

基于 BA-FNN 的水质评价模型及在北海入海河流中的应用

谢雨霜

(桂林电子科技大学北海校区, 广西 北海 536000)

摘要 本文针对水质评价中多指标耦合、非线性映射复杂等问题提出一种基于蝙蝠算法优化模糊神经网络(BA-FNN)的水质评价模型,通过蝙蝠算法优化模糊神经网络的结构参数,提高其拟合程度和泛化能力,克服传统神经网络易陷入局部最优的缺陷,与模糊神经网络(FNN)、粒子群算法优化模糊神经网络(PSO-FNN)进行对比,测试结果充分说明基于BA-FNN的水质评价结果均方误差、平均绝对误差更小,准确度和可靠性更高,并以北海主要入海河流为例,选取关键水质指标构建评价体系,利用实际监测数据对模型进行验证。结果表明,本文提出的方法可有效实现水质状态的准确评价,符合评价标准。

关键词 水质评价; 蝙蝠算法; 模糊神经网络; 数据融合; 北海

中图分类号: X82

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2025.14.006

0 引言

随着沿海城市经济的快速发展,北海市入海河流作为连接陆海生态系统的重要纽带,水质评价对水资源保护、可持续利用及生态功能维护具有关键作用^[1]。常用的水质评价方法主要有单因子评价、模糊综合评价、支持向量机、神经网络等^[2],但应用这些评价方法的过程中也存在一些问题^[3],如传统方法在处理非线性及参数不确定性时存在明显局限,而单纯依赖人工神经网络模型又易陷入局部最优且泛化能力不足。

模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)通过集成模糊逻辑的推理能力与神经网络的自学习特性,为复杂水环境评价提供了新范式,目前有不少学者利用T-S模糊神经网络模型对水质进行研究^[4-5],据此本文将FNN模型引入水质评价中。同时为进一步突破传统优化算法易陷入局部极值的瓶颈,本文采用蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)来优化模糊神经网络,提高FNN的泛化能力和计算效率,实现全局高效搜索。

本研究以北海市入海河流为研究对象,构建基于BA-FNN的水质评价模型,以期客观、准确地了解北海市入海河流断面水质现状,并为滨海城市水质评价中的复杂系统建模问题提供科学依据。

1 蝙蝠算法

蝙蝠算法是一种结构简单、参数较少、搜索能力与稳定性较强的优化算法,可用于搜索全局最优解,

通过模拟蝙蝠在检测目标时所发出的脉冲频率、响度、发射率变化实现函数优化。

蝙蝠算法遵循蝙蝠搜寻猎物的行为模拟,蝙蝠个体*i*搜寻猎物时的脉冲频率范围为 $[f_{\min}, f_{\max}]$,有:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) * \beta_i \quad (1)$$

式中: $\beta \in [0, 1]$ 是服从均匀分布的随机向量。

蝙蝠根据*t*时刻的位置 x_i^t 与目标位置的距离,及*t*-1时刻的速度 v_i^{t-1} ,通过频率 f_i 控制蝙蝠个体*i*在*t*时刻的飞行速度,可得:

$$x_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_*) * f_i \quad (2)$$

式中: x_* 表示当前全局最优解。

蝙蝠以速度 x_i^t 进行猎物搜索,在搜寻过程中,*t*时刻的位置 x_i^t 迭代更新为:

$$x_i^t = v_i^{t-1} + v_i^t \quad (3)$$

当蝙蝠发现可能存在最优解,则在当前所有个体中选择最优蝙蝠位置个体,随机对蝙蝠个体位置进行更新,产生一个局部解 x_{new} 为:

$$x_{new} = x_{old} + \varepsilon A^t \quad (4)$$

式中: ε 为 $[-1, 1]$ 之间均匀分布的随机数, A^t 为*t*时刻所有蝙蝠的响度。

根据蝙蝠搜寻猎物机理,调整声波的响度*A*与声波发射频率*r*,精确掌握猎物的空间位置,即:

$$A_i^t = \alpha A_i^{t-1} \quad (5)$$

$$r_i^t = r_i^0 [1 - \exp(-\gamma * t)] \quad (6)$$

式中: A_i^t 、 A_i^{t-1} 分别为第*i*个蝙蝠个体在*t*时刻和*t*-1

时刻发射的脉冲音强, α 为脉冲音强衰减系数, 通常取 $[0, 1]$ 区间的常数, 使响度 A 逐步趋近于 0; r_i^t 为第 i 个蝙蝠在 t 时刻的脉冲频率, γ 为脉冲频率增加系数, 通常取大于零的常数, 使脉冲频率 r 趋近于 r_i^0 。

2 蝙蝠算法优化模糊神经网络

2.1 T-S 模糊神经网络

模糊神经网络集模糊逻辑的强大结构性知识表达能力与神经网络的强大自学习能力于一体, 对于处理水质评价这种非线性、模糊性系统具有很大的优越性, 其基本结构主要有以下四层:

1. 输入层。各节点与输入值相连, 将输入向量 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 传到下一层, 该层的节点数 $N=n$ 。

2. 模糊化层。对输入进行模糊化, 本文采用高斯函数为隶属度函数, 得到对应的模糊隶属度 μ 。即:

$$\mu_{A_j} = \exp\left[-\frac{(x_j - c_j^i)^2}{b_j^i}\right], \quad (7)$$

$$j=1, 2, \dots, k; i=1, 2, \dots, n$$

式中, c 、 b 分别为隶属度函数的中心和宽度; k 为输入参数的个数, n 为模糊子集的个数。

3. 模糊规则层。采用隶属度连乘算子作为模糊规则, 实现各隶属度的模糊计算, 即:

$$\omega^i = \mu_{A_1}(x_1) * \mu_{A_2}(x_2) * \dots * \mu_{A_k}(x_k) \quad (8)$$

$$i=1, 2, \dots, n$$

式中: ω 为模糊神经网络隐含层和输出层之间的权值。

4. 输出层。将输出结果进行去模糊化处理, 最终输出值为:

$$y = \sum_{i=1}^n \omega^i (p_0^i + p_1^i x_2 + \dots + p_k^i x_k) / \sum_{i=1}^n \omega^i \quad (9)$$

2.2 蝙蝠算法优化模糊神经网络

为提高模型的训练速度, 降低收敛时间, 同时避免传统 FNN 算法收敛速度慢、以陷入局部最小值的缺陷, 提高其准确性, 在模型训练过程中, 本文采用 BA 算法对 T-S 模糊神经网络进行参数选择优化, 将模糊神经网络的权值和阈值与蝙蝠算法中的蝙蝠个体的位置向量对应, 编码成种群中的蝙蝠个体, 据此建立 BA-FNN 模型。

采用均方误差 (MSE) 为训练的适应度, 即:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum (\bar{y}_i - y_i)^2 \quad (10)$$

式中: N 为训练样本个数, $\bar{y}_i$ 为实际输出值, y_i 为期望输出值。MSE 越小则代表精度越高。

本文的 BA-FNN 算法的具体步骤如图 1 所示。

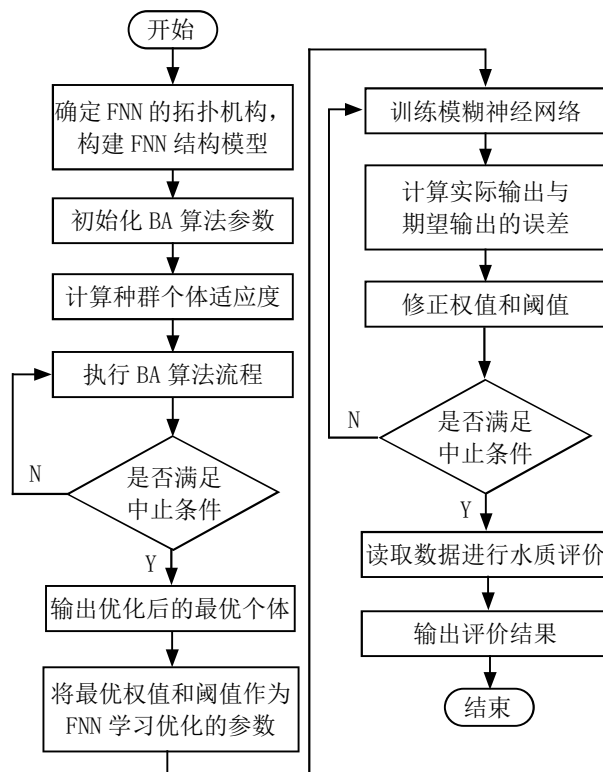


图 1 BA-FNN 算法流程图

由图 1 可知, 本研究利用 BA 算法优化 FNN 的初始权值和阈值, 通过种群迭代寻优确定最优参数, 再训练网络并输出水质评价结果。

3 实验与分析

3.1 研究区域概况

北海市 ($21^{\circ} 26' N$ — $21^{\circ} 55' N$, $108^{\circ} 50' E$ — $109^{\circ} 47' E$) 位于广西南部, 濒临北部湾, 其入海河流是连接陆海生态系统的重要通道。北海旅游业发展显著, 流域内工业、农业空间分异明显, 北部合浦县以农业为主, 面源污染突出; 南部沿海工业化程度高, 废水排放集中, 陆源污染压力突出, 都加剧了水质情况的复杂性^[6]。

3.2 数据获取与处理

本研究北海入海河流断面水质数据来自广西壮族自治区北海生态环境监测中心和中国环境监测总站, 根据研究数据表明, 北海入海河流需氧量、氨氮等含量超标率较高, 为主要影响因素^[7], 故选取溶解氧、高锰酸钾指数、生化需氧量、化学需氧量、氨氮 5 个指标作为评价指标, 用于评估北海入海河流水质状况。根据 GB 3838—2002《地表水环境质量标准》中的分类标准, 将水质等级划分为 5 类, 标准如表 1 所示。

表1 GB 3838—2002 水质标准

评价指标	I类	II类	III类	IV类	V类
溶解氧 (mg/L) $\geq$	7.5	6.0	5.0	3.0	2.0
高锰酸钾指数 (mg/L) $\leq$	2.0	4.0	6.0	10.0	15.0
生化需氧量 (mg/L) $\leq$	3.0	3.0	4.0	6.0	10.0
化学需氧量 (mg/L) $\leq$	15.0	15.0	20.0	30.0	40.0
氨氮 (mg/L) $\leq$	0.15	0.5	1.0	1.5	2.5

为量化输出结果,将模型输出范围规定在 $(0.5, 5.5]$,对应水质评价等级,如I类时输出范围为 $(0.5, 1.5]$,其余同理。为验证模型的准确性,本次研究根据表1标准,构建样本数据。在各指标的各级标准间随机插入150组数据,构造 5×750 的矩阵样本,每类水质等级选取100组数据,共500组用于训练,其余250组作为测试样本。

由于水质评价指标单位数量级差异较大,直接输入网络进行训练易造成结果的不可靠,为提升模型的精度,需对原本数据进行归一化处理,即:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (11)$$

式中: x^* 为归一化后的数据; x 为原数据, $x_{\max}$ 和 $x_{\min}$ 为原数据系列中的最大和最小值。

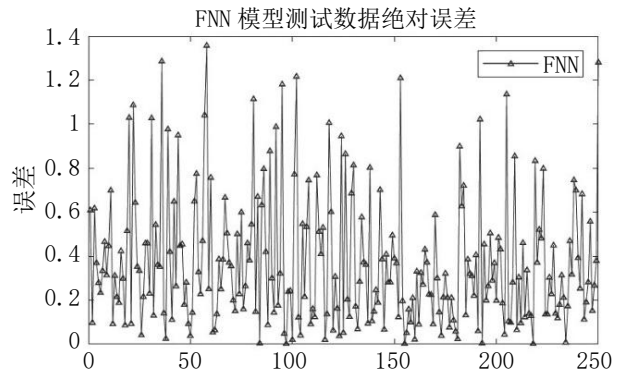
3.3 基于BA-FNN的水质评价模型验证

为进一步验证本研究方法的可行性和优越性,将本研究方法与标准FNN、粒子群算法改进模糊神经网络(PSO-FNN)两种方法进行对比。为保证测试结果对比的一致性,对比实验中所有的神经网络模型均使用相同训练和测试样本,选用平均绝对误差(MAE)和均方误差(MSE)两个指标对比各模型的性能。各模型综合测试结果及误差对比如表2和图2所示。

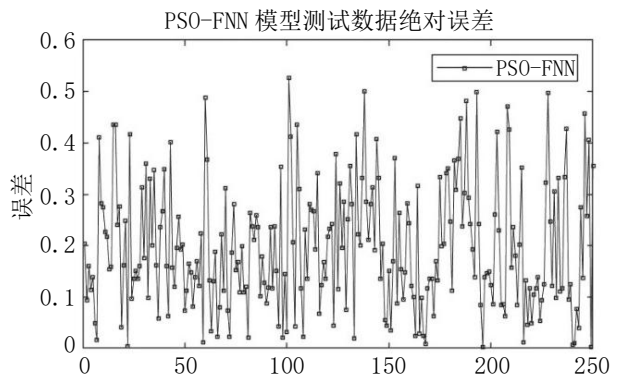
表2 各模型综合测试结果对比

模型	FNN	PSO-FNN	BA-FNN
MAE	0.3701	0.1957	0.1295
MSE	0.2243	0.0533	0.0267

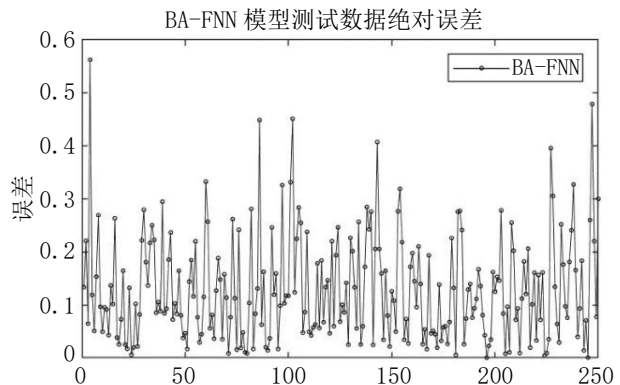
由表2和图2可知,实验表明,FNN模型误差波动大且MAE/MSE最高,经PSO和BA优化后的算法误差显著降低,BA-FNN模型测试结果的绝对误差基本0.35以内,对比所有结果,可明显看出本研究提出的BA-FNN误差波动最小、MAE/MSE最低,准确度显著优于其他方法,更适用于水质评价。



(a) FNN模型测试误差



(b) PSO-FNN模型测试误差



(c) BA-FNN模型测试误差

图2 各模型综合测试结果绝对误差图

3.4 BA-FNN在北海入海河流水质评价中的应用

对北海入海河流水质进行评价,选取2023年至2025年期间的北海入海河流亚桥、南域、西门江、高速公路桥、婆围村5个断面的监测数据进行检验,每个断面各选取4组数据,得到BA-FNN评价结果如表3所示。

由表3可知,三个模型对5个监测断面的水质评价结果基本相同,但FNN在部分监测点出现极端误差,这是单个神经网络进行评价时性能不佳造成的。相较

表 3 北海入海河流水质评价结果

断面	样本点	实际类别	FNN 评价结果	PSO-FNN 评价结果	BA-FNN 评价结果
亚桥	①	III	2.3122 (II)	2.5302 (III)	2.8317 (III)
	②	III	2.7066 (III)	2.5673 (III)	2.6549 (III)
	③	III	2.6645 (III)	2.8599 (III)	2.6008 (III)
	④	II	2.4867 (II)	2.4741 (II)	2.3725 (II)
南域	①	III	3.0486 (III)	2.9269 (III)	2.6758 (III)
	②	III	2.9173 (III)	2.8196 (III)	2.9081 (III)
	③	IV	5.2123 (V)	4.3607 (IV)	3.8414 (IV)
	④	III	2.6314 (III)	2.6189 (III)	2.5453 (III)
西门江	①	III	2.7327 (III)	3.2487 (III)	2.6925 (III)
	②	IV	3.5665 (IV)	3.5271 (IV)	3.5853 (IV)
	③	III	3.6955 (IV)	3.6198 (IV)	3.4942 (III)
	④	III	2.5335 (III)	2.5442 (III)	2.5577 (III)
高速公路桥	①	II	1.6233 (II)	1.5767 (II)	1.6789 (II)
	②	III	2.3833 (II)	2.4420 (II)	2.2596 (II)
	③	III	3.2967 (III)	3.1671 (III)	3.2921 (III)
	④	IV	3.7120 (IV)	4.4681 (IV)	3.6301 (IV)
婆围村	①	II	2.9802 (III)	2.9001 (III)	2.7765 (III)
	②	II	2.4899 (II)	2.4477 (II)	2.4765 (II)
	③	III	2.6539 (III)	2.5625 (III)	2.5049 (III)
	④	IV	3.5743 (IV)	3.6895 (IV)	3.5967 (IV)

而言,BA-FNN 模型的评价结果准确度更高,与实际水质类别基本吻合。选取的评价类别分布均匀,整体能够反映北海入海河流各断面状况,基本处于 II~III 级,整体状况良好,验证了本研究模型的合理性。

4 结论

本研究利用 BA 的寻优特性,优化 FNN 的结构参数,提出了基于 BA-FNN 的水质评价模型,并应用于北海入海河流水质评价中。实测结果表明:(1)通过 BA 优化 FNN 的结构参数,显著降低了水质评价误差,克服模糊逻辑规则的局限性和主观性,融合水质评价多指标信息,实现水质准确评价。(2)与基础 FNN 方法、PSO-FNN 方法相比,本研究提出的 BA-FNN 方法表现出更高准确度和可靠性,验证了算法寻优能力,进一步验证了本研究模型的合理性。(3)BA-FNN 模型对北海入海河流的水质等级评价(II~III 级)与实际情况高度一致,但需进一步解决监测数据缺漏和参数权重优化问题,以提升复杂水质场景的鲁棒性。

参考文献:

- [1] JIA Z, BIAN J M, WANG Y. Impacts of urban land use on the spatial distribution of groundwater pollution, Harbin City, Northeast China [J]. Journal of Contaminant Hydrology, 2018, 215(aug.): 29-38.
- [2] 杨玖,代佼,龚兴涛,等.基于多种方法的长江上游小流域水质综合评价[J].中国环境监测,2023,39(S1):19-26.
- [3] CHEN S Y, FANG G H, HUANG X F, et al. Water quality prediction model of a water diversion project based on the improved artificial bee colony-backpropagation neural network[J].Water, 2018, 10(06): 1-19.
- [4] 王铁良,苏芳莉,孙迪,等.基于模糊 BP 神经网络的辽河口湿地水质评价[J].西北林学院学报,2020,35(05): 195-200.
- [5] 卢莉莉.模糊神经网络在涑水河水质评价中的应用[J].水利技术监督,2017,25(01):142-145.
- [6] 谢华.广西省近岸海域海水环境质量与入海陆域污染影响对策研究[J].环境科学与管理,2018,43(03):30-36.
- [7] 同[6].