

基于融合注意力机制的苹果品种分类方法

耿磊^{1,2} 黄亚龙^{2,3} 郭永敏^{2,4}

(1. 天津工业大学生命科学学院, 天津 300387; 2. 天津工业大学光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387;
3. 天津工业大学电子与信息工程学院, 天津 300387; 4. 天津工业大学机械工程学院, 天津 300387)

摘要: 不同品种苹果之间往往存在较大的价格差异, 为了防止从采购到销售过程中因苹果品种分类不当产生经济损失, 提出了一种基于融合注意力机制的自动识别和分类模型 EBm-Net (针对苹果类型)。该模型通过融合通道注意力和空间注意力机制充分提取了苹果表面的形状轮廓特征和颜色纹理特征, 从而进一步增加苹果类型之间的特征距离。同时, 从特征图和类别概率统计图 2 方面证明了 EBm-Net 在苹果品种分类方法上的有效性。实验结果表明, EBm-Net 网络模型在红富士、乔纳金、秦冠、小国光、金冠、澳洲青苹、嘎啦上的分类准确率分别为 96.25%、96.25%、100%、92.50%、98.75%、100% 和 93.75%, 7 种苹果类型的总体分类准确率高达 96.78%。因此, 将视觉图像与深度学习相结合对苹果品种进行分类和识别是可行的, 为苹果品种的实时检测提供了一种新的方法。

关键词: 苹果; 品种分类; 融合注意力机制; 卷积神经网络; 特征提取

中图分类号: S661.1 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)06-0304-07 **OSID:** 

Apple Variety Classification Method Based on Fusion Attention Mechanism

GENG Lei^{1,2} HUANG Yalong^{2,3} GUO Yongmin^{2,4}

(1. School of Life Sciences, Tiangong University, Tianjin 300387, China
2. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and Systems, Tiangong University, Tianjin 300387, China
3. School of Electronics and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China
4. School of Mechanical Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Each apple is unique but can be classified into an “apple type” via features such as color, contour, texture, and other physical characteristics. Many apple growers classify apple types manually, often at great expense due to misclassification errors, low efficiency, inconsistent results, and high labor costs. Therefore, a real-time apple type detection and classification system is needed to prevent these complications, which typically happen in the period between sourcing and sales. To automate apple type classification, EBm-Net, an automatic identification and classification model was proposed based on a dual-branch structure network. The model fully extracted the contour, color, and texture characteristics of an apple’s surface by fusing channel attention and spatial attention mechanisms; this was done to further increase the feature difference between apple types by using a distance metric. The effectiveness of the EBm-Net apple type classification method was validated by analyzing its feature map and category probability statistics map. Experimental results showed that the classification accuracy of the EBm-Net model applied to Red Fuji, Jonagold, Qin Guan, Xiao Guoguang, Golden Crown, Granny Smith, and Gala apples was 96.25%, 96.25%, 100%, 92.50%, 98.75%, 100% and 93.75%, respectively; the overall classification accuracy of the seven apple types was as high as 96.78%. Therefore, it was feasible to use visual images combined with deep learning to classify and recognize apple type, which provided a method for real-time autonomous apple type classification.

Key words: apple; variety classification; fusion attention mechanism; convolutional neural network; feature extraction

0 引言

苹果具有很高的营养价值,其果实富含矿物质和维生素,在世界果品市场上占据着重要地位。然而苹果品种繁多,不同种类的田间栽培条件、采后贮藏特性以及价格均差别较大,且有些苹果品种在成熟期其外形、色泽、风味差异较大,例如:金冠、澳洲青苹、秦冠,感观易于辨别;有些则成熟期尺寸、着色、口感均比较接近,例如:红富士、乔纳金、小国光、嘎啦等,非专业人员品评辨识准确率不高,更难以在采后处理流水线上快速鉴别。由于苹果品种分类通常以人工为主,劳动强度大,成本高和效率低。因此为推进苹果产业智能化生产经营水平,提高苹果供应能力及果实优质率,亟需一种简便、无损、高效的苹果品种快速鉴别方法。

近年来,国内外研究者针对苹果品种分类问题在高光谱成像技术^[1]、近红外光谱技术^[2-3]、电子鼻技术^[4-5]、视觉图像与机器学习方法^[6]等方面开展了相关研究。尽管这些方法取得了成功,然而,近红外光谱技术只提供对检验客体某一较小区域的光谱信息,无法得到样本的空间信息,因而存在检测范围小和信息获取量少的弊端;电子鼻技术虽然可以方便地获得大量的气体传感器阵列数据,但是这些数据不仅含有被测对象的信息,还夹杂有噪声,因此,噪声的存在会导致最终的结果出现偏差;高光谱检测系统成本高,耗时,难以满足工程化应用。而应用传统的图像处理技术,易受环境等外在因素的影响,特征提取难度较大;另外,图像不能直接作为支持向量机(SVM)的输入,并且很难避免复杂的图像处理。

近年来,随着大数据技术的发展以及计算机算力的大幅提升,深度学习尤其是卷积神经网络(CNN)在图像分类领域取得了良好的结果。LeNet 是 LECUN 等^[7]提出的最具代表性卷积神经网络之一,由卷积层、池化层和全连接层组成,在手写数据集分类方面表现出高精度,并成为典型的网络结构,该网络为卷积神经网络的发展奠定了基础。AlexNet 是由 KRIZHEVSKY 等^[8]提出的,首次在 CNN 中成功应用了 ReLU 激活层、局部响应归一化层、丢失层和重叠池化层,从而加速了网络训练的收敛并防止了过拟合的出现。SIMONYAN 等^[9]提出的 VGG 率先在每个卷积层中使用更小的卷积,并将它们组合成卷积序列,其核心模块简单堆叠的思想对后续卷积神经网络的发展具有很大的启发。SZEGEDY 等^[10]创建了 GoogLeNet,通过引入 Inception 模块提高了 GoogLeNet 的模型分类精度,

采用平均池化层替换全连接层。HE 等^[11]提出 ResNet,引入了跳跃连接的结构,在深化网络层数量的同时,有效解决了梯度分散引起的精度下降问题,提高了网络训练模型的泛化能力。SqueezeNet^[12]、DenseNet^[13]、MobileNet^[14]等网络模型从减少参数数量的角度设计了更加轻量化的网络模型。HU 等^[15]提出的 SENet 关注通道之间的关系,该模型可以自动学习到不同通道特征的重要程度。

通过以上对 CNN 的发展分析可知,相比于传统的神经网络,卷积神经网络在结构上进行了优化,利用局部感知和全局共享技术,不仅能够减少网络参数数量,还使其性能更加接近生物神经网络。在苹果识别和分类中,深度学习的作用越来越突出^[16-17]。ALSHAWWA 等^[16]提出了一种基于深度学习的苹果分类方法,以原始图像作为输入,使用 CNN 来提取特征,网络由 4 个带有 RELU 激活功能的卷积层组成,每个卷积层后面是最大池化层,最后利用 CNN 实现了 13 种苹果类型的分类。张力超等^[17]对 LeNet-5 架构进行改进,用于苹果种类识别,以 64 像素×64 像素的彩色图像作为输入,在全连接层之前加入 Flatten 层压缩三维彩色图像维度,并通过实验找出该模型中最优超参数,最后该模型对红富士和红元帅 2 种苹果的分类识别率达 93.70%。文献[18-19]方法都实现了较好的分类结果,但所选苹果类型易于区分,且并未对各类别品种分类结果进行分析。目前国内苹果分类主要运用 SVM 等传统机器学习算法和 LeNet-5 等浅层 CNN 算法,有关 ResNet 等深层 CNN 算法的应用较少。利用加入融合注意力模块的 ResNet 模型对苹果进行分类识别,并与浅层 CNN (AlexNet 和改进型 LeNet-5)以及常用 CNN 进行对比,以评估苹果分类常用算法的性能。因此,深度学习算法在图像特征的提取上虽然有了较大突破,但构建的数据集和选取的网络也影响着网络最终的分类结果。

考虑到苹果品种分类现有方法的局限性以及卷积神经网络在图像分类任务上的优越性,本文提出 EBm-Net 网络模型,通过融合通道注意力和空间注意力机制对苹果品种进行分类。

1 分类方法建立

1.1 数据采集

苹果图像采集系统构成如图 1 所示。该系统主要由 HIKVISION MV-CE013-50GC 型彩色工业相机、球积分光源、工业相机万向架、镜头和计算机构成。在整个系统中,相机采用夹持的方式,将其固定于万向架的夹片上,使球积分光源穿过相机镜头并

绑定在万向架上。苹果放在光源中心位置,并使相

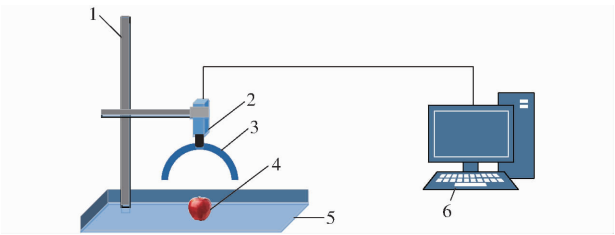


图 1 图像采集系统构成图
Fig. 1 Schematic of image acquisition system

1. 万向架 2. 相机 3. 球积分光源 4. 苹果样本 5. 底座 6. 计算机

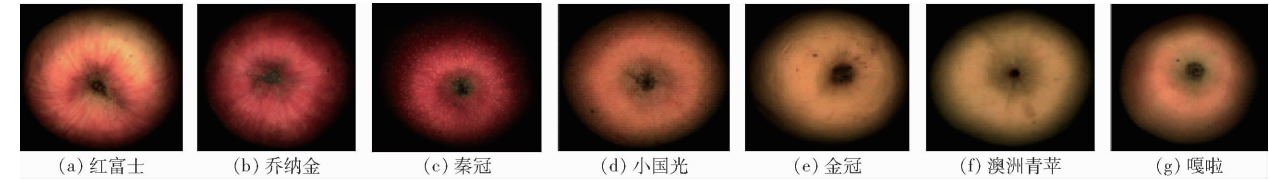


图 2 7 个品种苹果图像
Fig. 2 Seven varieties of apple images

1.2 EBm-Net 网络模型

本文以 ResNet 网络为主干网络,设计并提出了 EBm-Net 网络模型,该模型具有以下特点:

- (1)可以提取多尺度信息。由于红富士与乔纳金、小国光与嘎啦两两类间差异较小,这就要求网络模型具有多尺度信息。EBm-Net 网络模型采用融合注意力结构使模型可以提取苹果图像的多尺度信息。
- (2)引入注意力机制。专业鉴定人员基于人工样照对比法进行分类时,重点关注苹果形状轮廓和颜色纹理的特征,EBm-Net 网络模型采用通道加权的方式引入了融合注意力机制,使其重点关注苹果表皮局部与全局的颜色和纹理特征,进而增大类间

机垂直于苹果表面。最后通过计算机采集苹果图像,图像分辨率为 1 280 像素×960 像素。

本文选取完整、无机械损伤的苹果作为样本。收集了 7 种类型的苹果,每种 100 个,共 700 个苹果,分别为红富士、乔纳金、秦冠、小国光、嘎啦、金冠、澳洲青苹。然后,利用图像采集系统对每个苹果采集 4 幅图像,共计 2 800 幅。按照比例 6:2:2 随机将数据集分为训练集、验证集、测试集,即每类品种苹果 240 幅训练图像,80 幅验证图像,80 幅测试图像。部分实验样本如图 2 所示。

差异。

1.2.1 EBm-Net 总体结构

本文所提网络的整体结构如图 3 所示,其中,注意力模块由级联的 4 个 Attention Block 组成,每 2 个 Attention Block 之间都会有一个 Maxpooling 层将特征图的尺寸减半,图中 0.016、0.008 等数值表示输出概率预测值。其具体流程为:首先,将不同品种的苹果图像输入到 7×7 卷积层;其次,将卷积核作用后的图像通过 Maxpooling 层再经过注意力模块输出特征图;最后,经过全局平均池化层后输入到全连接层,输出分类预测结果。EBm-Net 网络模型的具体参数如表 1 所示。

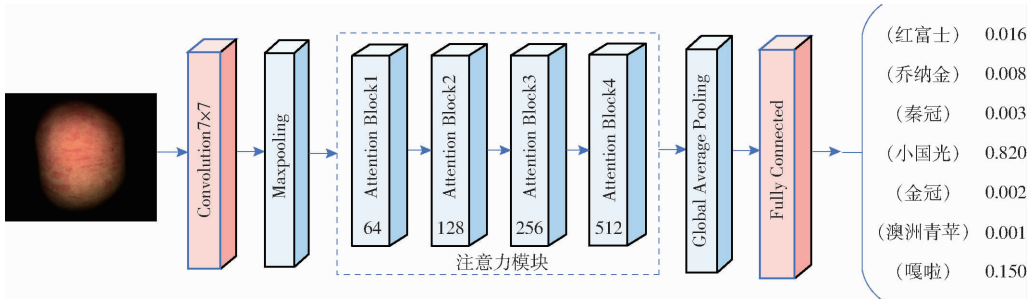


图 3 EBm-Net 网络总体结构图
Fig. 3 Overall structure diagram of EBm-Net network

1.2.2 注意力核心模块

在苹果品种分类任务中,重点是提取不同种类图像的形状轮廓和颜色纹理特征。基于以上目的,本文在注意力机制(BAM)^[20]基础上,将局部跨信道交互策略(Efficient channel attention)^[21]作为通道注意力模块,空间注意力机制不变,将此模块命名为融合注意力模块。其具体网络结构如图 4 所示。

如文献[14]所述,对于给定的特征图 $F \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$,BAM 可以得到一个 3D 的注意力图 $M(F) \in \mathbf{R}^{C \times H \times W}$,得到细化特征图 $F' = F + F \otimes M(F)$,其中 $\otimes$ 表示逐元素相乘。 $M(F)$ 为

$$\begin{aligned} M(F) &= \sigma(M_c(F) + M_s(F)) \\ (M_c(F) \in \mathbf{R}^C, M_s(F) \in \mathbf{R}^{H \times W}) \end{aligned} \tag{1}$$

式中 F ——特征图
 $M(F)$ ——注意力图

表 1 EBm - Net 网络参数

Tab. 1 EBm - Net network structural parameters

层	输出尺寸
输入	224 × 224 × 3
卷积 7 × 7	112 × 112 × 64
最大池化	56 × 56 × 64
Attention Block1 (2)	56 × 56 × 64
Attention Block2 (2)	28 × 28 × 128
Attention Block3 (2)	14 × 14 × 256
Attention Block4 (2)	7 × 7 × 512
Element-wise addition	7 × 7 × 512
全局平均池化	1 × 1 × 512
全连接	1 × 1 × 7

注:括号中的数字表示对应层中的 bottleneck 数量,最后全连接层输出的维度 7 为类别数。

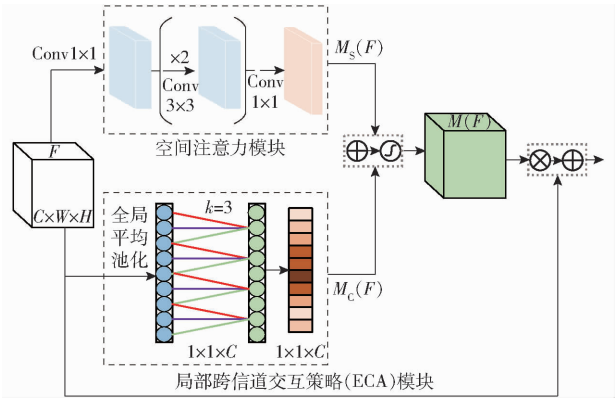


图 4 融合注意力模块的网络结构

Fig. 4 Network structure of fusion attention modules

$M_c(F)$ ——通道注意力
 $M_s(F)$ ——空间注意力
 C ——通道维数
 W ——卷积运算后得到的图像宽
 H ——卷积运算后得到的图像高
 σ ——sigmoid 函数

ECA 模块将特征图的每个通道视为特征检测器,通过全局平均池化层得到聚合特征图 $M_c(F)$,然后通过考虑每个通道及其 k 个邻居来捕获局部跨通道交互信息,最后,通过执行 k 阶的快速 1D 卷积来生成通道权值。

空间注意力模块用于提取内部空间的关系,增强或抑制特征在不同的空间位置,使用扩张卷积代替标准卷积,有助于构建更有效的空间图。而空间分支采用 ResNet 建议的“瓶颈结构”,不仅节省了参数数量,还节省了计算开销。空间注意力 $M_s(F)$ 为

$$M_s(F) = \text{BN}(\left(f_3^{1 \times 1} \left(f_2^{3 \times 3} \left(f_1^{3 \times 3} \left(f_0^{1 \times 1}(F)\right)\right)\right)\right)) \quad (2)$$

式中 f ——卷积运算

$\text{BN}()$ ——批量归一化运算函数

通道缩减有 2 个 1×1 卷积。中间 3×3 扩张卷积用于聚合具有较大感受野的上下文信息。

从 2 个注意力模块中获取通道注意力 $M_c(F)$ 和空间注意力 $M_s(F)$ 后,将它们组合起来,生成最终的 3D 注意力图 $M(F)$ 。该模块沿 2 个独立的路径(通道和空间)推断注意力图,它通过许多参数在瓶颈处构建层次结构,并且可以使用任何前馈模型以端到端的方式进行训练。

综上所述,本文使用 ECA 模块作为通道注意力模块,可以提高各种深度卷积神经网络架构的性能。避免了降维,增加了通道间信息的交互,可以在保持性能的同时显著降低模型的复杂性。

2 分类有效性分析与性能对比实验

在以上构建的苹果数据集基础上,对本文提出的 EBm - Net 网络模型进行了训练及测试。其次从 EBm - Net 提取到的特征图、类别概率统计图 2 方面进行分析,证明 EBm - Net 网络模型在区分不同品种苹果上的有效性。同时,本文还将 EBm - Net 网络与常见的几种卷积神经网络以及不同分类方法进行实验对比,以客观评估本文所提方法的优越性。

2.1 实验环境与超参数

本文实验网络模型的操作平台为台式计算机,处理器为 Intel(R) Core(TM) i7 - 6800K CPU,默认频率 3.40 GHz,内存为 16.0 GB,GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1080Ti,开发环境为:Python 3.6, anaconda 1.9.12,CUDA 版本为 10.0, Windows 10 64 位操作系统。

本文采用 pytorch 深度学习框架,经反复测试得到的最佳配置超参数:学习率为 0.000 1,损失函数为交叉熵损失,使用了零均值归一化,训练轮次为 300。优化器为带动量(动量为 0.9)的 SGD,L2 正则化(权重衰减)系数为 5×10^{-4} 。由于输入到 EBm - Net 网络的苹果图像过大会导致网络参数量增大,训练较为缓慢;过小会导致丢失重要的纹理信息。为了平衡训练速度与精度,经实验将苹果图像调整为 224 像素 × 224 像素,并将其作为网络输入。

2.2 EBm - Net 模型训练及测试结果

本文所提 EBm - Net 网络模型、ResNet、BAM_ ResNet 在训练阶段得到的损失值曲线和准确率曲线如图 5 所示。

由图 5a 可知,训练开始时损失衰减最快的是 EBm - Net,其次是 BAM_ResNet,最慢的是 ResNet。从整体损失值变化过程来看,EBm - Net 振荡幅度较小,曲线较平滑,而 ResNet 损失值振荡较大,当训练至 200 个周期后才稳定下来。由图 5b 可知,EBm - Net 和 BAM_ResNet 在训练过程各个阶段的准确率

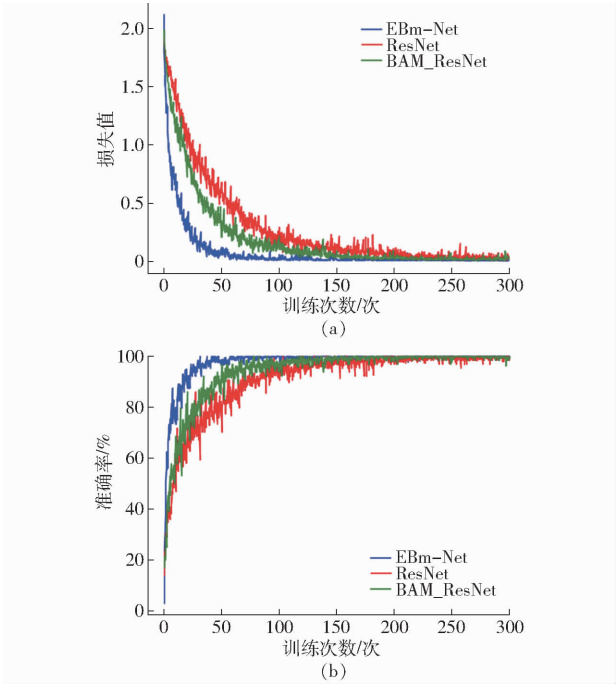


图 5 ResNet、BAM_ResNet 和 EBm-Net 网络在训练阶段的损失值和准确率曲线

Fig.5 Loss and accuracy curves of ResNet, BAM_ResNet and EBm-Net networks in training phase

都高于 ResNet 网络模型,这主要是由于注意力模块提取了丰富的苹果外形特征和颜色纹理特征,使得网络学习到的特征中表面颜色纹理的特征信息所占比重更大,网络更倾向于根据苹果表皮局部与全局的颜色纹理特征做出最终的判别,更符合实际分类的标准。

EBm-Net 网络模型在测试集上生成的混淆矩阵如图 6 所示。分类准确率及错分数如表 2 所示。

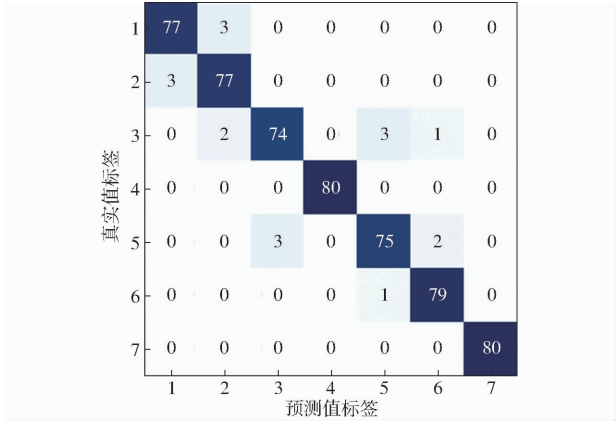


图 6 EBm-Net 网络模型在测试集上生成的混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrix generated by EBm-Net network model on test set

由图 6 和表 2 可知,EBm-Net 网络模型在红富士、乔纳金、秦冠、金冠、澳洲青苹上的分类准确率均达到了 96.00% 以上。但在小国光和嘎啦上的准确率仅有 92.50% 和 93.75%,并清晰地说明 3 个错分

苹果被错分成了哪些类型。其中标签 1 代表红富士,标签 2 代表乔纳金,有 3 个苹果被相互错分,这是由于两者在纹理上部分特征较为相似,进而导致错分。标签 3 代表小国光,标签 5 代表嘎啦,标签 6 代表金冠,小国光苹果有 2 个错分成了乔纳金,3 个错分成了嘎啦,1 个错分成了金冠,而嘎啦苹果有 3 个错分成了小国光,2 个错分成了金冠,这是由于嘎啦与小国光苹果在其外观形态上具有一定的相似性,但总体来看,嘎啦苹果较小,同时这 2 种类型苹果与金冠苹果在其颜色上有较少部分相似,从而导致以上的错分。另外,标签 4 与标签 7 分别代表秦冠与澳洲青苹,这 2 类均无错分,得到了较好的分类结果。

表 2 每种苹果的分类准确率及错分数
Tab.2 Classification accuracy and number of misclassifications for each type of apple

苹果种类	测试集准确率/%	错分数/个
红富士	96.25	3
乔纳金	96.25	3
秦冠	100	0
小国光	92.50	6
金冠	98.75	1
澳洲青苹	100	0
嘎啦	93.75	5

2.3 EBm-Net 分类有效性分析

由于神经网络模型可解释性较差,从特征图、类别概率统计图 2 方面证明 EBm-Net 网络模型在苹果品种分类这一任务上的有效性。

2.3.1 特征图分析

神经网络的特征图可以对网络模型提取到的特征进行可视化。EBm-Net 网络模型的部分特征图如图 7 所示。

由图 7 可知,红富士与乔纳金外观形态比较相似,从专业鉴别人员来看,红富士花纹宽且稀疏,乔纳金花纹细且密集,模型提取的特征图中能够较好地突出两者的特点,可以较明显区分开。同时,小国光与嘎啦在外观形态上也比较相似,但小国光花纹较粗糙,嘎啦花纹较光滑,从其模型提取的特征图中也可以较明显区分开,由此可以说明,本文提出的 EBm-Net 网络模型具有很强的鲁棒性,可以有效缓解噪声、光照不均匀等影响。同时,提出的 EBm-Net 网络模型更加突出了苹果的轮廓和纹理特征。另外,秦冠苹果纹理呈现点状,特征相比其他类型较明显,澳洲青苹颜色为绿色,金冠颜色为黄色,两者在颜色上可以较明显区别。因此,这 3 类苹果在颜色以及纹理形态上易于区分。

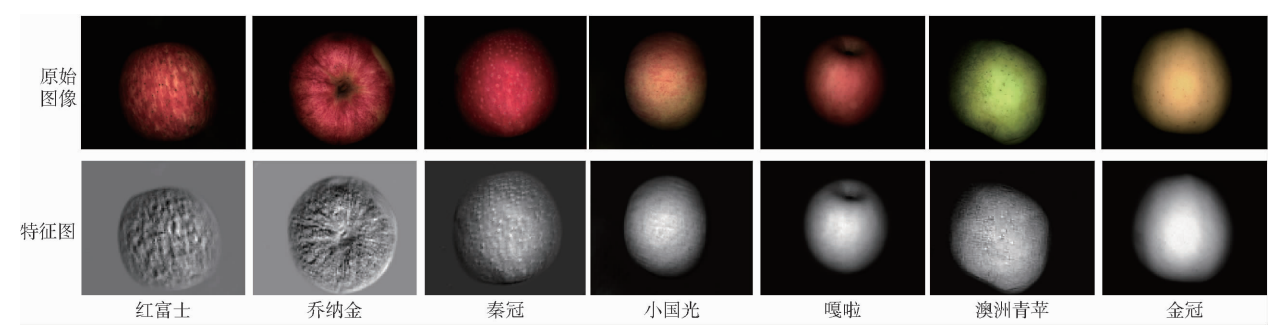


图 7 EBm-Net 网络模型的部分特征图

Fig. 7 Partial feature map of EBm-Net network model

2.3.2 类别概率统计图分析

苹果图像输入到加载了模型参数的 EBm-Net 网络中,在最后的全连接层输出属于每一类别的得分,之后经过 Softmax 函数会得到属于每一类别的概率。本文随机选取了 2 幅分类正确的图像作为示例,其概率统计图如图 8 所示。

通过图 8a 可知,当标签为 1(红富士)时,网络输出品种 1(红富士)的预测结果为一个接近 1 的高置信度值,而对其他 6 种类别的苹果的预测值很低。通过图 8b 可知,当标签为 4(小国光)时,网络输出品种 4(小国光)的预测结果为一个接近 0.7 的高置信度,对品种 5(嘎啦)的预测结果为一个相对较高的置信度,说明网络对两类的结果预测差别不大,这也与以上分析的 2 类品种特征较为相似一致,而对其他 5 种类别的苹果的预测值很低,从侧面说明了 EBm-Net 网络模型的鲁棒性。

2.4 消融实验

在本文数据集的基础上,验证未加 ECA 模块之前的结果,并与本文所提出的模型对比。其中, BAM_ResNet 表示在残差网络的基础上级联 BAM。实验结果如表 3 所示。

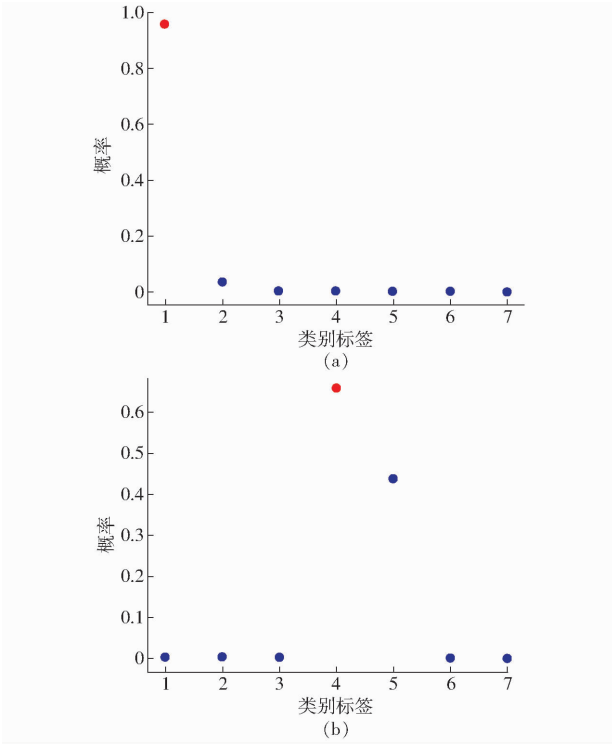


图 8 网络模型输出概率统计

Fig. 8 Network model output probability statistics charts

表 3 消融实验准确率								
Tab. 3 Accuracy of ablation experiment								%
模型	测试集	红富士	乔纳金	秦冠	小国光	金冠	澳洲青苹	嘎啦
ResNet	94.46	95.00	95.00	100	95.00	88.75	96.25	91.25
BAM_ResNet	95.71	95.00	95.00	100	91.25	93.75	98.75	96.25
EBm-Net(本文方法)	96.78	96.25	96.25	100	92.50	98.75	100	93.75

由表 3 可知,EBm-Net 网络模型比 ResNet、BAM_ResNet 在测试集上的准确率分别提高了 2.32、1.07 个百分点,说明融合注意力模块所提取到的特征对不同品种苹果的分类有效。也说明了 ECA 模块可以更好地提取苹果的外形特征和颜色纹理特征。

2.5 与其他卷积神经网络对比

在本数据集的基础上,对比 EBm-Net 网络模型与其他经典网络在不同品种苹果分类上的性能,结果如表 4 所示。

由表 4 可知,本文提出的 EBm-Net 模型达到了最好的效果,不仅总体分类识别率达到最高,而且各类识别率也都达到最高。虽然其他图像分类网络在图像分类挑战中取得了良好的结果,但不适合苹果品种分类任务。因此,EBm-Net 模型比其他图像分类网络更适合用于提取不同品种苹果的外形轮廓特征和颜色纹理特征。

2.6 不同分类方法对比

在本文所提方法之前,其他方法在对苹果品种进行分类时,种类较少且分类准确率较低。另外,传

表 4 不同卷积神经网络模型的分类准确率

Tab.4 Comparison of classification accuracy of different convolutional neural network models								%
模型	总体	红富士	乔纳金	秦冠	小国光	金冠	澳洲青苹	嘎啦
LeNet-5	67.50	78.75	57.50	93.75	82.50	37.50	65.00	57.50
AlexNet	68.21	81.25	60.00	98.75	86.25	22.50	70.00	58.75
SqueezeNet	93.39	92.50	95.00	98.75	91.25	91.25	100	85.00
VGG	89.64	92.50	90.00	96.25	88.75	73.75	97.50	88.75
GoogleNet	94.64	95.00	95.00	98.75	90.00	90.00	100	93.75
MobileNet	93.39	96.25	92.50	100	88.75	85.00	98.75	92.50
ShuffleNet ^[22]	90.18	73.75	96.25	95.00	92.50	90.00	100	83.75
EfficientNet ^[23]	93.21	95.00	93.75	98.75	87.50	91.25	100	86.25
DenseNet	95.00	96.25	96.25	100	90.00	91.25	98.75	92.50
EBm-Net(本文方法)	96.78	96.25	96.25	100	92.50	98.75	100	93.75

统的苹果品种分类识别方法大多是基于 SVM 支持向量机、K 最近邻识别和多光谱技术,这些方法存在一定弊端,高光谱图像采集设备昂贵,很难满足苹果分类识别的工业化需求;传统的图像处理技术应用于苹果品种分类,难以提取图像特征;图像不能直接作为 SVM 的输入,并且很难避免复杂的图像处理。

而基于融合注意力机制网络的苹果品种分类的方法不仅可以对更多苹果种类进行分类识别,而且不需要复杂的图像前期预处理操作,可直接利用原始苹果图像数据进行网络模型训练,同时,能够取得更高的分类和识别精度。表 5 给出了不同分类方法的识别结果,本文所提方法分类准确率最高,达 96.78%。

表 5 不同分类方法比较

Tab.5 Comparison of different classification methods		
分类算法	品种类别	准确率/%
多特征融合和 SVM 支持向量机 ^[6]	布瑞本、金冠、澳洲青苹、蛇果	94.00
多元散射校正结合 K 最近邻识别模型 ^[3]	冰糖心、嘎啦、红富士	96.00
高光谱成像技术 ^[1]	乔纳金、红富士、秦冠	96.67
小波去噪和 SVM 支持向量机 ^[4]	红富士、花牛、姬娜	90.00
改进的 LeNet-5 ^[17]	红富士、红元帅	93.70
融合注意力网络(EBm-Net)	红富士、乔纳金、秦冠、小国光、金冠、澳洲青苹、嘎啦	96.78

3 结束语

本文建立了 7 种不同品种苹果的数据集,针对该数据集,提出了一种基于融合注意力结构的苹果种类自动鉴别模型 EBm-Net,该网络模型通过融合

通道注意力和空间注意力来充分提取苹果的外形轮廓和颜色纹理特征,进而增大各品种苹果的类间差异。同时,本文从特征图、类别概率统计图 2 方面证明了 EBm-Net 网络模型在不同种类苹果分类上的有效性,7 种苹果类型的总体分类准确率高达 96.78%。

参 考 文 献

[1] 马惠玲,王若琳,蔡聘,等. 基于高光谱成像的苹果品种快速鉴别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4): 305-312.
MA Huiling, WANG Ruolin, CAI Cheng, et al. Rapid identification of apple varieties based on hyperspectral imaging[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4): 305-312. (in Chinese)

[2] 尚静,张艳,孟庆龙. 光谱技术结合化学计量学识别苹果品种[J]. 北方园艺, 2019(16): 66-71.
SHANG Jing, ZHANG Yan, MENG Qinglong. Identification of apple varieties based on spectroscopy technology combined with chemometrics[J]. Northern Horticulture, 2019(16): 66-71. (in Chinese)

[3] 尚静,张艳,孟庆龙. 可见/近红外光谱技术无损识别苹果品种的研究[J]. 保鲜与加工, 2019, 19(3): 8-14.
SHANG Jing, ZHANG Yan, MENG Qinglong. Nondestructive identification of apple varieties by vis/nir spectroscopy[J]. Storage and Process, 2019, 19(3): 8-14. (in Chinese)

[4] 邹小波,赵杰文. 基于小波去噪和支持向量机的苹果品种识别法[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(3): 534-538.
ZOU Xiaobo, ZHAO Jiwen. Distinguishing cultivar apples by electronic nose based on multi-resolution decomposition and support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(3): 534-538. (in Chinese)

[5] 潘胤飞. 基于非线性模式识别的电子鼻技术在苹果分类中的应用[D]. 镇江: 江苏大学, 2003.
PAN Yinfei. The application to classifying apples using electronic nose based on nonlinear pattern recognition[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2003. (in Chinese)

[6] 雷欢,焦泽昱,马敬奇. 基于多特征融合与 SVM 的苹果品种快速识别算法[J]. 自动化与信息工程, 2020, 41(4): 13-17.
LEI Huan, JIAO Zeyu, MA Jingqi. Fast recognition algorithm of apple varieties based on multi feature fusion and SVM[J]. Automation & Information Engineering, 2020, 41(4): 13-17. (in Chinese)