

采用主成分分析和 BP 神经网络算法 预测池塘养鱼产量和换水量

张俊彪¹, 陈 雯¹, 蔡春芳¹, 何 捷²

(1. 苏州大学 基础医学与生物科学学院, 江苏 苏州 215123; 2. 常州大学, 江苏 常州 213164)

摘要: 产量和换水量分别是池塘养鱼经济效益和生态影响的重要衡量指标。为探讨影响常规鱼类养殖产量和换水量的主要因子, 建立基于反向传播(BP)神经网络(ANN)算法的预测模型, 通过调查获得 51 组关于混养草鱼(*Ctenopharyngodon idellus*)、鲫鱼(*Carassius auratus*)、鲤鱼(*Cyprinus carpio*)池塘的完整管理信息。经主成分分析(PCA), 草鱼放养密度、鲫鱼放养密度、鲫鱼放养规格、鲤鱼捕捞规格、鳙鱼(*Aristichthys nobilis*)捕捞规格、鲤鱼产量、塘租费、苗种费、饲料费、电费、调水费、病害防治费、人工费、水深及是否发生蓝藻等 15 个参数均被筛选入放养鱼类总产量和夏季换水量模型中。放养鱼类总产量模型中还筛选进鲫鱼产量、鳙鱼产量和增氧方式 3 个参数。夏季换水量模型中还筛选进鲤鱼放养密度和鲢(*Hypophthalmichthys molitrix*)、鳙放养时间 2 个参数。随机选取 45 组数据采用 BP-ANN 算法建模并预测另外 6 组数据。结果显示, 放养鱼类总产量模型相对误差(RE)最大为 8.40%, 绝对误差(AE)最大为 2.53 t/hm², 平均相对误差(MRE)为 5.81%, 平均绝对误差(MAE)为 1.51 t/hm²。夏季换水量模型 AE 值最大为 19.10 cm, MAE 值为 13.36 cm。2 种模型决定系数(R²)分别是 0.941 3、0.996 5, 均方误差(MSE)分别是 0.006 5 和 0.063 3。总体拟合性能良好, 表明 BP-ANN 是建立养鱼池塘经济效益和生态影响模型的有效手段。

关键词: BP 神经网络; 主成分分析; 养鱼池塘; 养鱼产量; 换水量; 经济效益; 生态影响

中图分类号: S964.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-3268(2020)06-0174-07

Prediction of Fish Production and Amount of Exchanged Water of Aquaculture Pond by Principal Component Analysis and BP Neural Network Algorithm

ZHANG Junbiao¹, CHEN Wen¹, CAI Chunfang¹, HE Jie²

(1. School of Biology & Basic Medical Science, Soochow University, Suzhou 215123, China;

2. Changzhou University, Changzhou 213164, China)

Abstract: The fish production and exchanged water amount of aquaculture ponds are important indexes to evaluate their economic benefits and ecological effects, respectively. To explore the main factors affecting the fish production and the amount of exchanged water of conventional carp ponds, and to build forecasting models based on back propagation neural network (BP-ANN) algorithm, 51 complete management records about the polyculture ponds of grass carp (*Ctenopharyngodon idellus*), crucian carp (*Carassius auratus*) and common carp (*Cyprinus carpio*) were obtained through survey. PCA showed that, 15

收稿日期: 2019-12-30

基金项目: “十二五”农村领域国家科技计划课题(2015BAD13B00)

作者简介: 张俊彪(1995-), 男, 河南平顶山人, 在读硕士研究生, 研究方向: 养殖水体水质调控。

E-mail: 1145728782@qq.com

通信作者: 蔡春芳(1967-), 女, 江苏海门人, 教授, 博士, 主要从事水产养殖学、动物营养与饲料科学和水域环境学研究。

E-mail: caicf@suda.edu.cn

parameters including stocking density of grass carp and crucian carp, size of stocked crucian carp, size of harvested common carp and bighead carp (*Aristichthys nobilis*), production of common carp, cost of pond renting, fingerlings, feed, electric power, material for water quality regulation, costs for disease prevention and salary, water depth, occurrence of algal bloom were screened into both models of the total production of stocking fish and the amount of exchanged water in summer. The production of crucian carp and bighead carp, and oxygenation mode were also screened into the model of the total production of stocking fish. The stocking density of common carp and the stocking time of silver carp (*Hypophthalmichthys molitrix*) and bighead carp were also screened into the model of the amount of exchanged water in summer. 45 records were randomly selected to model by BP-ANN algorithm and the other 6 records were used to predict. The results showed that the values of maximum relative error, maximum absolute error, mean relative error and mean absolute error of the model of total production of stocking fish were 8.40%, 2.53 t/ha, 5.81%, 1.51 t/ha, respectively. The values of maximum absolute error and mean absolute error of the model of the amount of exchanged water in summer were 19.10, 13.36 cm, respectively. The values of R^2 of the two models were 0.941 3 and 0.996 5, respectively. The values of mean square error were 0.006 5 and 0.063 3, respectively. These results demonstrated that, both models had good predictive performance, which indicated that BP-ANN algorithm was an effective means to establish models of economic benefits and ecological effects of fish ponds.

Key words: BP neural network; Principal component analysis; Fish pond; Fish production; Amount of exchanged water; Economic benefit; Ecological effect

我国是水产养殖大国,2018年全国水产品总产量6 457.66万t,其中淡水养殖产量占48.88%^[1]。池塘养殖是淡水养殖的主要方式,目前我国淡水池塘面积266.684万hm²,年产2 210.97万t水产品^[1],为满足城乡居民生活需要作出了卓越的贡献。

水产养殖需要良好的水质,池塘养殖管理中一项重要举措就是换水。换水可提高池塘内的溶氧含量,降低氨氮和亚硝酸盐等有害物质含量,从而提高养殖动物生长速度^[2-5]。换水也被视为防病、治病的有效手段^[6-8]。然而,我国淡水资源紧缺,人均淡水资源量在全世界排名100多位,加上近年来水体富营养化迅速^[9-10],无论从生态文明建设的外在压力还是从水产养殖健康发展的内在要求来讲,都应该设法科学合理地降低换水量,保护水源水质。因此,探讨影响换水量的因素、构建关于换水量的预测模型具有较高的现实意义。

水产养殖从业者更关心产量和效益,为了追求产量,放养密度不断提高,由此带来投饵量增加,残饵及排泄物则进一步导致水中营养物质、有机碎屑等超标^[11],加剧水质恶化^[12],因而许多养殖者采用换水的方式来改善水质,通常在夏季高温季节换水需求最大^[13-14]。因此,分析影响产量的主要因素,构建相应的预测模型,将有助于养殖者作出科学决策,平衡好经济效益与生态效益之间的关系,保障水产养殖业的可持续发展。

主成分分析(Principal component analysis, PCA)具有降维、聚焦关键综合信息的作用,可用于筛选影响目标参数的重要因子^[15-16]。人工神经网络(Artificial neural network, ANN)能处理模糊的非线性关系问题,其中,反向传播(Back propagation, BP)神经网络已广泛用于水体^[17-19]、土壤^[20-21]、大气^[22-23]等环境领域以及工业^[24-25]、农业生产^[26-27]的研究中。BP-ANN也已被应用于构建水产养殖产量预测模型,性能良好^[28]。本研究应用PCA分析筛选影响养鱼池塘产量和换水量的主要因子,在此基础上,采用BP-ANN算法构建养鱼池塘放养鱼类总产量和夏季换水量模型,为池塘养殖生产管理策略优化提供借鉴,也为水产养殖污染管控提供新思路。

1 材料和方法

1.1 数据来源

数据由苏州大学水产养殖与水环境治理共性技术试验示范及综合管理技术体系研究(2015BAD13B06)课题组在江苏泰州、扬州、淮安等实地调查而得,调查的塘口是混养草鱼(*Ctenopharyngodon idellus*)、鲫鱼(*Carassius auratus*)、鲤鱼(*Cyprinus carpio*)的池塘,搭配了鲢鱼(*Hypophthalmichthys molitrix*)、鳙鱼(*Aristichthys nobilis*)以调节水质。养殖鱼类放养时间均为冬季,鲢、鳙分别有放养夏花和冬片2种方式。调查的指标如表1所示。共获得51组完整记录。

表 1 调查类别及参数
Tab.1 Survey classifications and parameters

类别 Classification	调查参数 Survey parameter
鱼塘概况 Situation of fish pond	池塘面积(hm^2)、池塘水深(m)、是否发生蓝藻(是记为 1,反之为 0)
鱼类放养情况 Stocking situation of fish	草鱼、鲤鱼、鲫鱼、鲢鱼、鳙鱼的放养规格($\text{kg}/\text{尾}$)和放养密度(t/hm^2),鲢鳙放养时间(冬季记为 1,夏季记为 2,未放记为 0)
成鱼捕捞情况 Fishing situation of adult fish	草鱼、鲤鱼、鲫鱼、鲢鱼、鳙鱼的捕捞规格($\text{kg}/\text{尾}$)和产量(t/hm^2),总产量(t/hm^2)
饲料情况 Situation of feed	饲料种类(硬颗粒饲料记为 1,膨化饲料记为 2,混合或其他饲料记为 3)、饲料档次(4 500 元/ t 以下记为 1,4 500~5 500 元/ t 记为 2,5 500 元/ t 以上记为 3)、全年饲料用量(t/hm^2)
增氧装备 Oxygen increasing equipment	增氧方式(底部式增氧记为 1、水面式增氧记为 2、混合式增氧记为 3)、增氧机功率(kW/hm^2)
换水情况 Situation of water exchange	夏季换水频次(只补不排记为 0,60 d/次以上为 1,30~60 d/次记为 2,0~30 d/次记为 3)、每次换水量(cm)、平均每次补水量(cm)、只补不排次数(次/a)、夏季换水量(cm ; $\text{换水次数}\times\text{每次换水量}$)
经济成本情况 Situation of economic cost	塘租费(万元/ hm^2)、苗种费(万元/ hm^2)、饲料费(万元/ hm^2)、电费(万元/ hm^2)、调水费(万元/ hm^2)、病害防治费(万元/ hm^2)、人工费(万元/ hm^2)

注:每次换水量、平均每次补水量分别指池塘换水和补水前后水位高度差,单位为 cm ;夏季换水量指夏季池塘总的换水水位高度差,单位为 cm 。

Note: The amount of water exchange each time,the average amount of water per supplement refer to the difference in water level before and after the water exchange or supplement in the pond,the unit is cm . The amount of water exchanged in summer refer to the total difference in water level before and after the water exchange in summer,the unit is cm .

1.2 主成分筛选关键参数

分别以放养鱼类总产量、夏季换水量为基准,利用 SPSS 22.0 对整理好的 51 组记录进行主成分分析。

1.3 BP-ANN 模型的建立

运用 Matlab 2016a 进行模型的建立,输入层为主成分分析后筛选出的 n 个指标,输出层分别为放养鱼类总产量或夏季换水量各 1 个指标。从 51 组数据中随机抽取 45 组作为训练样本,其余 6 组作为测试样本。隐含层选用一层^[29-30],隐含层节点数经过多次训练选择为 m ,神经网络结构即为 $n-m-1$ 结构。为了去除数据量纲的影响,利用最大最小值法(Mapminmax)对数据进行归一化处理。参数上最大训练次数设为 1 000,训练精度设为 5~10,学习率设为 0.01,训练函数采用 trainlm,算法采用 Levenberg-Marquardt,输入层到隐含层之间的传递函数选择 tansig,权值函数选择 learnngdm,隐含层到输出层的传递函数选择 purelin,性能函数选择 mse。

经试错法^[31]和主成分分析,放养鱼类总产量和夏季换水量模型中 $n-m-1$ 结构最终分别确定为 18-11-1、17-10-1。

1.4 模型性能的检验

采用拟合决定系数(Coefficient of determination, R^2)、相对误差(Relative error, RE)、平均相对误差(Mean relative error, MRE)、绝对误差(Absolute error, AE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)、

均方误差(Mean square error, MSE)来检验模型性能。 R^2 值越接近 1,表明模型的性能越好,反之越差;而 RE 、 MRE 、 AE 、 MAE 和 MSE 值越小,说明模型预测性能越好。

2 结果与分析

2.1 主成分数据筛选

由表 2、3 可知,放养鱼类总产量模型和夏季换水量模型中筛选出的 8 个主成分,其累计方差贡献率分别为 87.603%、87.773%。表 4 为在载荷值绝对值 ≥ 0.7 的标准下提取的影响放养鱼类总产量和夏季换水量的主要指标。参数中的草鱼放养密度、鲫鱼放养密度、鲫鱼放养规格、鲤鱼捕捞规格、鳙鱼捕捞规格和鲤鱼产量,所有经济成本情况指标(塘租费、苗种费、饲料费、电费、调水费、病害防治费和人工费),以及水深和是否发生蓝藻这 15 项指标均被筛选进入 2 种模型的输入指标中。放养鱼类总产量模型中还筛选进鲫鱼产量、鳙鱼产量和增氧方式 3 项指标。夏季换水量模型中还筛选进鲤鱼放养密度和鲢鳙放养时间 2 项指标。

2.2 放养鱼类总产量模型的 RE 、 AE 、 MAE 和 MRE 值

由表 5 可知,6 个预测值 RE 值最大为 8.40%, AE 值最大为 2.53 t/hm^2 , MAE 值为 1.51 t/hm^2 , MRE 值为 5.81%,说明预测效果整体良好。

表 2 放养鱼类总产量的主成分特征值和方差贡献率

Tab. 2 Eigenvalue and variance contribution rate of principal components of total production of stocking fish

主成分 Principal component	特征值 Eigenvalue	方差贡献率/% Variance contribution rate	累计方差贡献率/% Cumulative variance contribution rate
1	12.540	30.585	30.585
2	7.722	18.835	49.420
3	5.532	13.493	62.913
4	3.545	8.646	71.559
5	2.645	6.451	78.010
6	1.583	3.860	81.871
7	1.210	2.950	84.821
8	1.141	2.782	87.603

表 3 夏季换水量的主成分特征值和方差贡献率

Tab. 3 Eigenvalue and variance contribution rate of principal components of the amount of water exchange in summer

主成分 Principal component	特征值 Eigenvalue	方差贡献率/% Variance contribution rate	累计方差贡献率/% Cumulative variance contribution rate
1	12.735	31.060	31.060
2	7.556	18.430	49.490
3	5.450	13.293	62.783
4	3.249	7.923	70.706
5	3.056	7.454	78.161
6	1.635	3.988	82.149
7	1.168	2.850	84.999
8	1.137	2.774	87.773

表 4 影响放养鱼类总产量和夏季换水量的主要参数

Tab. 4 The principal parameters that affecting total production of stocking fish and amount of exchanged water in summer

类别 Classification	参数 Parameter	放养鱼类总产量模型 Production of stocking fish model	夏季换水量模型 Amount of exchanged water in summer model
鱼类放养情况 Stocking situation of fish	草鱼放养密度	√	√
	鲫鱼放养密度	√	√
	鲤鱼放养密度		√
	鲫鱼放养规格	√	√
	鲢鳙放养时间		√
成鱼捕捞情况 Fishing situation of adult fish	鲤鱼捕捞规格	√	√
	鳊鱼捕捞规格	√	√
	鲤鱼产量	√	√
	鲫鱼产量	√	
	鳊鱼产量	√	
经济成本情况 Situation of economic cost	塘租费	√	√
	苗种费	√	√
	饲料费	√	√
	电费	√	√
	调水费	√	√
	病害防治费	√	√
	人工费	√	√
	增氧方式	√	
	水深	√	√
	是否发生蓝藻	√	√

表 5 放养鱼类总产量模型的 RE、AE、MAE 和 MRE 值

Tab. 5 RE, AE, MAE and MRE values of production of stocking fish model

测试样本 Test sample	实际值/(t/hm ²) Actual value	预测值/(t/hm ²) Predicted value	AE/(t/hm ²)	RE/%	MAE/(t/hm ²)	MRE/%
1	22.20	23.29	1.09	4.92		
2	20.70	22.44	1.74	8.40		
3	33.56	31.65	1.91	5.68	1.51	5.81
4	22.58	22.62	0.04	0.19		
5	34.77	37.30	2.53	7.26		
6	20.70	22.44	1.74	8.40		

2.3 夏季换水量模型的 *RE*、*AE* 和 *MAE* 值

由表 6 可以看出,6 个测试样本拟合效果良好,

AE 值最大为 19.10 cm,*MAE* 值为 13.36 cm。由于其余 5 个测试样本实际值是 0,*RE* 值无意义。

表 6 夏季换水量模型的 *RE*、*AE* 和 *MAE* 值

Tab. 6 *RE*, *AE* and *MAE* values of amount of exchanged water in summer model

测试样本 Test sample	实际值/cm Actual value	预测值/cm Predicted value	<i>AE</i> /cm	<i>RE</i> /%	<i>MAE</i> /cm
1	0.00	16.77	16.77	Inf	13.36
2	0.00	13.99	13.99	Inf	
3	102.86	100.55	2.30	2.24	
4	0.00	19.10	19.10	Inf	
5	0.00	13.99	13.99	Inf	
6	0.00	13.99	13.99	Inf	

注:*RE* 出现 Inf,是由于实际值(分母)为 0。

Note:“Inf” appears in *RE* because the actual value is 0.

2.4 2 种模型的 *R*² 和 *MSE* 值

由表 7 可以看出,放养鱼类总产量模型的 *MSE* 值为 0.006 5,夏季换水量模型的 *MSE* 值为 0.063 3, *MSE* 值均较小,精度良好。从 *R*² 可以看出,放养鱼类总产量模型的 *R*² 值为 0.941 3,夏季换水量模型的 *R*² 值为 0.996 5,说明模型拟合效果较好,预测结果可信度较高。

表 7 2 种模型的 *R*² 和 *MSE* 值

Tab. 7 *R*² and *MSE* values of the two models

模型 Model	<i>MSE</i>	<i>R</i> ²
放养鱼类总产量 Production of stocking fish	0.006 5	0.941 3
夏季换水量 Amount of water exchange in summer	0.063 3	0.996 5

3 结论与讨论

*R*² 是衡量一个神经网络模型拟合效果的重要指标,本研究中放养鱼类总产量和夏季换水量这 2 种模型的 *R*² 值分别是 0.941 3 与 0.996 5。李想等^[32]在用 BP-ANN 拟合粮食产量与化肥用量的相关性时,模型的 *R*²>0.80,并认为其拟合准确度较高;杨玮等^[33]利用 BP-ANN 对冬小麦产量进行预测,其 *R*² 值为 0.823 7,认为拟合效果较好。对比上述研究,本研究中模型性能良好。

MSE 值是评价神经网络模型性能的重要指标,崔嘉宇等^[34]利用 BP-ANN 对太湖富营养化指标进行预测,其模型 *MSE* 值最大为 0.166 4,且研究认为其预测效果较好,本研究中夏季换水量模型的 *MSE* 值为 0.063 3,说明预测效果良好。

在放养鱼类总产量模型中,*MRE* 值为 5.81%,*RE* 值最大为 8.40%。夏季换水量模型中,随机筛选出的仅有的 1 组含相对误差数据计算的 *RE* 值是

2.24%,其 *AE* 值为 2.30 cm,而其他夏季换水量实际值为 0 cm 的数据预测出 *AE* 值最大是 19.10 cm。纵观全部池塘管理数据,夏季换水量最高的是 600 cm,因此,19.10 cm 的 *AE* 值不算高,可以作为 0 cm 对待。田亚鹏等^[35]利用 BP 神经网络建立页岩气产量递减预测模型,其遗传算法优化后的模型 *RE* 值最大约为 8%,与本研究 *RE* 最大值相近。

本研究建立的放养鱼类总产量模型和夏季换水量模型整体上能够较好地反映各自测试样本的实际值,基本能够满足生产实际的精度需要。但如果进一步提高模型的拟合度,减少 *RE* 值,还需收集更多数据。建议水产养殖从业者和管理者加强塘口管理档案的记录、整理、共享,重点收集影响放养鱼类总产量和夏季换水量的数据,以用于进一步完善模型,从而指导生产,优化管理决策。

参考文献:

- [1] 农村农业部渔业局. 中国渔业统计年鉴[M]. 北京:中国农业出版社,2019.
Fisheries Bureau of Ministry of Agriculture and Rural Affairs. China fishery statistical yearbook[M]. Beijing: Chinese Agricultural Press,2019.
- [2] 中国水产科学研究院大菱鲂专家组. 大菱鲂健康养殖技术指南[J]. 中国水产,2007(1):50-57.
Expert Group of Turbot, China Institute of Aquatic Science. Technical guidelines for healthy breeding of turbot[J]. China Fisheries,2007(1):50-57.
- [3] 李树楣,郭玉祥. 对虾浮头气象原因及预防措施的初步研究[J]. 沈阳农业大学学报,1992(S1):66-68.
LI S M, GUO Y X. The meteorological causes of dead prawn floating and their prevention[J]. Journal of Shenyang Agricultural University,1992(S1):66-68.
- [4] 杨红生,李德尚,董双林. 海水池塘施肥混养滤食性鱼贝的初步研究[J]. 青岛海洋大学学报,1998,2(28):

- 217-222.
- YANG H S, LI D S, DONG S L. Preliminary studies on polyculture of filter feeding fish with mollusc in fertilized seawater ponds[J]. Journal of Ocean University of Qingdao, 1998, 2(28): 217-222.
- [5] 谢秀芳, 兰金明. 微生态制剂在泥鳅苗种培育过程中的应用[J]. 渔业致富指南, 2015(22): 34-36.
- XIE X F, LAN J M. Application of microecological preparation in seedling cultivation of loach[J]. Fishery Guide to be Rich, 2015(22): 34-36.
- [6] 马仲波, 白俊杰, 钱雄光. 淡水白鲢的属种及其养殖特性[J]. 水产学报, 1988, 3(12): 183-192.
- MA Z B, BAI J J, QIAN X G. On classification of *Colosoma brachypomun* and its cultivation characteristics[J]. Journal of Fisheries of China, 1988, 3(12): 183-192.
- [7] 孙有恒, 王立新, 倪伟锋. 全国水产养殖病害预测预报[J]. 中国水产, 2017(9): 57-64.
- SUN Y H, WANG L X, NI W F. Prediction and forecast of aquaculture diseases in China[J]. China Fisheries, 2017(9): 57-64.
- [8] 郑延平. 稚龟的培育技术要点[J]. 吉林畜牧兽医, 2006(2): 48-49.
- ZHENG Y P. Key points of cultivation techniques for young tortoises[J]. Jilin Animal Husbandry and Veterinary Medicine, 2006(2): 48-49.
- [9] 史宸菲, 李雨濛, 冯瑞杰, 等. 蓝藻生物炭的制备及对过硫酸盐的活化效能[J]. 生态与农村环境学报, 2017, 33(12): 1140-1145.
- SHI C F, LI Y M, FENG R J, et al. Preparation of biochar from cyanobacteria and function of the biochar for persulfate activation[J]. Journal of Ecology and Rural Environment, 2017, 33(12): 1140-1145.
- [10] 杨柳燕, 杨欣妍, 任丽曼, 等. 太湖蓝藻水华暴发机制与控制对策[J]. 湖泊科学, 2019, 31(1): 18-27.
- YANG L Y, YANG X Y, REN L M, et al. Mechanism and control strategy of cyanobacterial bloom in Lake Taihu[J]. Journal of Lake Sciences, 2019, 31(1): 18-27.
- [11] 刘国锋, 徐跑, 吴霆, 等. 中国水产养殖环境氮磷污染现状及未来发展思路[J]. 江苏农业学报, 2018, 34(1): 225-233.
- LIU G F, XU P, WU T, et al. Present condition of aquaculture nitrogen and phosphorus environmental pollution and future development strategy[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2018, 34(1): 225-233.
- [12] 冉瑞碧, 王永清, 邹瑞昌, 等. 鱼塘水蕹菜浮床栽培技术[J]. 长江蔬菜, 2015(9): 33-34.
- RAN R B, WANG Y Q, ZOU R C, et al. Cultivation technology of floating bed of swamp cabbage in fish pond[J]. Journal of Changjiang Vegetables, 2015(9): 33-34.
- [13] 徐刚春, 聂志娟, 薄其康, 等. 水温对刀鲚幼鱼耗氧率、窒息点、血糖及肌肝糖元指标的影响[J]. 生态学杂志, 2012, 31(12): 3116-3120.
- XU G C, NIE Z J, BO Q K, et al. Effects of water temperature on oxygen consumption rate, asphyxiant point, blood glucose content, and muscle and liver glycogen content of juvenile *Coilia nasus*[J]. Chinese Journal of Ecology, 2012, 31(12): 3116-3120.
- [14] 孙丽华, 陈浩如. 温度和体质量对军曹鱼生长及氮收支的影响[J]. 水产学报, 2013, 37(10): 1527-1534.
- SUN L H, CHEN H R. Effects of water temperature and fish size on growth and nitrogen budget of cobia (*Rachycentron canadum*)[J]. Journal of Fisheries of China, 2013, 37(10): 1527-1534.
- [15] 罗伟, 李文红, 庞洋洋, 等. 淡水鱼塘水体污染的主成分分析[J]. 水产科学, 2016, 2(35): 136-141.
- LUO W, LI W H, PANG Y Y, et al. Principal component analysis of pollution in freshwater fish ponds[J]. Journal of Fisheries of China, 2016, 2(35): 136-141.
- [16] 高金荣, 赵则春. 主成分分析法在茅尾海水质评价中的应用[J]. 广东化工, 2019, 6(46): 98-100.
- GAO J R, ZHAO Z C. Application of principal component analysis in water quality assessment of Maowei Sea[J]. Guangdong Chemical Industry, 2019, 6(46): 98-100.
- [17] 张青, 王学雷, 张婷, 等. 基于BP神经网络的洪湖水水质指标预测研究[J]. 湿地科学, 2016, 14(2): 212-218.
- ZHANG Q, WANG X L, ZHANG T, et al. Prediction of water quality index of Honghu Lake based on back propagation neural network model[J]. Wetland Science, 2016, 14(2): 212-218.
- [18] 陈英义, 程倩倩, 成艳君, 等. 基于GA-BP神经网络的池塘养殖水温短期预测系统[J]. 农业机械学报, 2017, 48(8): 172-178.
- CHEN Y Y, CHENG Q Q, CHENG Y J, et al. Short-term prediction system of water temperature in pond aquaculture based on GA-BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(8): 172-178.
- [19] 李云良, 张奇, 李森, 等. 基于BP神经网络的鄱阳湖水位模拟[J]. 长江流域资源与环境, 2015, 24(2): 233-240.
- LI Y L, ZHANG Q, LI M, et al. Using BP neural networks for water level simulation in Poyang Lake[J]. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2015, 24(2): 233-240.
- [20] 孙宝磊, 孙磊, 张朝能, 等. 基于BP神经网络的大气污染物浓度预测[J]. 环境科学学报, 2017, 37(5): 1864-1871.
- SUN B L, SUN H, ZHANG C N, et al. Forecast of air

- pollutant concentrations by BP neural network[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2017, 37(5): 1864-1871.
- [21] 瞿英, 王冕, 董文旭, 等. 基于 BP 神经网络的农田大气氨浓度预测[J]. *中国生态农业学报*, 2019, 27(4): 519-528.
- QU Y, WANG M, DONG W X, *et al.* Prediction of atmospheric ammonia concentration in farmlands using BP neural network[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2019, 27(4): 519-528.
- [22] 刘婷, 邵静安. 基于 BP 神经网络的三峡库区土壤侵蚀强度模拟[J]. *自然资源学报*, 2018, 33(4): 669-683.
- LIU T, SHAO J A. Simulation of soil erosion intensity in the Three Gorges Reservoir area using BP neural network[J]. *Journal of Natural Resources*, 2018, 33(4): 669-683.
- [23] 李彬楠, 樊贵盛. 基于灰色理论-BP 神经网络方法的土壤水分特征曲线预测模型[J]. *干旱区资源与环境*, 2018, 32(7): 166-171.
- LI B N, FAN G S. Prediction of the soil water characteristic curve based on Gray-BP neural network[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2018, 32(7): 166-171.
- [24] 谷建伟, 周梅, 李志涛. 基于数据挖掘的长短期记忆网络模型油井产量预测方法[J]. *特种油气藏*, 2019, 26(2): 77-81.
- GU J W, ZHOU M, LI Z T, *et al.* Oil well production forecast with long-short term memory network model based on data mining[J]. *Special Oil & Gas Reservoir*, 2019, 26(2): 77-81.
- [25] 王金娜, 杨金先, 王继华, 等. 混合碳源制备生物絮凝剂的絮凝效能及产量预测模型[J]. *环境科学学报*, 2014, 34(7): 1654-1660.
- WANG J N, YANG J X, WANG J H, *et al.* Prediction neural network of the flocculation efficiency and biofloculant yield using mixed carbon sources[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2014, 34(7): 1654-1660.
- [26] 禹建丽, 黎娅. 基于人工神经网络的粮食产量预测模型[J]. *河南农业科学*, 2005(4): 44-46.
- YU J L, LI Y. Prediction model of grain yield based on artificial neural network[J]. *Journal of Henan Agricultural Sciences*, 2005(4): 44-46.
- [27] 郭庆春, 何振芳, 李力. 基于 BP 神经网络的粮食产量预测模型[J]. *湖南农业科学*, 2011(17): 136-138.
- GUO Q C, HE Z F, LI L. Forecast model for grain yield based on BP neural network[J]. *Hunan Agricultural Sciences*, 2011(17): 136-138.
- [28] 李海涛, 茆毓琦. 基于启发式 Johnson 算法优化 BP 神经网络的水产养殖产量预测模型[J]. *渔业现代化*, 2017, 44(6): 19-23.
- LI H T, MAO Y Q. Forecasting model of aquaculture production based on heuristic Johnson algorithm optimization and BP neural network[J]. *Fishery Modernization*, 2017, 44(6): 19-23.
- [29] LONG C S, WANG X, WU D H, *et al.* A recognition model of hand odor based on BP artificial network[J]. *Computer Science and Application*, 2012, 2(2): 57-60.
- [30] WU Q T, YANG X T, HUA B. *et al.* Evaluation of network connection credibility based on neural network[J]. *Journal of Computers*, 2011, 6(12): 2567-2573.
- [31] 王俭, 孙铁珩, 李培军, 等. 基于人工神经网络的区域水环境承载能力评价模型及其应用[J]. *生态学杂志*, 2007, 26(1): 139-144.
- WANG J, SUN T H, LI P J, *et al.* Evaluation model of regional water environment carrying capacity based on artificial neural network and its application in Liaoning Province[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2007, 26(1): 139-144.
- [32] 李想, 戴维, 高红菊, 等. 基于 BP 神经网络的粮食产量与化肥用量相关性研究[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(S1): 186-192.
- LI X, DAI W, GAO H J, *et al.* Correlation between grain yield and fertilizer use based on back propagation neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(S1): 186-192.
- [33] 杨玮, 孙红, 郑立华, 等. 基于土壤参数的冬小麦产量预测模型[J]. *农业工程学报*, 2013, 29(23): 118-123.
- YANG W, SUN H, ZHENG L H, *et al.* Prediction model of winter wheat yield based on soil parameters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2013, 29(23): 118-123.
- [34] 崔嘉宇, 郁建桥, 吕学研, 等. 太湖富营养化指标 BP 人工神经网络预测模型的建立[J]. *环境研究与监测*, 2014, 27(3): 50-54.
- CUI J Y, YU J Q, LÜ X Y, *et al.* Establishment of prediction model of eutrophication index BP artificial neural network in Taihu Lake[J]. *Environmental Research and Monitoring*, 2014, 27(3): 50-54.
- [35] 田亚鹏, 鞠斌山. 基于遗传算法改进 BP 神经网络的页岩气产量递减预测模型[J]. *中国科技论文*, 2016, 11(15): 1710-1715.
- TIAN Y P, JU B S. A model for predicting shale gas production decline based on the BP neural network improved by the genetic algorithm[J]. *China Science paper*, 2016, 11(15): 1710-1715.