

基于迁移学习对棉花受海水胁迫情况判断的模型研究

施洋, 高进, 陈建平*, 杨华, 陆镇威, 王永慧, 施庆华, 孙艳茹 (江苏沿海地区农业科学研究所, 江苏盐城 224002)

摘要 为探讨人工智能技术热点之一的迁移学习技术对棉花受海水胁迫程度情况判断进行端到端识别的可行性, 以浓度为 0(蒸馏水)、25%、50% 和 100% 的海水分别对 30 个棉花种质资源进行苗期胁迫 20 d, 将迁移学习应用于 VGG16 卷积神经网络, 对不同浓度海水胁迫下棉花的顶视图和侧视图进行分类研究。结果表明, 网络对棉花侧视图的测试准确率为 80.00%, 对顶视图的测试准确率为 77.14%。基于 VGG16 和迁移学习可构建识别棉花受海水胁迫情况的模型, 侧视图更有利于网络识别。2 种视图下, 网络对 0 和 100% 浓度海水处理的识别能力更强。

关键词 棉花; 海水胁迫; VGG16; 迁移学习; 模型研究

中图分类号 S126 **文献标识码** A

文章编号 0517-6611(2022)20-0226-04

doi: 10.3969/j.issn.0517-6611.2022.20.058



开放科学(资源服务)标识码(OSID):

Study on the Model for Judging the Situation of Cotton under Seawater Stress Based on Transfer Learning

SHI Yang, GAO Jin, CHEN Jian-ping et al (Jiangsu Coastal Area Institute of Agricultural Sciences, Yancheng, Jiangsu 224002)

Abstract The aim was to explore the feasibility of end-to-end identification of cotton's degree under seawater stress by the transfer learning technology, which is one of the popular artificial intelligence technologies. 30 cotton varieties were stressed for 20 d at seedling stage with seawater at the concentrations of 0 (distilled water), 25%, 50% and 100%. The migration learning was applied to VGG16 convolutional neural network to classify the top and side views of cotton plants under different concentrations of seawater stress. Results showed that the test accuracy of the network to the side views verification set of cotton plant was 80.00%, and the test accuracy of the top views was 77.14%. The model for identifying cotton under seawater stress could be constructed based on VGG16 and migration learning, and the side views were more conducive to network recognition. Under the two views, the network has stronger recognition ability for 0 and 100% concentration seawater treatment.

Key words Cotton; Seawater stress; VGG16; Transfer learning; Model research

土壤盐渍化是全球性的环境问题, 是限制农业生产的因素之一^[1-2]。我国海岸线绵长, 拥有丰富的盐碱地资源, 在主要产棉区皆分布着较大规模的盐碱地, 应用棉花耐盐的生物学特性发展盐碱地植棉是缓解粮棉争地矛盾、发展棉花生产、提升棉花产量的有效途径^[3-5]。棉花在不同生育阶段耐盐能力不同, 一般认为, 幼苗阶段时期对盐分较为敏感, 随着生育期的延长, 棉花耐盐性逐步提高。因此, 幼苗期是鉴定棉花耐盐性的重要阶段^[6-8]。常规的棉花苗期盐胁迫试验是通过表型、光合作用、氧化应激、渗透调节、离子平衡等方面来判断棉花耐盐性, 从而筛选出耐盐材料并挖掘耐盐基因^[9-10]。

随着进入机器学习的新技术时代, 深度学习被应用到植物上, 卷积神经网络可以通过可见光和近红外光谱数字图像进行植物分类和病虫害诊断^[11-16]。迁移学习可提高识别的准确率, 解决小样本训练深度卷积神经网络的问题^[17-21]。李博等^[22]使用 3 种识别模型对苹果等 14 类园艺作物 26 种叶部病害进行识别, 准确率达 95%。许景辉等^[23]提出基于迁移学习的卷积神经网络玉米健康叶、大斑病叶、锈病叶图像识别方法。张建华等^[24]提出基于改进 VGG16 卷积神经网络的病害识别模型。前人主要研究人工智能对植物分类和病

虫害图像的识别, 但棉花受盐胁迫图像的研究尚鲜见报道。鉴于此, 笔者以海水模拟沿海土地盐碱地成分对苗期棉花进行胁迫, 对不同浓度海水胁迫下棉花的顶视图和侧视图进行分类研究, 探索利用卷积神经网络快速准确地检测苗期棉花受海水胁迫程度, 对于耐盐棉花育种和改良盐碱地等方面具有现实意义。

1 材料与方法

1.1 试验设计 棉花种质资源共 30 份, 包括苏棉 22、苏棉 25、苏棉 30、泗抗 1 号、GK39、苏研 608、鲁棉 28、中棉所 10、中棉所 41、中棉所 50、冀丰 4 号、邯棉 646、泗阳 518、泗棉 3 号、盐 1046、冀优 851、肖县 133 长绒、长绒 67-12、川 169-6、冀省病检 7、冀省病检 5、海兴耐盐 6、海兴耐盐 9、海兴耐盐 10、中植棉 2 号、盐丰 39、K236、NT1 号、I138、H602。

试验于 2019 年 9 月在江苏沿海地区农业科学研究所试验场遮雨大棚中进行。试验用种经浓硫酸脱绒后, 选取发育正常、饱满、成熟度均一的健康种子, 用 3% H₂O₂ 浸泡 30 s 进行消毒。选取备好的试验材料, 用蒸馏水浸种 20 h 后, 进行穴盘育苗, 每个材料播 50 穴, 每穴 1~2 粒种子, 待供试品种长至 2 叶 1 心时, 挑选长势一致的 5 株棉花移入盛有基质的底部具孔(直径 10 cm, 高 15 cm)的塑料杯中, 每杯 1 株。将塑料杯置于 60 cm × 45 cm × 20 cm(长×宽×高)的周转箱中, 进行不同浓度的海水胁迫处理。以蒸馏水和海水调配不同浓度海水, 试验海水浓度设 0(蒸馏水)、25%、50% 和 100% 共 4 个处理。试验期间, 每隔 3 d 更换 1 次海水, 每天补充去离子水至标记液面刻度。海水取自盐城市射阳港港口(33°49' N, 120°30' E), 用 DDS-307 型电导率仪测定值为 19.21 μS/cm。

基金项目 国家重点研发计划课题(2016YFD0101421); 江苏省自然科学基金项目(BK20181210); 江苏省重点研发计划项目(BE2019413); 农业部沿海盐碱地科学观测实验站开放课题(YHS201709)。

作者简介 施洋(1992—), 男, 江苏射阳人, 助理研究员, 硕士, 从事人工智能与图像处理研究。*通信作者, 研究员, 从事农业信息学研究。

收稿日期 2021-11-13

1.2 图片采集 于海水处理的第 20 天时选取棉株进行图片采样。该研究采用可见光收集不同浓度海水处理下的棉花顶视图和侧视图。拍摄所用相机型号为佳能 EOS 800D, 固定光圈 F4, IOS 400。取出塑料杯用纸巾擦干, 平放在方桌上, 以白布作为拍摄背景, 控制镜头与拍摄对象之间距离为

20 ~ 30 cm 时拍摄顶视图, 30 ~ 40 cm 时拍摄侧视图。共采集 0、25%、50% 和 100% 浓度海水处理的 4 种类型样本图像 1 056 幅, 其中侧视图和顶视图各 528 幅。将采集的图像设置为 jpg 格式 (分辨率为 3 984 像素×2 656 像素), 建立试验样本图像。图 1 为采集到的棉花侧视和顶视图像。

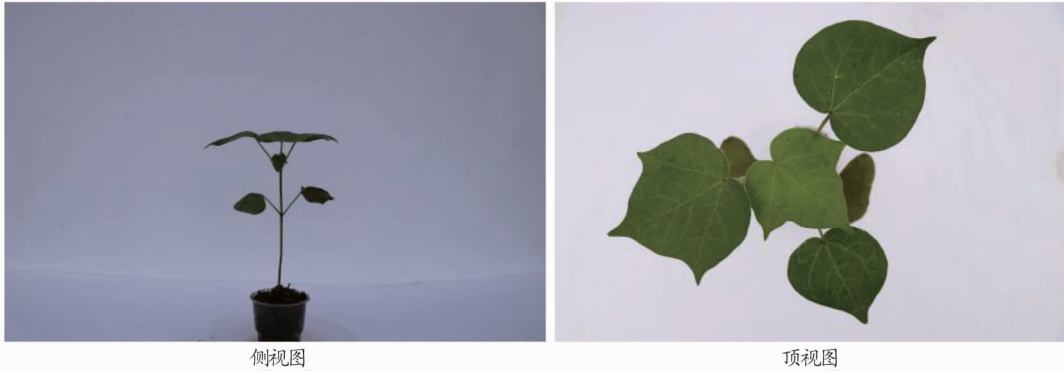


图 1 可见光收集的棉花图像
Fig.1 Cotton images collected by visible light

1.3 模型建立 针对卷积神经网络识别需大量的样本对网络长时间训练, 该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棉花受海水胁迫情况进行分类。选用 VGG16 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, 可以对不同浓度海水胁迫下棉株的顶视图和侧视图进行分类研究。使用 528 张棉花顶视图和侧视图, 以 4:1 比例随机划分训练集

和测试集, 模型使用在 ImageNet 数据集上训练过的 VGG16 进行迁移学习, 将后面的全连接层和 SoftMax 去掉, 换成 1 个 1 024 的全连接层, 1 个为 4 的全连接层和 1 个 SoftMax 层, 训练时只训练所加结构的网络参数。迁移学习的 Epoch 为 100, Learning Rate 为 5e-5 (图 2)。编程语言使用 python 3.6.9, 模型训练使用 keras 2.3.1。

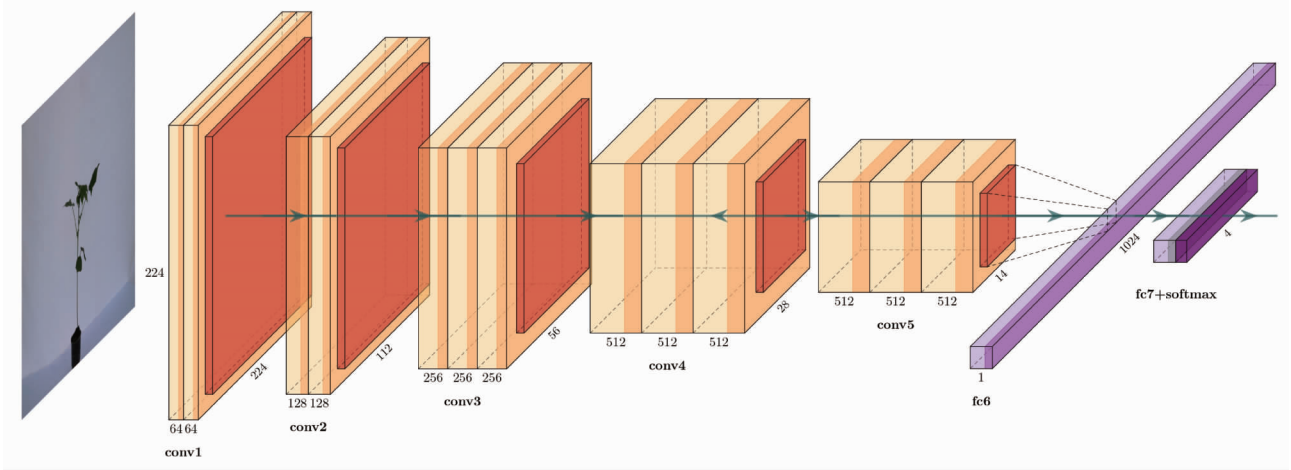


图 2 迁移学习后的网络结构
Fig.2 Network structure after transfer learning

2 结果与分析

2.1 侧视图的模型训练与测试 网络对棉花受海水胁迫的侧视图集训练 100 个轮次, 得到如图 3 所示的结果。可以看出, 模型在 80~100 轮次时预测的准确率趋于稳定, 训练集准确率接近 100%, 这是因为 VGG16 卷积神经网络模型可以很好地提取棉花受海水胁迫的特征, 并在分类空间上有良好的表现。随着训练周期数的不断增加, 训练集和测试集的损失值呈降低趋势。

使用精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 与精确率和召回率的调和平均值 (F_1) 作为指标来评估模型识别的效

果。设定 TP (True Positive) 为正确分类的正样本数, FN (False Positive) 为被错误识别为负样本的正样本数, FP (False Positive) 为被错误识别为正样本的负样本数, 则精确率、召回率、精确率和召回率的调和平均值分别表示为: $P = \frac{TP}{TP+FP} \times 100\%$, $R = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%$, $F_1 = 2 \times \frac{P \times R}{P+R}$ 。模型对 4 种浓度海水处理的精确率、召回率、精确率和召回率的调和平均值评价指标如表 1 所示。0 浓度海水处理的精确率最高, 为 96.15%, 100% 浓度海水处理的召回率最高, 达到 100%。0 和 100% 浓度海水处理的精确率、召回率和 F_1 值均高于 25%

和 50%浓度海水处理,其 F_1 值分别为 96.15%和 85.71%。整体上,网络对不同浓度海水胁迫下棉花侧视图的识别具有可

行性,对 0 和 100%浓度海水处理的识别能力好。

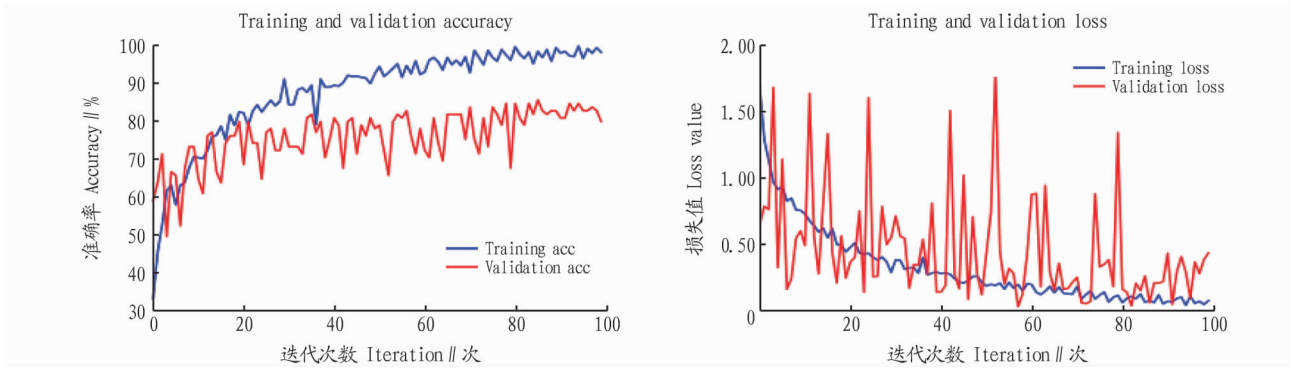


图 3 棉花侧视图图像集的网络训练与测试过程

Fig.3 Network training and testing process of cotton side view images

表 1 棉花侧视图图像集的网络测试结果

Table 1 Network testing results of cotton side view images %			
处理浓度 Treatment concatenations	精确率 Accurate rate	召回率 Recall rate	F_1
0	96.15	96.15	96.15
25%	94.74	54.55	69.17
50%	62.50	80.00	70.18
100%	75.00	100.00	85.71

棉花侧视图图像集网络测试结果的混淆矩阵如图 4 所示。混淆矩阵的列标签表示模型预测的类别,其对应的行数值总和为网络预测该类别的样本总数。混淆矩阵的行标签表示实际类别,其对应的列数值总和为该类别的真实样本总数。行列交叉处的数值表示该类别被预测为对应列标签的数量,对角线处的数值表示正确预测的标签样本数量。可以看出,测试样本有 105 个,共计 21 个样本被识别错误,网络测试的准确率为 80.00%。测试的错误识别集中在 25%和 50%浓度海水处理,其中 25%浓度海水处理中有 15 个样本被错误识别,当中有 11 次被识别为 50%浓度海水处理,50%浓度海水处理中有 4 个样本被错误识别为 100%浓度海水处理。

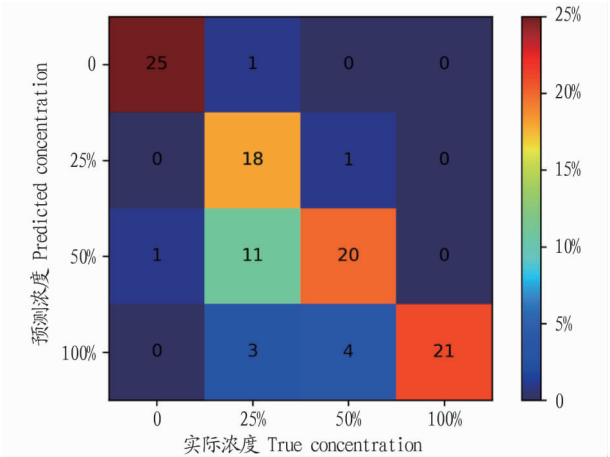


图 4 棉花侧视图图像集网络测试结果的混淆矩阵

Fig.4 Confusion matrix for network testing results of cotton side view images

2.2 顶视图的模型训练与测试 网络对棉花受海水胁迫的顶视图集的训练和测试过程如图 5 所示。可以看出网络训练和测试的准确率逐步上升,到第 60 轮后趋于稳定。

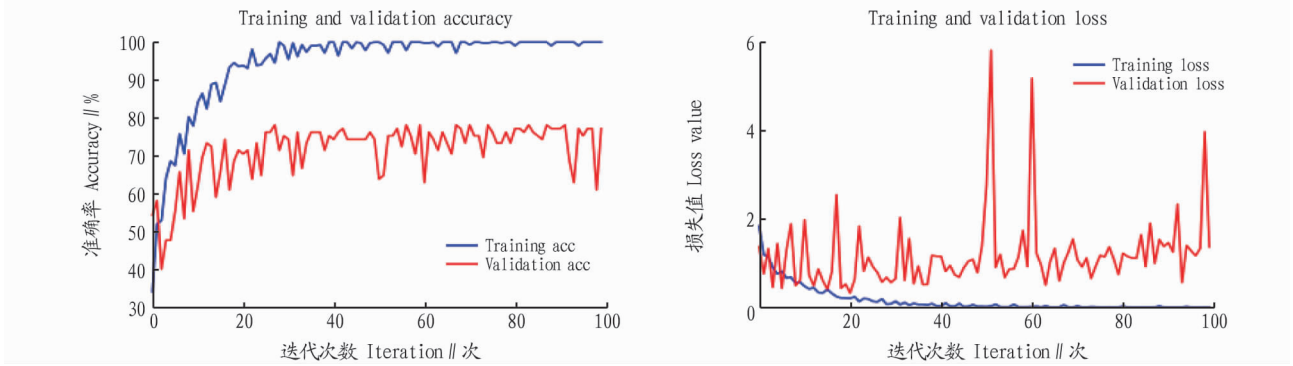


图 5 棉花顶视图图像集的网络训练与测试过程

Fig.5 Network training and testing process of cotton top view images

由表 2 可知,100%浓度海水处理的精确率和召回率最高,分别为 92.86%和 83.87%。0、25%、50%和 100%浓度海水处理下,模型的 F_1 值分别为 86.79%、65.31%、65.30%和 88.14%,整体上低于侧视图的测试结果。顶视图的测试结果表明,网络对 0 和 100%浓度海水处理的预测能力较好。

从棉花顶视图的网络测试结果的混淆矩阵(图 6)可知,测试样本有 105 个,共计 24 个样本被识别错误,网络测试的准确率为 77.14%。25%浓度海水处理有 9 个样本识别错误,其中 2 个样本被识别为 0 浓度海水处理,7 个样本被识别为 50%浓度海水处理。网络对 50%浓度海水处理有 5 个样本

识别错误,其中 3 个样本被识别为 25%浓度海水处理,2 个样本识别为 100%浓度海水处理。网络对不同浓度海水胁迫下棉花顶视图的识别具有可行性,对 0 和 100%浓度海水处理识别能力较高。

表 2 棉花顶视图图像集的网络测试结果

处理浓度 Treatment concentrations	精确率 Accurate rate	召回率 Recall rate	F_1
0	92.00	82.14	86.79
25%	66.67	64.00	65.31
50%	57.14	76.19	65.30
100%	92.86	83.87	88.14

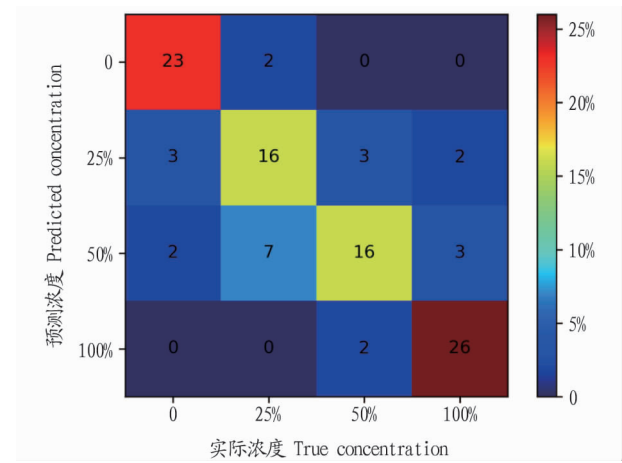


图 6 棉花顶视图图像集的网络测试结果的混淆矩阵

Fig.6 Confusion matrix for network testing results of cotton top view images

3 结论

该研究将迁移学习应用于 VGG16 卷积神经网络,通过对不同浓度海水胁迫下 30 个棉花种质资源侧视图和顶视图的图像集测试,得到以下结论:

(1)该研究验证了迁移学习技术对棉花受海水胁迫程度判断进行端到端识别具有可行性。网络对棉花侧视图的测试准确率达到 80.00%,对顶视图的测试准确率达到 77.14%,侧视图更有利于模型的判断。

(2)2 种视图下,模型对 0 和 100%浓度海水处理的测试中 F_1 均达到 85%以上,预测能力更强。

4 讨论

该研究的模型测试结果能够较客观地判断棉花苗期受海水胁迫情况,但还是存在一些问题需要探讨。在 0 浓度海水处理下,模型测试结果中综合评价指标 F_1 高,这是由于棉花在无海水胁迫下长势良好,图片特征明显,易于模型识别。虽然棉花的耐盐性比较强,但是不同基因型棉花之间耐盐性存在差异^[25-29],部分棉花材料的耐盐性较高,这导致了模型对 25%和 50%浓度海水处理的识别能力低,且模型多次把 25%浓度海水处理的图片样本错误识别为 50%浓度海水处理。100%浓度海水处理下模型预测准确度高,这是由于棉花是中度耐盐作物,当处于高盐分的环境条件下,株高、叶面

积和茎粗等表型指标均受影响^[30-31],部分出现死苗情况,受害特征较明显。

在该模型的基础上,后续可以构建筛选耐盐性好的棉花材料模型,为育种家提供便利。同时,该研究丰富了人工智能育种的内容,为沿海滩涂的改良和使用提供了理论参考。今后还可以深入到对多种作物在盐胁迫下的分类研究,充分利用盐害的多尺度特征,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耐盐材料筛选系统提供模型支持,在现有的基础上进一步提升应用价值。

参考文献

[1] MUNNS R, GILLIHAM M. Salinity tolerance of crops-what is the cost? [J]. The new phytologist, 2015, 208 (3) : 668-673.

[2] 杨劲松. 中国盐渍土研究的发展历程与展望 [J]. 土壤学报, 2008, 45 (5) : 837-845.

[3] 辛承松, 董合忠, 孔祥强, 等. 棉花不同类型品种苗期耐盐性差异研究 [J]. 中国农学通报, 2011, 27 (5) : 180-185.

[4] 于宝勒. 盐碱地修复利用措施研究进展 [J]. 中国农学通报, 2021, 37 (7) : 81-87.

[5] 李菲, 龚记熠, 李欲柯, 等. 抗旱耐盐植物功能基因发掘及其在棉花育种中的应用 [J]. 分子植物育种, 2019, 17 (22) : 7395-7400.

[6] 孙小芳, 刘友良, 陈沁. 棉花耐盐性研究进展 [J]. 棉花学报, 1998, 10 (3) : 118-124.

[7] 张国伟, 路海玲, 张雷, 等. 棉花萌发期和苗期耐盐性评价及耐盐指标筛选 [J]. 应用生态学报, 2011, 22 (8) : 2045-2053.

[8] 王俊娟, 王德龙, 樊伟莉, 等. 陆地棉萌发至三叶期不同生育阶段耐盐特性 [J]. 生态学报, 2011, 31 (13) : 3720-3727.

[9] 石婧, 刘东洋, 张凤华. 不同品种 (品系) 棉花对盐胁迫的生理响应及耐盐性评价 [J]. 江苏农业学报, 2020, 36 (4) : 828-835.

[10] 戴海芳, 武辉, 阿曼古丽·买买提阿力, 等. 不同基因型棉花苗期耐盐性分析及其鉴定指标筛选 [J]. 中国农业科学, 2014, 47 (7) : 1290-1300.

[11] 关胤. 基于残差网络迁移学习的花卉识别系统 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55 (1) : 174-179.

[12] HANG J, ZHANG D X, CHEN P, et al. Classification of plant leaf diseases based on improved convolutional neural network [J]. Sensors, 2019, 19 (19) : 1-14.

[13] 王见, 田光宝, 周勤. 基于迁移学习的棉花识别 [J]. 浙江农业学报, 2020, 32 (8) : 1457-1465.

[14] LI D S, WANG R J, XIE C J, et al. A recognition method for rice plant diseases and pests video detection based on deep convolutional neural network [J]. Sensors, 2020, 20 (3) : 1-21.

[15] RANGARAJAN A K, PURUSHOTHAMAN R. Disease classification in eggplant using pre-trained VGG16 and MSVM [J]. Scientific reports, 2020, 10 (1) : 1-11.

[16] MAEDA-GUTIÉRREZ V, GALVÁN-TEJADA C E, ZANELLA-CALZADA L A, et al. Comparison of convolutional neural network architectures for classification of tomato plant diseases [J]. Applied sciences-basel, 2020, 10 (4) : 1-15.

[17] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2010, 22 (10) : 1345-1359.

[18] CUI Y, SONG Y, SUN C, et al. Large scale fine-grained categorization and domain-specific transfer learning [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on computer vision and pattern recognition. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018: 4109-4118.

[19] 高旋, 赵亚凤, 熊强, 等. 基于迁移学习的树种识别 [J]. 森林工程, 2019, 35 (5) : 68-75.

[20] 王平. 基于迁移学习的烟草叶片病情害识别 [J]. 变频器世界, 2018 (10) : 77-80, 89.

[21] 袁文翠, 孔雪. 基于迁移学习的图像识别研究 [J]. 微型电脑应用, 2018, 34 (7) : 10-12.

[22] 李博, 江朝晖, 谢军, 等. 基于迁移学习的园艺作物叶部病害识别及应用 [J]. 中国农学通报, 2021, 37 (7) : 138-143.

[23] 许景辉, 邵明焯, 王一琛, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别 [J]. 农业机械学报, 2020, 51 (2) : 230-236, 253.

[24] 张建华, 孔繁涛, 吴建寨, 等. 基于改进 VGG 卷积神经网络的棉花病害识别模型 [J]. 中国农业大学学报, 2018, 23 (11) : 161-171.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{11}$$

式中, M 为需要预测样本的数量, y_i 为数据的真实值, $\hat{y}_i$ 为数据的预测值。

其评价结果如表 3、4 所示。从上述试验可以看出,GA-BP 神经网络的 MAPE 和 RMSE 均低于 BP 神经网络。因此,可以得出 GA-BP 神经网络预测的准确率较高。

表 3 GA-BP 和 BP 神经网络预测半径评价结果

Table 3 Evaluation results of predicted radius of GA-BP and BP neural network

神经网络 Neural network	pH 7.5		pH 8.0		pH 8.5	
	MAPE %	RMSE	MAPE %	RMSE	MAPE %	RMSE
BP	0.40	0.016	0.78	0.030	0.39	0.015
GA-BP	0.37	0.015	0.60	0.024	0.31	0.013

表 4 GA-BP 和 BP 神经网络预测数量评价结果

Table 4 GA-BP and BP neural network prediction quantity evaluation results

神经网络 Neural network	pH 7.5		pH 8.0		pH 8.5	
	MAPE %	RMSE	MAPE %	RMSE	MAPE %	RMSE
BP	5.91	25.36	1.82	8.68	2.34	10.52
GA-BP	4.98	19.90	1.46	6.27	2.27	9.47

6 结论

通过对雨生红球藻在不同 pH 下的生长状况数据进行训练,得到了根据时间预测藻细胞生长趋势的模型。从训练结果看,在不同 pH 下,GA-BP 神经网络对 10 d 数据的预测结果精确度高于 90%,且较合理地预测出了藻细胞的生长趋势,说明网络架构已达到预期效果。

该模型的使用一方面可以快速得出雨生红球藻在一定

时间内的生长状况,克服其周期长的问题;另一方面能够更节省人力物力,在试验前通过模拟预测,可以得到单变量环境对雨生红球藻生长状况的影响,方便研究人员更好地找到最适合藻细胞生长的环境值,在培养过程中能够更节省时间避免过多的重复试验,也能够大大降低试验的失败率。

参考文献

[1] 高桂玲,成家杨,马炯.雨生红球藻和虾青素的研究[J].水产学报,2014,38(2):297-304.

[2] 彭永健,吕红萍,王胜南,等.天然虾青素的研究进展[J].中国食品添加剂,2017(4):193-197.

[3] 赵英源,刘俊霞,陈殊彤,等.虾青素生理活性的研究进展[J].中国海洋药物,2020,39(3):80-88.

[4] 李艳,高静.雨生红球藻天然虾青素提取研究进展[J].食品与机械,2020,36(12):211-217.

[5] 杨慧敏.雨生红球藻高产虾青素的培养条件研究[D].湛江:广东海洋大学,2016.

[6] 侯奇,刘静,管晓.基于神经网络的微生物生长预测模型[J].食品与机械,2018,34(2):120-123.

[7] 陶云莹.四种环境因子对雨生红球藻(*Haematococcus pluvialis*)生长、虾青素及内源激素积累的影响[D].青岛:中国海洋大学,2015.

[8] 李颖逾.雨生红球藻细胞转化及虾青素积累与培养因子关系研究[D].青岛:中国科学院研究生院(海洋研究所),2005.

[9] 黄韵祺.基于神经网络的藻液 pH 值控制系统研究[D].天津:天津职业技术师范大学,2019.

[10] 吴娇,刁庆宇,白雪,等.雨生红球藻的培养及虾青素的提取与检测[J].大连民族大学学报,2019,21(5):406-411.

[11] 侯冬梅.雨生红球藻高产虾青素的光诱导工艺研究[D].上海:华东理工大学,2014.

[12] 高玉明,张仁津.基于遗传算法和 BP 神经网络的房价预测分析[J].计算机工程,2014,40(4):187-191.

[13] 姜晨,刘喜波.基于 GA-BP 神经网络模型的 P2P 网贷借款人信用风险预测研究[J].商展经济,2021(1):49-51.

[14] WU X Z, NIU H, LI X J, et al. A study on the GA-BP neural network model for surface roughness of basswood-veneered medium-density fiberboard[J]. Holzforschung, 2020, 74(10):979-988.

[15] LI Y F, REN C, ZHAO H W, et al. Investigating long-term vehicle speed prediction based on GA-BP algorithms and the road-traffic environment[J]. Science China information sciences, 2020, 63(9):1-3.

(上接第 229 页)

[25] 辛承松,董合忠,唐薇,等.棉花盐害与耐盐性的生理和分子机理研究进展[J].棉花学报,2005,17(5):309-313.

[26] 蒋玉蓉,吕有军,祝水金.棉花耐盐机理与盐害控制研究进展[J].棉花学报,2006,18(4):248-254.

[27] 魏俊梅.24 个棉花种质资源耐盐性差异比较[J].中国棉花,2014,41(5):14-16.

[28] 孙小芳,刘友良.棉花品种耐盐性鉴定指标可靠性的检验[J].作物学

报,2001,27(6):794-801.

[29] 辛承松,罗振,吴振美.抗虫棉不同类型品种苗期耐盐理化特性差异研究[J].棉花学报,2012,24(5):406-413.

[30] ASHRAF M, AHMAD S. Influence of sodium chloride on ion accumulation, yield components and fibre characteristics in salt-tolerant and salt-sensitive lines of cotton (*Gossypium hirsutum* L.) [J]. Field crops research, 2000, 66(2):115-127.

[31] 刘伟,崔淑芳,张海娜,等.棉花对盐胁迫的响应机制及缓解措施的研究进展[J].农学报,2015,5(11):10-16.

(上接第 234 页)

[10] 艾瑞咨询.2018—2019 中国农村电商行业分析及商业模式研究报告[EB/OL].[2021-09-23].<https://www.iimedia.cn/c400/63427.html>.

[11] 刘海宏,吴睿辉.新时代背景下农业电商发展模式研究[J].中国物流与采购,2019(8):75-80.

[12] 刘伟.新时代背景下农业电商发展模式探讨[J].农业经济,2018(9):130-132.

[13] 智研咨询.2022-2028 年中国农村电商行业供需态势分析及竞争格局

预测报告[EB/OL].[2020-12-15].<https://www.chyxx.com/research/202010/903661.html>.

[14] 洪涛.2020 中国农产品电商发展报告(摘要)[J].农业工程技术,2020,40(9):25-28.

[15] 金恩焘.数字乡村战略下农产品流通体系创新研究[D].南昌:南昌大学,2020.

[16] 陶甄.农产品电商的战略成本管理问题分析:以深圳农产品股份有限公司为例[D].南昌:江西财经大学,2020.