

基于深度学习的藻类混凝去除率预测方法

周石庆[†], 麻望池, 盛烜, 伍洋涛, 卜令君
(湖南大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘 要:针对目前水厂应对藻类爆发时混凝剂投加量难以确定的问题,提出一种基于深度学习的藻类混凝去除率预测方法,利用 DenseNet 卷积神经网络和絮体图像对藻类混凝去除率进行预测,从而对投药量进行调整.具体做法是,在实验室条件下对高藻水进行混凝处理,记录混凝处理后的絮体图像和对应的去除率.以去除率区间为标签构建絮体图像数据集,利用此数据集对 DenseNet-121 模型进行训练.结果显示,训练后的模型对测试集的预测准确度达到了 89.5%,与 VGG 和 ResNet 模型相比,利用 DenseNet 模型对本文建立的数据集进行识别的精确度更高,且在识别去除率在 60%~90% 区间的絮体图像相较于其他两种模型具有明显优势.同时通过对数据集外的铜绿微囊藻絮体图像进行识别,验证了模型具有良好的泛化性.

关键词:混凝;藻类絮体图像;深度学习;图像分类;去除率预测

中图分类号:TU991;TP18

文献标志码:A

Prediction Method of Algae Coagulation Removal Rate Based on Deep Learning

ZHOU Shiqing[†], MA Wangchi, SHENG Da, WU Yangtao, BU Lingjun
(College of Civil Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Aiming at the problem that it is difficult to determine the dosage of coagulant for algae outbreak in waterworks, a prediction method of algae coagulation removal rate based on deep learning is proposed. DenseNet convolution neural network and floc image are used to predict the algae coagulation removal rate, so as to adjust the dosage. The specific method is to coagulate the high algae water under laboratory conditions, and record the floc image and the corresponding removal rate range after coagulation. The floc image data set was constructed with the removal rate interval as a label, and the DenseNet-121 model was trained with this data set. The results show that the prediction accuracy of the trained model for the test set reaches 89.5%. Compared with VGG and RESNET convolution neural network, the DenseNet convolution neural network has higher recognition accuracy on the data set established in this paper and has obvious advantages over the other two models in identifying floc images with a removal rate of 60%~90%. At the same time, the recognition of *Microcystis aeruginosa* floc image outside the data set verifies the good generalization of the model.

Key words: coagulation; algae floc image; deep learning; image classification; removal rate prediction

* 收稿日期:2021-09-13

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51878257), National Natural Science Foundation of China(51878257)

作者简介:周石庆(1986—),男,湖南长沙人,湖南大学教授,博士

[†] 通信联系人, E-mail: sqzhou@hnu.edu.cn

近年来随着我国工农业的快速发展,大量工农业废水被排入水体,导致水体富营养化,进而引发一系列藻类爆发问题^[1-2].高藻水中的藻类在水厂中被去除主要是通过混凝工艺,若混凝效果不佳则会导致未被混凝沉淀的藻类进入滤池,造成滤池的堵塞,甚至导致水厂的瘫痪,严重威胁水厂的供水安全^[3-4].

高藻水混凝处理的关键在于混凝剂投药量的确定.混凝剂投药量的确定方法主要有两种,一种是人工经验投加法,即通过水厂管理人员的经验确定投加量.但是大部分水厂都缺少藻类爆发时混凝剂投加的经验,因此依靠人工经验难以确定高藻水混凝工艺过程所需的混凝剂投加量.另一种则是通过在线絮凝技术投加混凝剂,其中包括流动电流检测技术、光学检测技术、透光脉动检测技术、在线颗粒计数仪、基于人工神经网络和多水质参数的控制方法等^[5-8].以上技术一般都是通过对混凝过程中某个或几个参数进行获取,并将提取到的参数与出水效果建立对应关系,最终确定投药量.针对某一特定水质,这种方法可能有比较好的效果,但是应对如高藻水类复杂水质,其效果得不到保证,因此并未得到普及^[9].

如今随着智慧水务的发展,人工智能技术不断普及,絮凝控制过程智能化是发展的必然趋势^[10-12].因此本文提出一种基于DenseNet卷积神经网络模型的藻类絮体图像识别方法,即通过采集高藻水在不同混凝条件下产生的絮体图像,同时记录对应的去除率作为絮体图像的标签,建立数据集.基于现有深度学习模型,采用迁移学习的方式对不同去除率对应的藻类絮体图像进行训练,以计算机提取特征的方式替代人工特征提取.建立基于图像分类的藻细胞去除率预测模型.实现对含藻水体混凝处理的去除率预测,从而能够依据藻类去除效果确定投药量.

1 材料与方法

1.1 实验原料

CCD(Charge-coupled Device)数码显微镜,六连搅拌仪(MY3000-6F),紫外分光光度计(T6新世纪),硫酸铝 $[\text{Al}_2(\text{SO}_4)_3 \cdot 18\text{H}_2\text{O}]$,次氯酸钠(NaClO).铜绿微囊藻,购自中国科学院水生生物研究所(FACHB-315),选择BG-11培养基在人工培养箱中培养,培养温度为 $(25 \pm 1)^\circ\text{C}$,光暗比为12 h/12 h,光照强度为3 500 lx.

1.2 数据采集过程

将处于稳定期的铜绿微囊藻溶液与充分沉淀后的南方地区某水库水混合,配置成不同吸光度(OD_{680})的藻溶液,以模拟藻爆发真实水质情况.考虑到水厂的处理流程中有预氧化过程,因此整个处理流程分为预氧化过程和混凝过程.预氧化过程在混凝搅拌仪中进行,向烧杯中投加目标剂量的氧化剂,同时设置水力条件为10 r/min,缓慢搅拌10 min完成预氧化过程.混凝过程中,混凝剂的选择为硫酸铝,投加量为10 mg/L,混凝实验的水力条件设置为:先以250 r/min快速混合1 min,再以100 r/min混合3 min,然后以40 r/min缓慢混合10 min,沉淀30 min,水样取自沉淀后水面下1 cm,记录出水 OD_{680} 值.

混凝结束阶段,缓慢搅拌,同时缓缓吸取水样置于培养皿中.利用CCD数码显微镜进行图像采集,采集第一张图像时对相机的镜头高度、焦距、各光学参数进行设置,而后实验全过程中摄像机的参数设置、镜头高度均保持不变.通过改变进水藻细胞浓度、混凝剂投加量、有效氯投加量获得了36种工况,每种工况重复3次,去除效果如图1所示,每次实验记录约30张絮体图像,同时记录每张絮体图像样本和对应的去除率,实验中为了保证样本具有代表性,实验设计过程中样本絮体图像对应的去除率尽可能覆盖了所有的去除率.

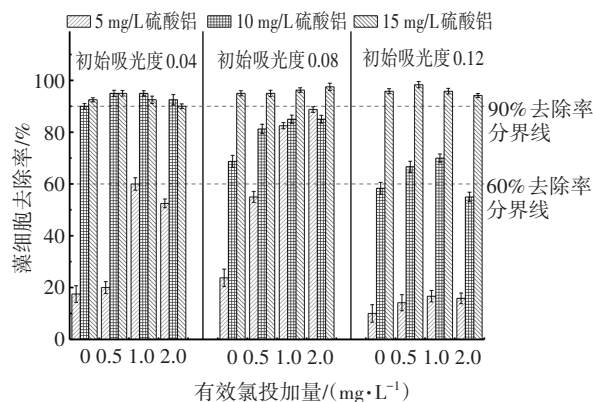


图1 不同混凝条件下藻类去除效果

Fig. 1 Algae removal efficiency under different coagulation conditions

1.3 数据分类

将以上36种工况获得的图像样本按照其对应去除率的大小分为3类,此3类去除率区间即为絮体图像的3种标签.第一类是去除率小于60%的情况,此类情况一般是藻高爆发情况,混凝过程效果不佳,藻类未被有效去除,不采取措施很可能造成水厂瘫

痰;第二类是去除率在 60%~90% 之间,需要对混凝剂投加量做出调整以达到更好的去除效果;第三类是去除率大于 90% 以上,一般认为水厂混凝已经达到较好的去除效果.同时为了保证每种区间的絮体图像相对平衡,本文对部分絮体图像进行了随机删减.

1.4 基于 DenseNet 的深度学习模型

DenseNet 模型源于 ResNet 模型,ResNet 模型的优秀源于它可以训练出更深的卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)模型,从而提高模型的准确度.而 DenseNet 模型延续了 ResNet 模型的思路,但不同于 ResNet,它提出了一个密集连接机制,称为密集块(Dense Block),密集块中每个层需要接受前面所有层作为其额外输出.

对于一个 L 层的网络,其共包含 $\frac{L \times (L - 1)}{2}$ 个连接,所以 DenseNet 网络在 l 层的输出为

$$X_l = H_l([X_0, X_1, X_2, \cdots, X_{l-1}]) \tag{1}$$

式中: H_l 是非线性转化函数,包括批标准化、线性整流函数和卷积.

这种特殊的连接方式需要各个层的特征图大小一致.因此,DenseNet 网络采用了密集块和转化层的结构,转化层主要由卷积层和池化层组成,可以实现特征图的大小变换.网络的具体结构和参数如图 2 和表 1 所示.

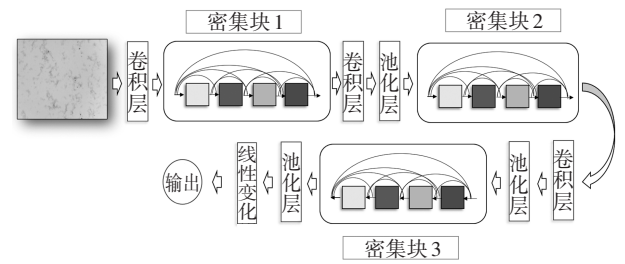


图 2 DenseNet 网络结构图
Fig.2 DenseNet network structure diagram

2 结果与讨论

本文采用上下翻转、左右翻转、随机裁剪等数据增强方式对采集到的 3 000 余张图像进行预处理^[13].为消除不同大小的图片可能带来的不利影响,统一将目标絮体图像归一化为 224×224 的图像^[14],并以去除率区间为标签构建絮体图像数据集.部分样本絮体图像如图 3 所示.同时打散并划分训练集、验证集和测试集.具体划分结果见表 2.

表 1 DenseNet-121 网络结构参数表
Tab.1 DenseNet-121 network structure parameter table

网络结构	DenseNet-121
卷积层(Convolution)	7×7 conv
池化层(Pooling)	3×3 max pool
密集块(1)	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 6$
转化层(1)	1×1 conv 2×2 average pool
密集块(2)	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 12$
转化层(2)	1×1 conv 2×2 average pool
密集块(3)	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 24$
转化层(3)	1×1 conv 2×2 average pool
密集块(4)	$\begin{bmatrix} 1 \times 1 \text{ conv} \\ 3 \times 3 \text{ conv} \end{bmatrix} \times 16$
分类层	7×7 global average pool 1000D fully-connected, softmax

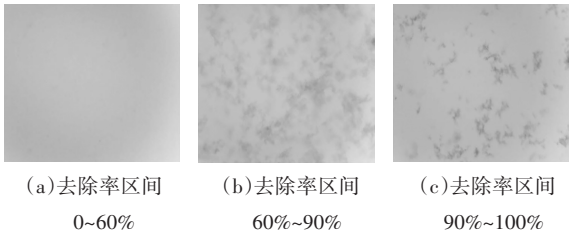


图 3 絮体图像数据集样本
Fig.3 Floc image dataset samples

表 2 絮体图像数据集划分
Tab.2 Floc image data set partition

去除率区间/%	训练集图像数 目/张	验证集图像数 目/张	测试集图像数 目/张
0~60	653	391	131
60~90	906	544	181
90~100	1 633	981	326
合计	3 192	1 916	638

由于 DenseNet-121 模型架构较深,比较复杂,从头开始训练需要消耗大量计算机资源和使用大量数据,而本文所使用的数据集为实验室采集,数量远远不够.因此本文利用迁移学习对模型进行训练,迁移

学习主要的实现方法是将一个已经训练好的模型参数移植至需要训练的模型中去,只用训练后几层网络即可实现目标模型的训练^[15]. 本文中固定DenseNet-121的部分网络参数,对最后一层即分类层进行调整,将输出改为3个,重新训练最后几层的网络参数,完成模型训练.

模型训练基于Python语言的编程环境,使用了TensorFlow 2.0框架、Pycharm开发环境在计算机上训练模型,计算机处理器为Intel Core i5-8400,内存大小为16 G,显卡为Nvidia GeForce 1060,模型训练的过程中采用了自适应估计算法(Adaptive Moment Estimation)对目标模型进行优化^[16]. 设置学习率为0.001,训练批量大小为32,训练轮数为50.

2.1 模型预测精确度

使用分类交叉熵损失函数将模型训练50轮后,实验结果如图4所示. 由实验结果可知DenseNet-121模型在较短时间内,训练集和验证集的准确性都提升到一个较高的水平,经过50轮的训练,模型的验证集准确度达到了91%,测试集的准确度达到了89.5%.

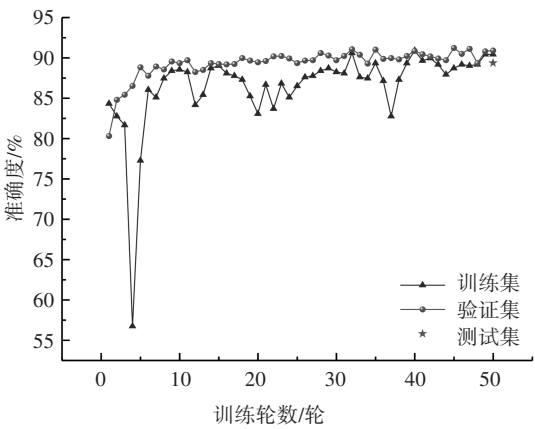
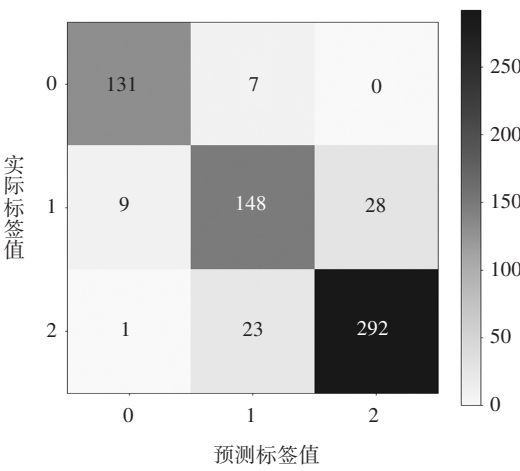


图4 模型训练结果

Fig.4 Model training results

混淆矩阵是模型精度评价的一种方式(见图5),能够实现分类结果的可视化,从而直观地看出模型预测结果和实际结果的差异,便于分析模型的优劣. 用户精度(User Accuracy)和生产者精度(Producer Accuracy)是混淆矩阵中的两个重要指标. 在本文的背景下,用户精度指的是某去除率区间的絮体图像被正确识别到该去除率区间的数量和该去除率区间的絮体图像总数的比例. 生产者精度指的是某去除率区间的絮体图像被正确识别到该去除率区间的数量和被识别成该去除率区间的絮体图像总数的比例(见表3).



横轴代表预测值类别,纵轴代表真实值类别;
0代表60%以下,1代表60%~90%,2代表90%以上.

图5 模型测试的混淆矩阵

Fig.5 Confusion matrix of model testing

表3 模型测试精度表

Tab.3 Model test accuracy table

去除率区间类别/%	生产者精度(PA)/%	用户精度(UA)/%
0~60	94.9	92.9
60~90	80	83.1
90~100	92.4	91.3
总体分类精度	89.5	

结果表明在测试集的638张图片中,有571张图片被正确分类至相应的去除率标签中,达到了预期的效果. 但值得注意的是,28张实际标签值为60%~90%的絮体图像被分类至90%~100%,而有23张实际标签值为90%~100%的絮体图像被分类至60%~90%. 以上两种情况是造成模型误差的主要原因,可能是因为有几种工况的去除率在90%左右,所以模型难以将其正确分类.

为验证DenseNet-121网络的优越性,我们补充测试了VGG-16和ResNet-101两种常用的卷积神经网络用以对比研究. 如表4所示.

表4 不同卷积神经网络的预测精度对比

Tab.4 Comparison of prediction accuracy of different convolution neural networks

目标检测网络	平均精度/%			总体精度/%
	0~60	60~90	90~100	
DenseNet-121	94.9	80	92.4	89.5
VGG-16	100	48.1	91.1	80.7
ResNet-101	94.2	0	94.9	67.3

结果显示,从整体精度来看,VGG-16对本文数据集的预测精度为80.7%,ResNet-101对本文数据集的预测精度为67.3%。显然DenseNet-121网络优于其他两种常用的卷积神经网络,且在辨别去除率在60%~90%之间的絮体图像时有绝对的优势。

2.2 模型泛化能力测试

为测试模型对数据集以外的图像的识别准确性,本文取某水库水配置铜绿微囊藻溶液进行模型

泛化实验。实验中随机设置了3种不同混凝条件,每个条件下采集3张,共计9张图片进行图像分类,以测试模型的泛化性能(见表5)。

测试的结果如表5所示,对于3种不同混凝条件下产生的絮体图像,模型均能够给出准确的去除率区间。表明模型能够对数据集以外的高藻水混凝产生的絮体做出识别并进行去除率的预测。

表 5 DenseNet 网络模型泛化性能测试结果
Tab.5 Test results of generalization performance of DenseNet network

实验条件			絮体图片示例	实际去除效果/%	模型预测去除率/%		
吸光度	$\rho_{\text{硫酸铝}}/(\text{mg}\cdot\text{L}^{-1})$	$\rho_{\text{次氯酸钠}}(\text{按有效氯计})/(\text{mg}\cdot\text{L}^{-1})$			条件一	条件二	条件三
0.05	10	0		70.5	60~90	60~90	60~90
0.12	10	1		16.7	0~60	0~60	0~60
0.03	10	1		92	90~100	90~100	90~100

3 结 论

基于深度学习的藻类混凝去除率预测方法,通过DenseNet-121网络实现不同去除率区间图像的分类以预测铜绿微囊藻混凝过程的去除效果。通过实验室设计不同混凝条件建立藻类絮体图像数据集,同时构建基于DenseNet网络的深度学习模型,实现对混凝过程藻类去除率的预测。结果显示,模型的准确性达到90%。与VGG和ResNet模型相比,DenseNet模型具有更高的精度,且在60%~90%区间藻类絮体图像的识别精度上有显著的优势。同时通过对数据集之外的铜绿微囊藻混凝产生的絮体图像进行识别,验证了模型的泛化能力。

参考文献

[1] 刘洁岭,何洋. 城市景观水体富营养化现状及成因[J]. 绿色科技,2017(12):73-74.
LIU J L, HE Y. Discussion on present situation and formation of

eutrophication in urban landscape water[J]. Journal of Green Science and Technology, 2017(12):73-74. (In Chinese)
[2] 宋学峰,吴越强,付红丽,等. 北方某水厂蓝藻低温暴发期原水污染特征分析及去除[J]. 中国给水排水, 2020, 36(19): 46-49.
SONG X F, WU Y Q, FU H L, *et al.* Characteristic analysis of raw water pollution and its removal during low temperature outbreak of cyanobacteria in a water plant in North China[J]. China Water & Wastewater, 2020, 36(19): 46-49. (In Chinese)
[3] 李国平,戚菁,兰华春. 水厂除藻技术的研究进展综述[J]. 净水技术, 2018, 37(11): 32-39.
LI G P, QI J, LAN H C. Review on research progress of algae removal technology in water treatment plant[J]. Water Purification Technology, 2018, 37(11): 32-39. (In Chinese)
[4] 罗岳平,施周,张丽娟,等. 高岭土对铜绿微囊藻的PAC强化絮凝去除技术[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2009, 36(2): 22-26.
LUO Y P, SHI Z, ZHANG L J, *et al.* Study of the enhanced removal of microcystis aeruginosa by adding kaolin and PAM in PAC flocculation process[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2009, 36(2): 22-26. (In Chinese)
[5] 张燕,刘宏远,崔福义. 流动电流混凝投药控制系统在微污染水源水中适用性研究[J]. 环境科学与技术, 2002, 25(1): 4-5.
ZHANG Y, LIU H Y, CUI F Y. Application of streaming current

- control system to treatment of slightly-polluted raw water[J]. *Environmental Science and Technology*, 2002, 25(1): 4-5. (In Chinese)
- [6] 于水利, 李圭白, 田永平. 悬浊液透光脉动颗粒在线检测技术及其应用(待续)——透光脉动颗粒检测理论[J]. *工业用水与废水*, 2001(1): 1-5.
- YU S L, LI G B, TIAN Y P. An on-line monitoring technology for transmitted light fluctuation in high-turbidity water and its application—a theory of monitoring for transmitted light fluctuating particles [J]. *Industrial Water & Wastewater*, 2001(1): 1-5. (In Chinese)
- [7] 刘宏远, 周晓龙, 朱海涛, 等. 在线颗粒计数仪在自来水厂水质监控中的应用[J]. *中国给水排水*, 2014, 30(3): 44-47.
- LIU H Y, ZHOU X L, ZHU H T, *et al.* Application of online particle counter to water quality monitoring at waterworks [J]. *China Water & Wastewater*, 2014, 30(3): 44-47. (In Chinese)
- [8] 白桦, 李圭白. 混凝投药的神经网络控制方法[J]. *给水排水*, 2001, 27(11): 83-86.
- BAI H, LI G B. Neural networks control method for coagulant dosage [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2001, 27(11): 83-86. (In Chinese)
- [9] 陈阳, 冯英明, 杨晓峰, 等. 在线絮凝控制技术在给水和废水处理中的应用[J]. *给水排水*, 2020, 56(S1): 453-458.
- CHEN Y, FENG Y M, YANG X F, *et al.* Application of on-line flocculation control technology in water and wastewater treatment [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2020, 56(S1): 453-458. (In Chinese)
- [10] 盛东方, 陈继平, 周宇, 等. 城市供水管网信息化管理体系的构建及应用[J]. *给水排水*, 2021, 57(1): 96-102.
- SHENG D F, CHEN J P, ZHOU Y, *et al.* Building and application of urban water supply network information management system [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2021, 57(1): 96-102. (In Chinese)
- [11] 薛亚东, 高健, 李宜城, 等. 基于深度学习的地铁隧道衬砌病害检测模型优化[J]. *湖南大学学报(自然科学版)*, 2020, 47(7): 137-146.
- XUE Y D, GAO J, LI Y C, *et al.* Optimization of shield tunnel lining defect detection model based on deep learning [J]. *Journal of Hunan University (Natural Sciences)*, 2020, 47(7): 137-146. (In Chinese)
- [12] 徐伟忠, 于红涛, 宋鑫峰, 等. 水厂生产管理智慧化建设实践[J]. *净水技术*, 2019, 38(S2): 126-129.
- XU W Z, YU H T, SONG X F, *et al.* Practice of intelligent construction and management in water works [J]. *Water Purification Technology*, 2019, 38(S2): 126-129. (In Chinese)
- [13] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning [J]. *Journal of Big Data*, 2019, 6(1): 1-48.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, *et al.* Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [15] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning [J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [16] 张慧. 深度学习中优化算法的研究与改进[D]. 北京: 北京邮电大学, 2018.
- ZHANG H. Research and improvement of optimization algorithms in deep learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2018. (In Chinese)