

基于迁移学习的番茄叶片病害图像分类

王艳玲 张宏立* 刘庆飞 张亚烁
(新疆大学 电气工程学院, 乌鲁木齐 830047)

摘要 针对卷积神经网络对番茄病害识别需训练参数较多,训练非常耗时的问题,将迁移学习应用于 AlexNet 卷积神经网络,对病害叶片和健康叶片共 10 种类别的番茄叶片进行分类研究。使用 14 529 张番茄叶片病害图像,随机选择 70% 作为训练集,30% 作为验证集,对 AlexNet 卷积神经网络模型结构进行迁移,利用在 Imagenet 图像数据集上训练成熟的 AlexNet 模型和其参数对番茄叶片病害识别。在训练过程中,固定低层网络参数不变,微调高层网络参数,将番茄病害图像输入到网络中训练网络高层参数,用训练好的模型对 10 种类别的番茄叶片分类,并进行了 20 组试验。结果表明:该算法在训练迭代 474 次时使网络模型很好的收敛,网络对验证集的测试平均准确率达到 95.62%,与从零开始训练的 AlexNet 卷积神经网络相比,本研究算法缩短了训练时间,平均准确率提高了 5.6%。采用迁移学习所建立的病害分类模型能够对 10 种类别的番茄叶片病害快速准确地分类。

关键词 番茄; 卷积神经网络; 迁移学习; 特征提取; SVM; 病害分类

中图分类号 S436.412; TP391.41

文章编号 1007-4333(2019)06-0124-07

文献标志码 A

Image classification of tomato leaf diseases based on transfer learning

WANG Yanling, ZHANG Hongli*, LIU Qingfei, ZHANG Yashuo

(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830047, China)

Abstract In view of the convolutional neural network for identifying tomato diseases needs more training parameters and the training is very time-consuming, transfer learning is applied to the AlexNet convolutional neural network, and 9 types of disease leaves including healthy tomato leaves are classified. Using 14 529 tomato leaf images, 70% randomly selected as the training set and 30% as the validation set, the AlexNet convolutional neural network model structure was migrated and the mature AlexNet model and its parameters were trained on the Imagenet image dataset for tomato disease identification. During the training process, the fixed low-level network parameters are unchanged, the high-level network parameters are fine-tuned, the tomato disease image is input into the network to train the high-level parameters of the network, and the trained model is used to classify the 10 types of tomato leaves, and 20 groups of experiments are carried out. The results show that the proposed algorithm converges well in the network of 474 training iterations, and the average accuracy of the network to the verification set is 95.62%. Compared with the AlexNet convolutional neural network trained from zero, the training time is shortened and the average accuracy is increased by 5.6%. In conclusion, the disease classification model established by transfer learning can quickly and accurately classify 10 types of tomato leaf diseases.

Keywords tomato; convolution neural network; transfer learning; feature extraction; SVM; diseases classification

收稿日期: 2018-09-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(51767022)

第一作者: 王艳玲, 硕士研究生, E-mail: 745433659@qq.com

通讯作者: 张宏立, 副教授, 主要从事数字图像分析, 模式识别和优化算法等研究, E-mail: zhlxju@163.com

农作物病害不仅会影响农业生产产量,还会对食物安全产生威胁^[1]。由于病害症状复杂多变,业余人员容易诊断错误,往往需要专业技术人员才能准确识别诊断;此外,人工识别诊断植物病害耗时费力并且具有一定的主观性,导致农药错误使用,因此研究能快速准确识别植物病害的智能诊断系统至关重要。随着计算机视觉以及神经网络算法的不断发展,图像识别的准确率不断提高,人工智能技术正逐步应用于农作物耕作、采摘、病害检测等方面。

卷积神经网络在目标识别和图像分类中的性能在过去几年中取得了巨大的进步^[2-5]。传统的图像分类方法准确率不高的原因是需要图像预处理,特征提取,特征分类等繁琐步骤,预处理效果差异大,人工设计的特征提取器难以获得最接近目标自然属性的特征表达。卷积神经网络作为深度学习一种高效的方法^[4,6-8],已经成为众多科学领域的研究热点,由于该网络可以直接输入原始图像,避免对图像进行复杂前期预处理,因而得到更为广泛的应用^[9]。国内外针对农作物病害识别已提出许多方法:1)将颜色特征与传统区域生长算法结合对黄瓜病害图像分割,对分割后的图像分类^[10];2)对传统的卷积神经网络进行改进识别植物病害^[11-12];3)建立以编码器-解码器为基础的逐像素分类模型识别作物与杂草^[13];4)自适应加权的多分类器融合对玉米叶部病害识别^[14];5)使用 RGB+NIR 数据输入,实现了2个不同的卷积神经网络对作物和杂草的分类^[15]。已有研究证明卷积神经网络识别图像不需要执行繁琐的预处理、特征提取以及特征分类的步骤,虽然经过训练的模型可以很快地对图像进行分类,但训练大型神经网络是非常耗时的,且需要大量的数据集对网络进行训练。

近年来,迁移学习逐步应用于图像的分类,有研究将迁移学习和特征融合相结合,融合深度特征和浅层特征对图像有效的分类^[16]。也有研究利用不同的网络模型迁移学习,取得了较好的分类效果,其中以径向基神经网络为基础构造了迁移径向基神经网络^[17],在小样本情况下比传统神经网络具有更好的泛化性和鲁棒性;对 VGG-16 网络迁移学习^[18],将网络提取出图像特征迁移,并连接预先使用烟雾数据在网络中训练过的全连接层,得到的烟雾识别

模型有较高的烟雾识别率,试验精度达 96% 以上;使用 CaffeNet 卷积神经网络模型迁移学习^[19]对植物叶片病害分类,并对数据集使用了图像增强技术,在完成第一百次迭代训练后,获得了 96.3% 的总体精度;对 VGG-16 网络迁移学习^[20],并结合支持向量机(SVM)分类器分类算法,对 DR 图像进行分类,分类准确率达 93.1%。迁移学习在图像分类领域应用广泛,且能对图像快速有效的分类。本研究拟采用 AlexNet 卷积神经网络迁移学习,以期实现番茄叶片病害图像快速准确分类。

1 材料与方法

1.1 图像数据集

本研究采用 Plant Village 工程所收集的 14 529 张番茄叶片图像作为试验数据,此数据集共包含 9 类病害图像和 1 种健康图像,图像尺寸为 256 像素×256 像素。要对图像数据集进行分类,每张图像的尺寸应与卷积神经网络的输入尺寸相同,因此将图像的尺寸缩放为 227 像素×227 像素,除了调整图像大小外,还使用旋转、反射、剪切和平移转换的组合来增强图像,增强训练图像有助于防止网络过拟合。

1.2 研究方法

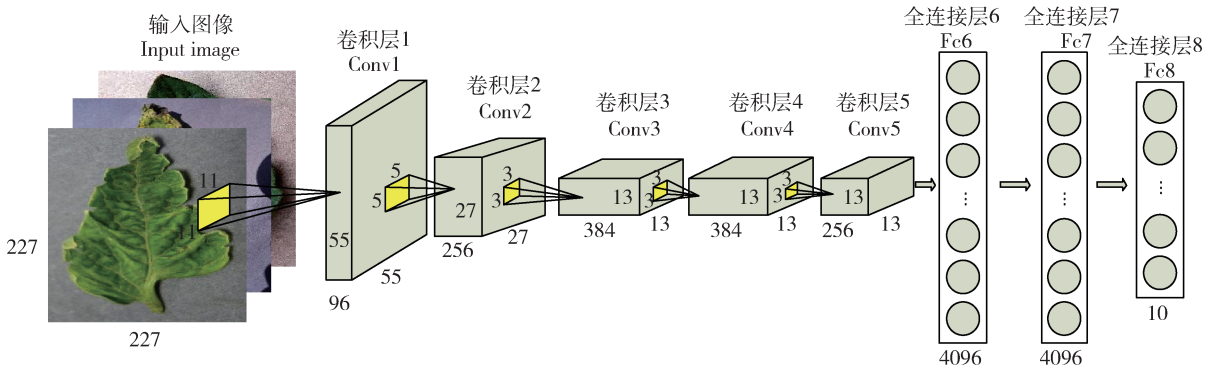
针对卷积神经网络病害识别需大量的样本对网络长时间训练,本研究结合卷积神经网络和迁移学习的思想,提出了一种基于模型迁移的方法对番茄病害进行分类。

本研究选用 AlexNet^[2]卷积神经网络对其进行模型参数迁移,该网络已经接受了约 100 万种图像的训练,可以对 1 000 种类别的图像分类,在图像分类领域上获得了很好的成果。AlexNet 是一个 8 层的卷积神经网络,前 5 层是卷积层,后 3 层为全连接层,其中最后一层采用 Softmax 进行分类,该模型采用 Relu 来取代传统的 Sigmoid 和 Tanh 函数作为神经元的非线性激活函数,并提出了 Dropout 方法来减轻过拟合问题。

由于大部分数据或任务存在相关性,所以通过迁移学习将 AlexNet 模型参数迁移到新的模型来加快新模型训练,从而加快并优化模型的学习效率,预训练网络最后一层参数为 1 000,为了使 AlexNet 卷积神经网络模型能够适应番茄叶片图

像的分类,需对模型最后一层的参数微调,根据本研究数据集指定最后一层完全连接层参数为10,本研究方法模型结构见图1,将数据集的70%用

作训练集,30%用作验证集,把番茄叶片图像作为网络的输入通过迁移学习重新训练网络并得出分类结果。



输入层图像尺寸为 227 像素×227 像素,卷积层 conv1~conv5 的卷积核数目分别为 96、256、384、384、256,卷积核大小分别为 11 像素×11 像素、5 像素×5 像素、3 像素×3 像素、3 像素×3 像素、3 像素×3 像素,全连接层 fc6、fc7、fc8 的输出单元数分别为 4 096、4 096、10。

The image scale of the input layer is 227 pixels×227 pixels; For conv1, conv2, conv3, conv4, and conv5 layers, the number of convolution kernels are 96, 256, 384, 384, and 256, respectively. The size of the convolution kernel is 11 pixels×11 pixels, 5 pixels×5 pixels, 3 pixels×3 pixels, 3 pixels×3 pixels, 3 pixels×3 pixels, respectively. Output units of fc6, fc7 and fc8 layers are 4 096, 4 096 and 10, respectively.

图1 本研究方法模型结构

Fig. 1 Model structure of the algorithm in this study

输入层:图像输入层定义了卷积神经网络的输入图像的大小,并包含图像的原始像素值。图像大小对应于该图像的高度、宽度和颜色通道数,对于灰度图像,通道数为1,彩色图像为3。

卷积层:卷积层由连接到输入图像的子区域的神经元或其之前的层的输出组成。卷积层在扫描图像时学习区域的局部特征,应用于图像中某个区域的一组权重称为过滤器,过滤器沿输入图像垂直和水平移动,移动的步长称为步幅。

Relu层:卷积层通常后跟一个非线性激活函数整流线性单元(ReLu),使用Relu层函数创建Relu层,Relu层对每个元素执行阈值操作,其中任何小于零的输入值都设置为零,函数定义为:

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

池化层:通常使用最大值池化和平均值池化进行下采样,降低特征图的维度,减少了在后几层中要学习的参数,还有助于减轻过拟合。

对于分类问题,Softmax层和分类层在最后一个完全连接层之后,可以分别使用Softmaxlayer和

Classificationlayer函数创建这些层,输出单元激活函数是Softmax,函数定义为:

$$y_i(x) = \frac{e^{a_i(x)}}{\sum_{k=1}^C e^{a_k(x)}} \quad \forall i \in 1 \sim C \quad (2)$$

式中: $a_i(x)$ 为第*i*个类别通道上的一个像素点*x*输出值;*C*为类别,在本研究中*C*=10; $y_i(x)$ 为此像素*x*属于第*i*个类别的概率。损失函数为交叉熵函数,函数定义为:

$$L = - \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^C t_{ki} \log(y_{ki}) \quad (3)$$

式中:*n*为单幅图像的像素总数; t_{ki} 为像素点*k*属于类别*i*的概率; y_{ki} 为模型对像素点*k*预测为属于类别*i*的概率。

2 结果与分析

2.1 试验平台与网络训练

本研究使用Matlab软件搭建网络模型,在对番茄叶片分类网络模型训练过程中,使用随机梯度下降算法作为参数优化器,设置学习率为0.0001,验证频率设为30,Minibatchsize设为128,对本研究

方法反复试验 20 组,其模型总是在 474 次迭代内很好的收敛。通过验证集测试的平均准确率对训练结果进行评估,试验结果中所有的试验数据都是使用一个 NVIDIA GTX1080TI GPU 获得的,显存采用了 8 GB GDDR5 显存,显卡位宽 512 位。

为验证本研究方法的性能,使用 Googlenet^[4]网络迁移学习、AlexNet 迁移学习与 SVM 相结合、从零开始训练 AlexNet 这 3 种算法对番茄病害识别,在相同环境下,训练的参数设与本研究方法相同,并随机将数据集的 70% 用作训练集,30% 用作验证集,设置学习率为 0.000 1,Minibatchsize 设为 128。

2.2 精度评价

本研究对每种方法分别进行 20 组试验,且对训练集和验证集进行精度测试,计算验证集 20 次试验的平均准确率作为分类准确率,标准差为偏差,应用

不同方法计算所得的分类平均准确率见表 1。可见,本研究方法的分类准确率相较于其他方法有明显的提升,对本研究方法 with Googlenet 迁移学习均使用图像增强技术,准确率分别提高到 97.25%,96.90%。不同方法训练过程曲线见图 2:本研究方法在迭代 474 次时网络模型已收敛,且验证集平均准确率达到 95.62%;而从零开始训练的 AlexNet 在迭代 5 000 次时网络还未收敛,通过试验,迭代次数达到 15 000 次时网络收敛,验证集平均准确率达 90.02%;Googlenet 迁移学习在迭代 474 次时网络已收敛,验证集平均准确率达 91.88%。由于从零开始训练 AlexNet 需要重新训练网络参数,且需要更多的训练样本,因此训练时间更长,且分类效果不理想,本研究方法不仅可以在很短的时间内达到较高的精度,还能提高模型分类的准确率。

表 1 不同方法对番茄叶片图像分类平均准确率
Table 1 Average accuracy of classification of tomato leaves images by different methods %

分类方法 Classification method	准确率 Accuracy
从零训练 AlexNet Train AlexNet from scratch	90.02±0.26
AlexNet 迁移学习+SVM AlexNet transfer learning + SVM	94.57±0.28
Googlenet 迁移学习 Googlenet transfer learning	91.88±0.17
本研究方法 Algorithm in this study	95.62±0.35

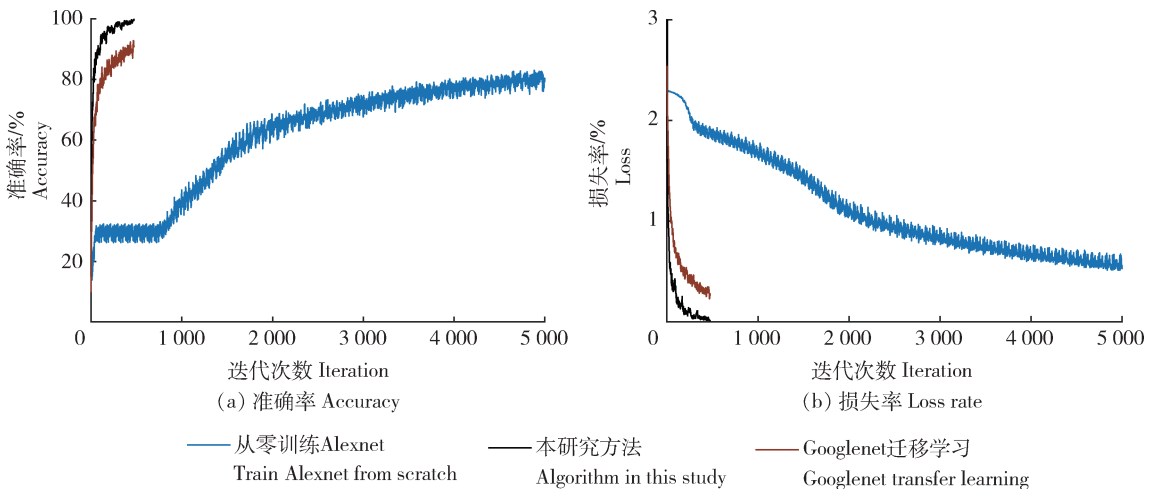
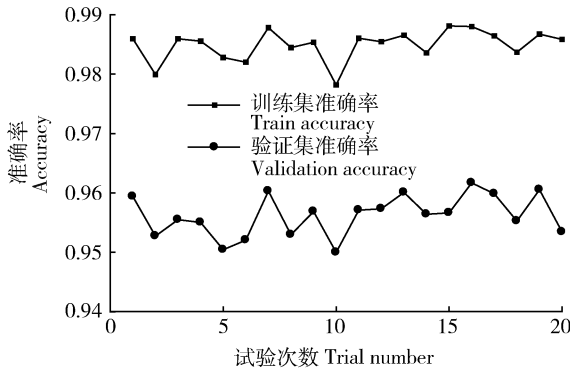


图 2 不同方法对番茄叶片图像集的网络训练过程

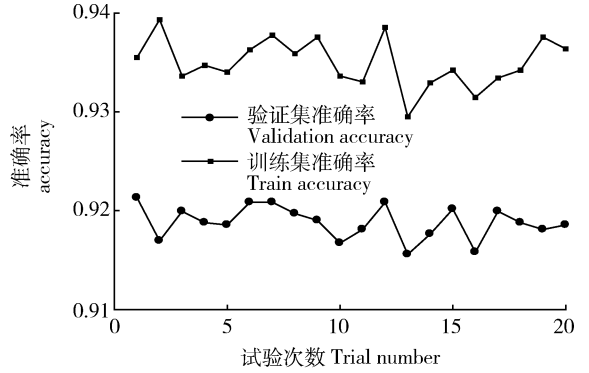
Fig. 2 Network training process of tomato leaf image set by different methods

为进一步比较本研究方法的有效性,对训练集和验证集使用不同方法分别进行 20 次试验得到分类准确率见图 3(a)、(b)、(c)。可见,本研究方法每组试验获得验证集准确率为 0.945~0.965,与其他方法相比较;将 10 种类型的番茄叶片类别标签分别转换成浮点数 1,2,⋯,10,对本研究方法其中一次试

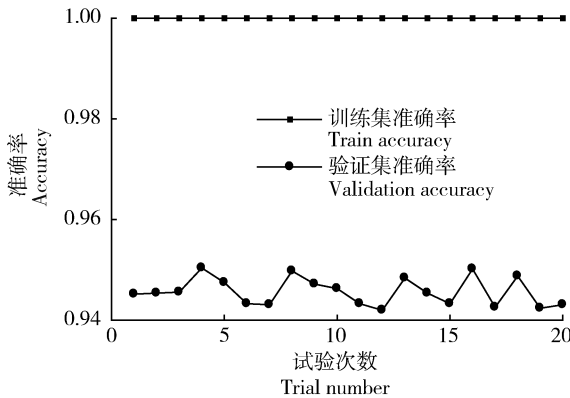
验的分类结果计算出混淆矩阵(图 3(d))。类别 1 实际有 511 个测试样本,正确分类了 506 个样本,有 5 个样本被错误分类为类别 7,分类准确率为 99.02%,类别 2,3,⋯,10 的分类准确率分别为 85.42%, 87.60%, 95.61%, 97.88%, 95.27%, 90.8%, 99.30%, 97.78%, 99.74%, 平均准确率为 94.842%。



(a) 本研究方法
Algorithm in this study



(b) GoogLeNet迁移学习
GoogLeNet transfer learning



(c) AlexNet迁移学习+SVM
AlexNet transfer learning + SVM

1	506.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	5.00	0.00	0.00	0.00
2	4.00	205.00	11.00	0.00	6.00	3.00	10.00	1.00	0.00	0.00
3	5.00	1.00	445.00	3.00	0.00	0.00	2.00	1.00	0.00	1.00
4	0.00	1.00	0.00	218.00	6.00	2.00	0.00	1.00	0.00	0.00
5	0.00	1.00	0.00	1.00	416.00	4.00	2.00	0.00	1.00	0.00
6	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	383.00	16.00	0.00	1.00	2.00
7	2.00	0.00	0.00	0.00	3.00	9.00	306.00	0.00	0.00	17.00
8	3.00	1.00	1.00	0.00	0.00	3.00	1.00	277.00	0.00	0.00
9	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00	0.00	88.00	0.00
10	0.00	0.00	1.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	381.00
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

(d) 本研究方法的混淆矩阵
Confusion matrix of algorithm in this study

图 3 不同方法对番茄叶片图像的分类准确率和本研究方法的混淆矩阵

Fig. 3 Accuracy of different methods for image classification of tomato leaves and confusion matrix of algorithm in this study

3 结 论

为实现 10 种类型的番茄叶片图像快速准确分类,本研究在深度学习基础上引入迁移学习,为了验证迁移学习方法的优越性,与未引入迁移学习的方法进行了对照试验。本研究方法相较于从零开始训练可以提升网络分类性能,缩短训练时间;在迁移学习中,对不同模型迁移对比,表明不同模型之间分类效果有差异,本研究方法比 GoogLeNet 迁移学习准确率更高用时更短;对本研究方法与 AlexNet 迁移

学习+SVM 对比,AlexNet 迁移学习获得的分类准确率更高。因此本研究提出的基于模型迁移学习的方法能够对 10 种类别的番茄叶片准确分类,准确率基本满足实际应用的要求,与从头开始训练卷积神经网络相比,训练更容易,用时更短,精度更好,为进一步应用在智能诊断系统中提供了可能。

针对农作物病害的问题,随着数据的扩充以及识别方法研究的深入和完善,可以增加训练时间比较迁移学习与从头开始训练的分类效果;还可以深入到对多种作物的多种病害进行分类,充分利用病

害的多尺度特征,提高模型的识别准确率,为开发基于智能手机等移动终端的农作物病害智能诊断系统提供模型支持,在现有的基础上进一步提升应用价值。

参考文献 References

- [1] 王翔宇,温皓杰,李鑫星,傅泽田,吕雄杰,张领先. 农业主要病害检测与预警技术研究进展分析[J]. 农业机械学报,2016,47(9):266-277
Wang X Y, Wen H J, Li X X, Fu Z T, Lv X J, Zhang L X. Research progress analysis of mainly agricultural diseases detection and early warning technologies[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery*, 2016, 47(9), 266-277 (in Chinese)
- [2] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2012: 1097-1105
- [3] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, Sun J. Deep residual learning for image recognition[C]. In: *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. USA: IEEE, 2016: 770-778
- [4] Szegedy C, Liu W, Jia Y Q, Sermanet P, Reed S, Anguelov D, Erhan D, Vanhoucke V, Rabinovich A. Going deeper with convolutions[C]. In: *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. USA: IEEE, 2015: 1-9
- [5] Zeiler M D, Fergus R. Visualizing and understanding convolutional networks[M]. In: *Computer Vision-ECCV 2014*. Cham: Springer International Publishing, 2014: 818-833
- [6] Mairal J, Koniusz P, Harchaoui Z, Schmid C. Convolutional kernel networks[C]. In: *Advances in Neural Information Processing Systems*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2014: 2627-2635
- [7] Le Q V, Ngiam J, Coates A, Lahiri A, Prochnow B, Ng A Y. On optimization methods for deep learning[C]. In: *Proceedings of the 28th International Conference on International Conference on Machine Learning*. Bellevue: Omnipress, 2011: 265-272
- [8] Lecun Y, Kavukcuoglu K, Farabet C. Convolutional networks and applications in vision[C]. In: *Proceedings of 2010 IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Paris: IEEE, 2010: 253-256
- [9] 贾世杰,杨东坡,刘金环. 基于卷积神经网络的商品图像精细分类[J]. 山东科技大学学报:自然科学版,2014,33(6):91-96
Jia S J, Yang D P, Liu J H. Product image fine-grained classification based on convolutional neural network[J]. *Journal of Shandong University of Science and Technology: Natural Science*, 2014, 33(6): 91-96 (in Chinese)
- [10] 马浚诚,杜克明,郑飞翔,张领先,孙忠富. 基于卷积神经网络的温室黄瓜病害识别系统[J]. 农业工程学报,2018,34(12):186-192
Ma J C, Du K M, Zheng F X, Zhang L X, Sun Z F. Disease recognition system for greenhouse cucumbers based on deep convolutional neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(12): 186-192 (in Chinese)
- [11] 孙俊,谭文军,毛罕平,武小红,陈勇,汪龙. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报,2017,33(19):209-215
Sun J, Tan W J, Mao H P, Wu X H, Chen Y, Wang L. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(19): 209-215 (in Chinese)
- [12] 刘阔宇,冯全,杨森. 基于卷积神经网络的葡萄叶片病害检测方法[J]. 东北农业大学学报,2018,49(3):73-83
Liu T Y, Feng Q, Yang S. Detecting grape diseases based on Convolutional neural network [J]. *Journal of Northeast Agricultural University*, 2018, 49(3): 73-83 (in Chinese)
- [13] 刘庆飞,张宏立,王艳玲. 基于深度可分离卷积的实时农业图像逐像素分类研究[J]. 中国农业科学,2018,51(19):3673-3682
Liu Q F, Zhang H L, Wang Y L. Real-time pixel-wise classification of agricultural images based on depth-wise separable convolution[J]. *Chinese Agricultural Sciences*, 2018, 51(19): 3673-3682 (in Chinese)
- [14] 许良凤,徐小兵,胡敏,王儒敬,谢成军,陈红波. 基于多分类器融合的玉米叶部病害识别[J]. 农业工程学报,2015,31(14):194-201
Xu L F, Xu X B, Hu M, Wang R J, Xie C J, Chen H B. Corn leaf disease identification based on multiple classifiers fusion [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(14): 194-201 (in Chinese)
- [15] Potena C, Nardi D, Pretto A. Fast and accurate crop and weed

- identification with summarized train sets for precision agriculture [M]. In: *Intelligent Autonomous Systems 14*. Cham: Springer International Publishing, 2016: 105-121
- [16] 陈兵, 查宇飞, 张胜杰, 李运强, 张园强. 基于迁移学习和特征融合的航空器图像分类算法[J]. 火力与指挥控制, 2018, 43(7): 140-144
Chen B, Zha Y F, Zhang S J, Li Y Q, Zhang Y Q. Aircraft image classification algorithm based on transfer learning and feature fusion[J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(7): 140-144 (in Chinese)
- [17] 郑雪辉, 王士同. 基于迁移学习的径向基函数神经网络学习[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(5): 6-10
Zheng X H, Wang S T. Transfer learning based radius-basis-function neural-network modeling[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(5): 6-10 (in Chinese)
- [18] 王文朋, 毛文涛, 何建樑, 窦智. 基于深度迁移学习的烟雾识别方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(11): 3176-3181
Wang W P, Mao W T, He J L, Dou Z. Smoke recognition based on deep transfer learning [J]. *Journal of Computer Applications*, 2017, 37(11): 3176-3181 (in Chinese)
- [19] Sladojevic S, Arsenovic M, Anderla A, Culibrk D, Stefanovic D. Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2016: 1-11
- [20] 王晓权, 郑绍华, 潘林. 基于迁移学习和 SVM 的糖网图像分类[J]. 信息通信, 2018, 31(4): 96-100
Wang X Q, Zheng S H, Pan L. Diabetic retinal image classification based on deep transfer learning and SVM[J]. *Information Communication*, 2018, 31(4): 96-100 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春