ReLU6 作为激活函数,在部分嵌入设备中有着良好的允许效果,使模型的鲁棒性得到有效提高。

(3)Mobile-net 使用超参、宽度乘子、分辨率乘子缩减模型,达到提高网络模型的准确率。

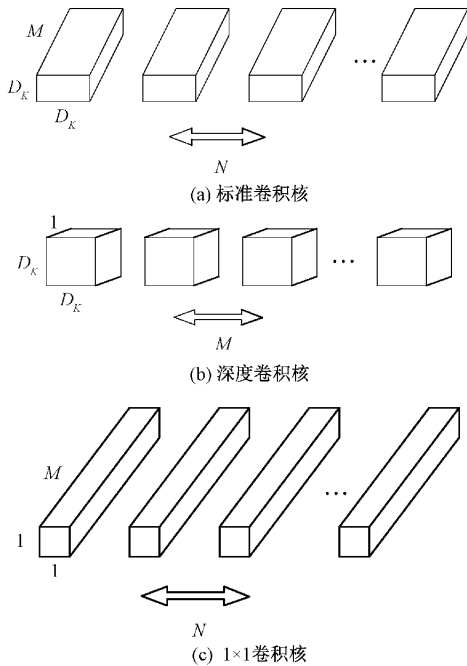


图 14 Mobile-net 模型

4.3 方法选择

通过图像采集以及数据增强等方式总共获得 900 张有效样本,依据图像预处理阶段样本 70%、15%、15%的拆分比例,约有 600 张图像用于本阶段的模型训练,135 张图像用于评估测试。选用 Alex Net、Enhanced、Mobilenet_v2、Resnet50 和 Compact 这 5 个模型对其进行训练, Halcon 中算子库中自带的这些分类模型,已经接受过大量的数据训练,本课题只需要使用一定数量的目标数据集加以训练即可。

训练过程中的错误率曲线如图 15 所示。曲线为实线部分是验证过程错误率图,曲线为虚线部分是训练错误率曲线图,曲线图的下降趋势保持一致,并处于不断趋向于 0 的状态,迭代初期错误率短暂上升,随后急剧下滑,经过数次迭代后曲线趋于平稳,表示训练过程趋向于稳定。

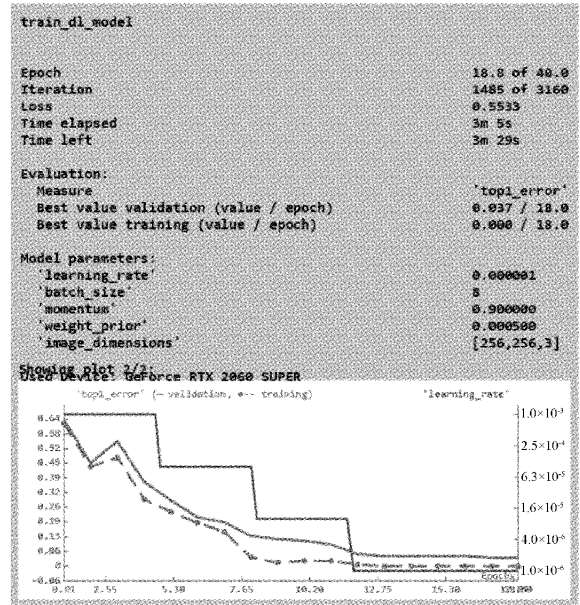


图 15 错误率曲线

本文使用准确率(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)、F1 值这几个标准进行作为实验结果判定指标,具体定义分别如式(7)~(10)所示。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \times 100\% \quad (7)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (10)$$

式中:TP 为真正例;TN 为真反例;FP 为假反例;FN 为假反例。

如表 2 所示,仅从模型训练得分情况来看, Alex Net 模型与 Resnet50 模型表现最好,但过高的分类精确率和召回率表明深度网络模型可能存在过拟合现象, Alex Net 模型相对其他模型网络结构更加复杂,而在实际训练过程中耗时较长,因此不选择 Alex Net 模型与 Resnet50 模型。相较于其他 4 个模型, Compact 模型分类精确率低且极不稳定,将其剔除。最后比较 Enhanced 与 Mobilenet_v2 各项指标,经模型训练对比,发现 Mobilenet_v2 模型的性能较优,因此将 Mobilenet_v2 模型应用到玫瑰花俯视图分类系统中。

4.4 模型评估

网络模型训练完成之后,为了更好地应用于机器视觉分级实验,需要调用测试集对训练完成的网络分类模型进行评估。对模型较为直观的评价指标就是模型的泛化性能。借助混淆矩阵评估预测的准确率。

分类结果可通过调用 get_dl_classifier_image_results

表2 模型训练得分值对比

模型名称	Accuracy	Precision	Recall	F1
Alex Net	0.970	0.971	0.970	0.969
Mobilenet_v2	0.910	0.916	0.909	0.908
Resnet50	0.962	0.965	0.962	0.961
Compact	0.820	0.843	0.818	0.816
Enhanced	0.863	0.866	0.863	0.861

算子查看,分析分类异常现象的原因可通过调用热度图的方式,即调用 dev_display_dl_classifier_heatmap 算子。查看热度图可以看出是图像中的具体某块区域影响了预测的结果,找出异常原因,并将分类实验改进方案应用于下一次的模型训练中。通过不断发现问题,找出异常状况,不断持续优化,最终获得一个较为理想的训练网络模型。下表为模型评估阶段生成的混淆矩阵,混淆矩阵主要用于展示测试数据集应用于训练完成后的模型中得出的预测值与实际值的结果,由混淆矩阵可以计算获得多个评估值,混淆矩阵如表3所示。

表3 混淆矩阵

	A+	A	B	C	D	E
A+	23	0	0	0	0	0
A	0	22	0	0	0	0
B	0	0	21	1	0	0
C	0	0	0	21	0	0
D	0	0	1	0	21	6
E	0	0	0	0	1	16

4.5 分类结果综合分析

通过测量结果与俯视图分类结果的综合分析,并将获得的分级结果进行综合评判。玫瑰花分级标准与“木桶理论”类似,取花茎测量结果与俯视图分类结果中较差的等级作为综合评价结果。判别矩阵如表4所示,评判准则模型如图16所示。

表4 判别矩阵

	A+	A	B	C	D	E
A+	A+	A	B	C	D	E
A	A	A	B	C	D	E
B	B	B	B	C	D	E
C	C	C	C	C	D	E
D	D	D	D	D	D	E
E	E	E	E	E	E	E

等级优先原则: $A^+ > A > B > C > D > E$

判别准则: $A^+ + A \rightarrow A; A + B \rightarrow B; B + C \rightarrow C; C + D \rightarrow D; D + E \rightarrow E$

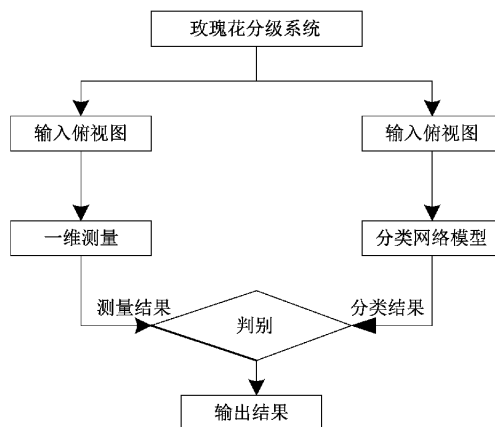


图16 评判准则模型

5 结果与分析

为检验该系统的稳定性和可靠性,将200张经过人工标记并包含不同等级的玫瑰花图像分为4组,通过机器视觉系统输入至俯视图分类系统中进行等级分类验证,验证结果如表5所示;同时随机选择10枝玫瑰花用于一维测量系统的验证,进行花茎长度的测量,并与手工测量的数值对比,对比结果如表6所示。经计算,俯视图分类平均准确率达到了94%,花茎测量结果也都在误1cm范围之内,实验证明,分级系统准确可靠,达到初步设定的要求。

表5 俯视图分类结果

序号	样本数量	识别正确数量	正确率/%
1	50	49	98
2	50	45	90
3	50	48	96
4	50	46	92

表6 花茎测量结果

序号	测量尺寸/cm	手工测量/cm	差值/cm
1	75.35	75.1	0.25
2	70.29	70.2	0.09
3	65.20	66.0	0.80
4	60.00	60.1	0.10
5	55.20	54.3	0.90
6	75.10	75.0	0.10
7	72.16	72.2	0.04
8	68.50	69.0	0.50
9	58.75	59.0	0.25
10	63.38	63.2	0.18

采用本文方法对玫瑰鲜切花进行分级检测,大多数样本能够得到有效分级,但有少数样本存在误判的情况,排除测量误差和人工误判的情况,分析存在的原因有:1)由

于试验条件的影响,试验装置未配备匀速运行的传送带,玫瑰花在拍照过程中的徒手放置可能会影响玫瑰花的拍摄效果,将高等级玫瑰鲜切花误判为等级较低的玫瑰鲜切花。2)受机器视觉的成像范围影响,玫瑰花底部和下侧的缺陷无法被检测,造成较低等级的玫瑰鲜切花被误判为较高等级的玫瑰鲜切花。

6 结 论

搭建了机器视觉平台,在无行业统一玫瑰鲜切花分级阶段的情况下,归纳总结文献资料,并根据现有的人工玫瑰鲜切花分级的作业流程和作业规范,制定了玫瑰鲜切花分级标准。

在图像平滑与去噪过程中,发现中值滤波法在 1×1 规格的模板处理效果最佳,随着模板尺寸规格的增大,噪声虽然得到完全处理,但图像也会愈加模糊。

基于深度学习网络模型搭建了机器视觉系统,使用不同模型进行对比分析,发现 Moblienet_v2 优化相较于其他模型有着准确率高,训练时间短的优点。建立了判别准则模型,实现了对玫瑰花的精确分级,有望为玫瑰花的智能分级提供参考。

参考文献

- [1] 吴孟霖. 生鲜农产品拍卖市场物流流程与布局规划[D]. 昆明:昆明理工大学, 2017.
- [2] BROSNAN T, SUN D W. Inspection and grading of agricultural and food products by computer vision systems—a review[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2002, 36(2): 193-213.
- [3] 孙荣荣, 宋健宇, 张明, 等. 中国柑橘外部品质机器视觉检测分级技术研究现状与展望[J]. *农业工程*, 2019, 9(1): 47-51.
- [4] 张鑫, 缪楠, 高继勇, 等. 基于电子舌和 WGAN-CNN 模型的小麦贮存年限快速检测[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(6): 176-183.
- [5] IRERI D, BELAL E, OKINDA C, et al. A computer vision system for defect discrimination and grading in tomatoes using machine learning and image processing[J]. *Artificial Intelligence in Agriculture*, 2019, DOI: 10.1016/j.aiaa.2019.06.001.
- [6] 黄辰, 费继友. 基于图像特征融合的苹果在线分级方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(1): 285-291.
- [7] 杨意, 初麒, 杨艳丽, 等. 基于机器视觉的白掌组培苗在线分级方法[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(8): 33-40.
- [8] 王珊, 薛新宇, 郭祥雨. 基于机器视觉的油菜菌核病分级检测研究[J]. *中国农机化学报*, 2022, 43(5): 47-53.
- [9] 徐海卫, 胡常安, 汤江文, 等. 基于机器视觉的神经网络在茶叶鉴别中的应用[J]. *中国测试*, 2014, 40(3):

89-92.

- [10] 王跃文. 基于机器视觉的观叶盆栽分级方法研究[D]. 广州:华南农业大学, 2017.
- [11] 吴超. 基于计算机视觉的玫瑰鲜切花质量分级评价[D]. 昆明:昆明理工大学, 2019.
- [12] 李想. 基于计算机视觉的花卉分级系统研究[D]. 天津:天津理工大学, 2015.
- [13] JAIN V, YADAV A. Analysis of performance of machine learning algorithms in detection of flowers[C]. 2021 Third International Conference on Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks (ICICV), 2021.
- [14] LI X X, LV R, YIN Y Z, et al. Flower image classification based on generative adversarial network and transfer learning [J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021, DOI: 10.1088/1755-1315/647/1/012180.
- [15] 伍锡如, 邱涛涛, 王耀南. 改进 Mask R-CNN 的交通场景多目标快速检测与分割[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42(7): 242-249.
- [16] 国家市场监督管理总局. 月季切花等级: GB/T 41201-2021[S]. 国家标准化管理委员会, 2021.
- [17] WANG T, XU X, SHEN F M, et al. A cognitive memory-augmented network for visual anomaly detection [J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2021, 8(7): 1296-1307.
- [18] 王煜, 刘敏. 基于支持向量机的规则零件检测技术研究[J]. *电子测量技术*, 2012, 35(1): 80-84.
- [19] 雷江波, 王泽民, 李静. 基于 Faster R-CNN 的破片群图像目标检测研究[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(1): 70-74.
- [20] 王福斌, 陈波, 沈小伟. 基于 Halcon 的单目相机标定案例实现[J]. *实验技术与管理*, 2021, 38(10): 87-93.
- [21] 肖苏华. 机器视觉技术基础[M]. 北京:化学工业出版社, 2021.
- [22] 孙俊, 朱伟栋, 罗元秋, 等. 基于改进 MobileNet-V2 的田间农作物叶片病害识别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(22): 161-169.
- [23] 苏庆, 林华智, 黄剑锋, 等. 结合 CNN 和 Catboost 算法的恶意安卓应用检测模型[J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(15): 140-146.

作者简介

严智才, 硕士研究生, 主要研究方向为智能制造技术。

E-mail: 1518469527@qq.com

罗璟(通信作者), 硕士, 副教授, 主要研究方向为智能制造技术。

顾满局, 硕士研究生, 主要研究方向为工业工程。