

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20230294

# 洪湖水质富营养化评价方法比较

孙咏曦<sup>1</sup>, 陈燕飞<sup>1</sup>, 周 元<sup>2</sup>, 董玉茹<sup>1</sup>

(1. 长江大学资源与环境学院, 湖北 武汉 430100; 2. 湖北省荆州市水文水资源勘测局, 湖北 荆州 434000)

**摘要:** 为科学评价水体富营养化程度,在对比分析各种富营养化评价方法基础上,引入卷积神经网络(CNN),建立卷积-富营养化(CNN-E)模型。根据洪湖2014~2019年月尺度水质及藻类监测数据,采用综合营养指数法、BP神经网络法与CNN-E模型评价其富营养化程度,并采用平均绝对误差、均方根误差、决定系数和纳什效率系数评价神经网络模型性能。结果表明,洪湖长期处于轻度富营养状态,富营养化程度不断加重。模型性能方面,CNN-E模型四种评价指标分别优于BP神经网络0.166、0.098、0.078与0.087。CNN-E模型可为湖泊水体富营养化预防及综合治理提供技术支持。

**关键词:** 富营养化; 综合营养指数; BP神经网络; 卷积-富营养化评价模型

**中图分类号:** X524; [TV11]

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2023)09-0036-04

## 1 概况

洪湖位于湖北省荆州市洪湖市,地处长江中下游,江汉平原东南部,面积约2 519 km<sup>2</sup>,是中国重要的湿地自然保护区。受人类活动影响,洪湖的富营养化程度愈加严重。准确评价湖泊富营养化状态有利于湖泊水质保护。富营养评价方法中,生物多样性指数法<sup>[1]</sup>操作简单,但难以全面分析水体状况;模糊评价法<sup>[2]</sup>可对受多种因素制约的对象做出总体评价,但易出现超模糊现象;综合营养状态指数法<sup>[3]</sup>考虑了影响富营养化的主要因素,但存在权重设置固定的现象;BP神经网络<sup>[4]</sup>可处理非线性数据,但易出现过拟合问题;卷积神经网络<sup>[5]</sup>作为典型的神经网络算法,对数据集的潜在联系十分敏感,可提取数据之间的特征,处理非线性信息,且训练过程自动率定权重系数,因此CNN在水文各领域均应用广泛。因此,本文将CNN应用于2014~2019年洪湖水质的富营养化评价中,探讨CNN在富营养化方面的预测精确度和稳定性,并与综合营养指数法、BP神经网络法对比,以为湖泊富营养化状态评价方法的选择提供参考。

## 2 数据与方法

### 2.1 数据来源

根据洪湖特点,在大口、蓝田、茶坛岛、施墩河口及官墩设置5个采样点,见图1。采用湖北省荆州市水文水资源勘测局2014~2019年洪湖富营养化指标的采样数据作为数据集,包括叶绿素a(Chl. a)、总氮(TN)、总磷(TP)、高锰酸盐指数(COD<sub>Mn</sub>)和透明度(SD)。但因天气变化及设备故障等因素的影响,数据缺失率为3%,缺失数据根据相邻站点的回归关系进行插补,或者用同一站点同时期的平均值代替。

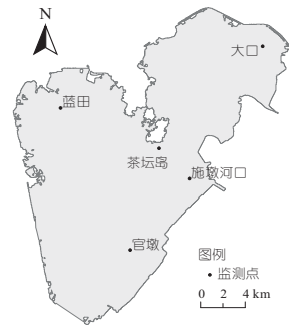


图1 洪湖采样点分布

Fig. 1 Distribution of sampling points in Honghu Lake

### 2.2 研究方法

#### 2.2.1 综合营养指数法

(1)综合营养指数法。综合营养指数法<sup>[6]</sup>是中国环境监测总站对水体富营养程度评价的主要

收稿日期: 2023-03-01, 修回日期: 2023-04-10

基金项目: 智慧长江与水电科学湖北省重点实验室开放研究基金项目(ZH21020001)

作者简介: 孙咏曦(1997-),男,硕士研究生,研究方向为水文水资源, E-mail: 973743274@qq.com

通讯作者: 陈燕飞(1982-),女,博士、副教授,研究方向为水文水资源, E-mail: flyney@163.com

方法,其物理参数包括 Chl. a ( $x_1$ )、TN ( $x_2$ )、TP ( $x_3$ )、COD<sub>Mn</sub> ( $x_4$ )、SD ( $x_5$ ),综合营养指数公式为:

$$T_{TLI}(\Sigma) = \sum_{j=1}^m W_j T_{TLI}(j) \quad (1)$$

式中,  $T_{TLI}$  为综合营养状态指数;  $W$  为各参数的营养状态指数的相关权重。

各参数营养状态指数计算公式为:

$$T_{TLI}(x_1) = 10(2.5 + 1.086 \ln x_1) \quad (2)$$

$$T_{TLI}(x_2) = 10(5.453 + 1.694 \ln x_2) \quad (3)$$

$$T_{TLI}(x_3) = 10(9.436 + 1.624 \ln x_3) \quad (4)$$

$$T_{TLI}(x_4) = 10(0.109 + 2.661 \ln x_4) \quad (5)$$

$$T_{TLI}(x_5) = 10(5.118 - 1.94 \ln x_5) \quad (6)$$

式中,  $x_1 \sim x_5$  分别为 Chl. a 浓度、TN 浓度、TP 浓度、COD<sub>Mn</sub> 浓度、SD 值。

综合营养状态指数分级见表 1。

表 1 综合营养状态指数分级表

Tab. 1 Grading table of  $T_{TLI}$

评价等级	$T_{TLI}(\Sigma)$	评价等级	$T_{TLI}(\Sigma)$
贫营养	(0, 30)	中度富营养	(60, 70]
中营养	[30, 50]	重度富营养	(70, +∞)
轻度富营养	(50, 60]		

(2) 数据归一化。为去除量纲干扰,采用 min-max 归一化法,其公式为:

$$X' = (X - X_{\min}) / (X_{\max} - X_{\min}) \quad (7)$$

式中,  $X'$  为归一化后的监测数据;  $X$  为预处理前的监测数据;  $X_{\max}$ 、 $X_{\min}$  分别为数据集各特征量的最大值、最小值。

### 2.2.2 BP 神经网络法

(1) 特征集构建。选择与综合营养指数法相同的影响因素构建特征集合  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_5\}$  作为特征集参数,具体物理参数包括 Chl. a ( $p_1$ )、TP ( $p_2$ )、TN ( $p_3$ )、COD<sub>Mn</sub> ( $p_4$ )、SD ( $p_5$ )。

(2) BP 神经网络构建。BP 神经网络包括输入层、隐藏层及输出层,本文神经网络模型评价标准见表 2<sup>[4]</sup>。按评价标准,选取评价标准临界值及中间插值共 1 000 条数据作为原始数据集,影响因素作为特征输入,营养状态指数作为期望输出。当构建好的神经网络模型评价全新数据时,可能出现准确率低于训练数据准确率的情况,即过拟合现象。本文采用数据集的 80% 作为训练集,20% 作为验证集,验证集用于测试模型的精度及是否出现过拟合现象。BP 神经网络通过反复率定取最优值,其中学习率为 0.001,最大学习轮数设置为 3 000 轮,使用构建好的模型评价 2014~2019 年洪湖富营养化状况。

表 2 富营养化评价标准分级表

Tab. 2 Eutrophication evaluation standard classification table

营养状态	指数	Chl. a	TP	TN	COD <sub>Mn</sub>	SD/m
贫营养	10	0.001	0.001	0.002	0.15	10
	20	0.001	0.004	0.005	0.40	5.0
中营养	30	0.002	0.010	0.100	1	3.0
	40	0.004	0.025	0.300	2	1.5
	50	0.010	0.050	0.500	4	1
轻度富营养	60	0.026	0.100	1	8	0.5
中度富营养	70	0.064	0.200	2	10	0.4
重度富营养	80	0.160	0.600	6	25	0.3
	90	0.400	0.900	9	40	0.2
极重富营养	100	1.000	1.300	16	60	0.12

注:表中 Chl. a 单位为 mg/m<sup>3</sup>; TP、TN、COD<sub>Mn</sub> 单位均为 mg/L。

### 2.2.3 卷积神经网络

卷积神经网络由输入层、卷积层、全连接层和输出层构成,此外通过池化层与 Dropout 法对数据进行处理,可有效避免过拟合现象。

本文所构建的 CNN-E 评价模型主要包括卷积神经网络与全连接网络。首先, CNN-E 模型采用与 BP 神经网络法相同预处理操作后的数据集作为输入。其次,数据集在 4 层卷积层 (C1~C4) 中经卷积核以滑动窗口的形式提取特征并采用 Relu 激活函数对数据做非线性变换;为减少计算参数及维持数据的稳定性,在每个卷积层中加入池化层 (S1~S4),采用最大池化算法 (Max pooling);在信息提取过程中采用 Dropout 法对神经元进行随机丢弃并进行批量标准化操作。再次,卷积层提取的特征信息会输入到全连接层 (F1~F2) 进行特征组合并映射到样本标记空间。最后,输出营养状态指数值,具体模型结构见图 2。通过调整超参数使模型拟合至最优,模型最优时各超参数设置见表 3。采用训练好的模型对 2014~2019 年洪湖水水质数据进行富营养化等级评价。

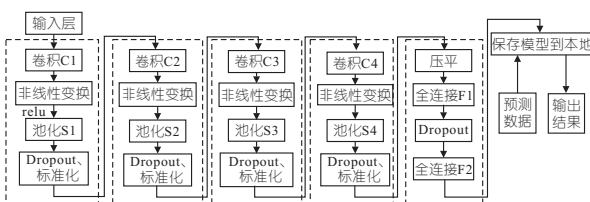


图 2 模型结构

Fig. 2 Model structure

表 3 各超参数设置表

Tab. 3 Super parameter setting table

超参数类型	设置	超参数类型	设置
卷积核个数	C1~C4 层均为 64	最大学习轮数	3 000
卷积核长度	C1 层为 3, C2~C4 层为 2	批处理数	32
输出尺寸	same(与输入尺寸相同)	Dropout	0.4
池化规模	2	优化器	Adam
全连接层神经元个数	F1 层为 64, F2 层为 1	损失函数	MSE
激活函数	Relu		

### 2.2.4 模型性能评价

为评估深度学习模型的性能,采用平均绝对误差( $M_{MAE}$ )、均方根误差( $R_{RMSE}$ )、决定系数( $R^2$ )和纳什效率系数( $N_{NSE}$ )四个指标作为评估标准。

## 3 结果与分析

### 3.1 综合营养指数法评价结果分析

采用综合营养状态指数法对 2014~2019 年洪湖水水质实测数据进行评价,其各站点不同营养状态占比见图 3,各站点营养状态月占比见图 4。

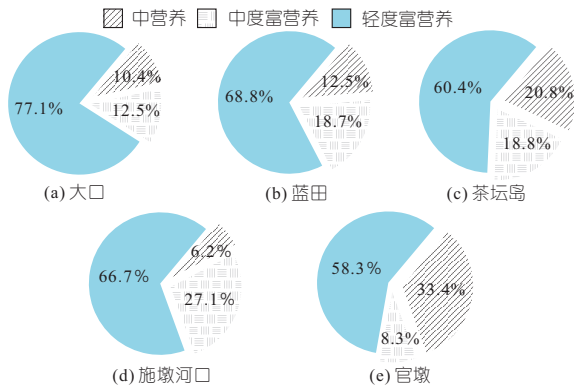


图 3 各站点不同营养状态占比

Fig. 3 The proportion of different nutritional status in each site

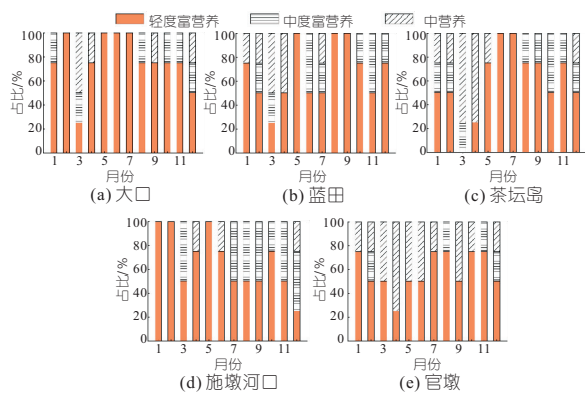


图 4 各站点营养状态月占比

Fig. 4 The monthly proportion of the nutritional status of each site

由图 3、4 可知,从空间尺度上看,洪湖的富营养化等级以中营养、轻度富营养与中度富营养为主,轻度富营养状态在各站点中占比最大,最大为大口站点的 77%。官墩中营养占比最大,受污染程度最轻;施墩河口中度富营养占比最大,受污染程度最严重。原因在于官墩远离出入湖口且受水体自净作用的影响,富营养化程度最低。施墩河口位于出湖口,周边居民所排生活污水中含有大量氮、磷等适合藻类生长的物质,使洪湖水体中的营养物质在下游出湖口处大量积累,藻类大量生长。

从时间尺度上看,除官墩外,其他站点的中营养等级主要集中于 1~4、12 月,中度富营养等级

主要集中于 5~11 月。五个站点均长期处于轻度富营养化状态,其中官墩富营养化程度最轻,施墩河口最为严重。原因在于洪湖周围多水田,主要农作物为莲藕,其生长期一般为 5~9 月,在此期间需追肥 2~3 次以维持农作物生长。据调查<sup>[7]</sup>,藕田肥料的主要成分为氮、磷、钾,培育期间部分营养物质扩散至洪湖水体中,导致 5~9 月富营养化程度比较严重,因污染物残留致使 10~11 月洪湖富营养化程度仍比较严重。

### 3.2 BP 神经网络法评价结果分析

采用 BP 神经网络法训练模型,模型最优时 loss 收敛于 0.05,说明模型训练时拟合效果较好,准确率可达到 0.92,但验证集的准确率仅有 0.83,说明模型出现过拟合现象。

采用训练好的模型对 2014~2019 年洪湖实测水质数据评价,并与综合营养指数法的评价结果对比。部分对比结果见图 5。由图 5 可知,BP 神经网络法的评价结果多集中于 50~60 赋分区间,即轻度富营养状态,与综合营养指数法的结果一致。但出现少数同列两点相差很大的情况,即因模型的过拟合现象使评价结果不准确,模型可信度降低。

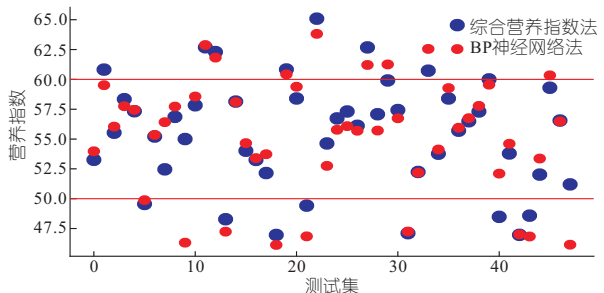


图 5 综合营养指数法与 BP 神经网络法结果对比

Fig. 5 Comparison of comprehensive nutrition index method and BP neural network method

### 3.3 CNN-E 模型评价结果分析

采用建立的 CNN-E 模型对训练集数据进行率定训练,准确率呈上升趋势,从最初的 0.64 上升至 0.99 最后趋于稳定;损失率呈下降趋势,从最初的 0.84 下降至 0.01 最终稳定。模型在 3 000 轮迭代过程中拟合至最优后对验证集数据进行评价,准确率达 0.98。较 BP 神经网络法准确率提高了 0.15,说明采用 Dropout 方法与 Adam 优化器优化后的 CNN-E 模型比 BP 神经网络法拥有更高的精度,有效避免了过拟合问题,CNN-E 模型可靠性更高。使用训练好的模型对 2014~2019 年洪湖水水质数据进行评价,将评价结果与综合营养指数法进行比较。部分结果见图 6、7。

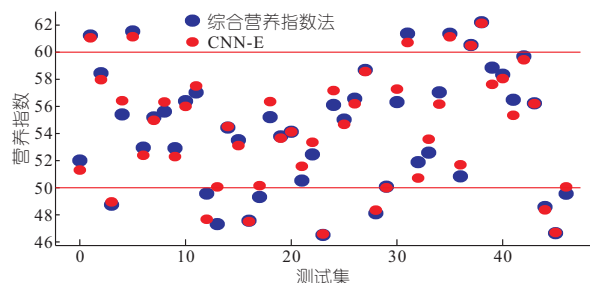


图 6 综合营养指数法与 CNN-E 结果对比

Fig. 6 Comparison of comprehensive nutrition index and CNN-E

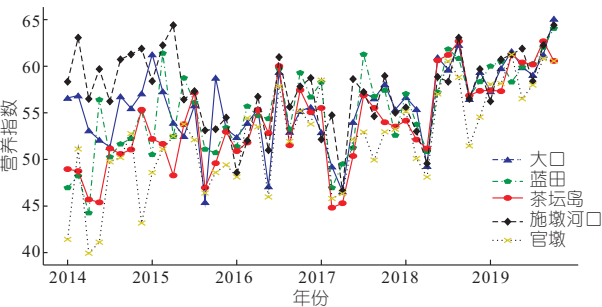


图 7 2014~2019 年各站点 CNN-E 评价结果趋势

Fig. 7 Trend of CNN-E evaluation results for each site during 2014-2019

由图 6 可知, 评价结果多集中于轻度富营养状态, 这与综合营养指数法、BP 神经网络法的评价结果一致。由图 7 可知, 2014 年施墩河口富营养化程度最高, 官墩富营养化程度最轻, 与综合营养指数法得出的结论一致。2014~2019 年间, 各站点富营养化指数均呈波动上升趋势。至 2019 年后, 大口、蓝田及施墩河口稳定于中度富营养状态, 茶坛岛、蓝田及官墩也已达轻度富营养指数的上限, 此时大口富营养化程度最重, 官墩富营养化程度最轻。CNN-E 模型评价结果中营养指数随时间不断上升, 说明水体富营养化程度愈加严重, 可为洪湖水体富营养化预防提供技术支持。

### 3.4 模型性能分析

为分析深度学习模型的性能优劣, 采用  $M_{MAE}$ 、 $R_{RMSE}$ 、 $R^2$ 、 $N_{NSE}$  四项指标对 BP 神经网络和 CNN-E 模型的性能进行评价。两种模型进行 50 组相同的训练, 平均  $R^2$  分别为 0.83、0.91, BP 神经网络法拟合最优时  $R^2$  为 0.89, CNN-E 模型拟合最优时  $R^2$  为 0.96。故在水体富营养化评价方面, CNN-E 模型拥有比 BP 神经网络更高的拟合度。

在 50 组试验中, 四项评价指标的箱型图见图 8。由图 8 可知, CNN-E 模型的  $M_{MAE}$  与  $R_{RMSE}$  分别平均低于 BP 神经网络 0.166、0.098;  $R^2$  与  $N_{NSE}$  分别平均高于 BP 神经网络 0.078、0.087, 故四项评价指标均证明 CNN-E 模型的性能高于 BP 神经网络。BP 神经网络在  $M_{MAE}$  评价指标中

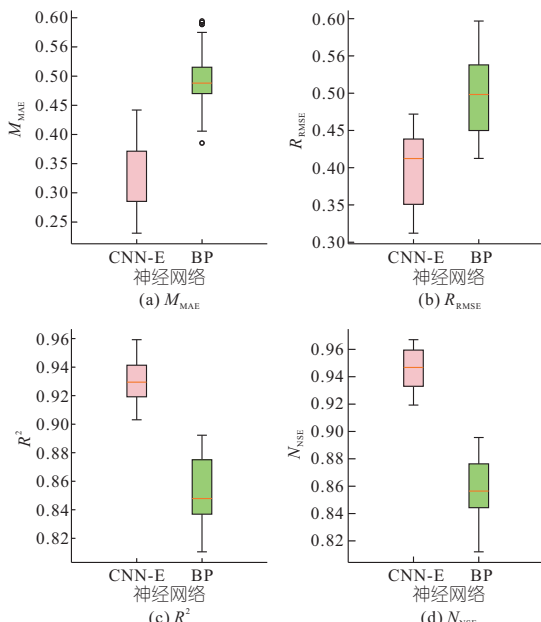


图 8 神经网络模型四种评价指标箱型图

Fig. 8 Box plot of four evaluation indexes of neural network model

出现异常值, 表明其稳定性低于 CNN-E 模型。综上所述, CNN-E 模型在精度与稳定性方面均优于 BP 神经网络。

CNN-E 模型性能虽在各方面均优于 BP 神经网络法, 但因其自身结构特点, 也存在一定局限性。首先, CNN-E 模型超参数过多, 对于超参数的选择会直接影响模型精度。其次 CNN-E 模型无记忆功能, 无法提取数据的时序特征。最后, 因只采用洪湖水水质数据测试 CNN-E 模型性能, 其泛化能力有待进一步研究。

## 4 结论

a. 三种方法评价结果一致, 表明洪湖整体长期处于轻度富营养状态, 富营养程度逐年递增。

b. CNN-E 模型可有效避免过拟合现象, 其  $M_{MAE}$  与  $R_{RMSE}$  分别平均低于 BP 神经网络 0.166、0.098;  $R^2$  与  $N_{NSE}$  分别平均高于 BP 神经网络 0.078、0.087, 拥有比 BP 神经网络更高的准确率和稳定性。

c. 将物理过程耦合至其损失函数中, 通过物理过程的反向传播来指导训练模型; 或将物理过程耦合至其隐藏层中, 即混合模型将是下一步研究的重点。

### 参考文献:

[1] 欧阳虹, 王世强, 邱小琮, 等. 富营养化评价方法在宁夏清水河流域的适用性研究[J]. 水文, 2021, 41(6): 53-59.

