

人工神经网络技术在水质预测中的研究与应用

杜岗

连云港职业技术学院 机电工程学院, 江苏 连云港 222006

DOI: 10.61369/TACS.2025070026

摘 要： 水环境治理是关系国计民生的重大课题，水质监测作为水环境治理的关键手段，其有效实施对水资源保护、生态平衡维护及公众健康保障具有重要意义。由于水质变化过程具有典型的非线性特征，传统的水质评价方法在复杂水环境中的预测能力与准确性存在局限，难以满足实际应用需求。本研究基于淮河流域某河流三个监测断面的水质数据，构建了结合粒子群优化算法的 RBF 神经网络模型，通过建立主要水质污染物与影响因子之间的非线性映射关系，实现了对水质变化的高效预测与评价，并具备快速预警能力。本研究为河流水质监测与评价提供了新的技术路径与方法支撑。

关 键 词： 粒子群优化；RBF 神经网络；水质预测；模型

Research and Application of Artificial Neural Network Technology in Water Quality Prediction

Du Gang

School of Mechanical & Electrical Engineering, Lianyungang Technical College, Lianyungang, Jiangsu 222006

Abstract： Water quality monitoring is an important means of carrying out water environment governance. Effective water quality evaluation and monitoring are crucial for protecting water resources, maintaining ecological balance, and safeguarding public health. The process of water quality change is a typical nonlinear system, and traditional water quality evaluation methods have limited predictive ability and accuracy in complex water environments, making it difficult to meet practical needs. This study is based on a water quality monitoring dataset from three monitoring sections of the Rose River in Lianyungang City. Using an RBF neural network model and particle swarm optimization algorithm, a nonlinear mapping relationship is established between the main water quality pollutants and influencing factors to construct a water quality prediction and evaluation model, achieving fast and efficient prediction and early warning of water quality changes.

Keywords： Particle Swarm Optimization (PSO); RBF neural network; water quality prediction; model

引言

随着城市化进程的不断加速和工业化的持续发展，河流水质问题已成为当前社会面临的重要环境挑战之一，有效评价和监测河流水质对于保护水资源、维护生态平衡以及保障人民健康具有重要意义^[1]。RBF 神经网络作为一种前向神经网络模型，以其在非线性问题上的优秀表现和对局部特征的有效捕捉而闻名。然而传统的 RBF 网络在确定隐含层节点和参数优化方面仍存在一定的挑战。粒子群优化算法作为一种基于群体智能的优化技术，已被广泛应用于解决复杂的参数优化问题，其模拟群体动物集体行为的特点，能够有效地搜索高维度参数空间中的最优解。本文旨在探讨如何利用粒子群优化算法优化径向基函数神经网络，并提出了基于粒子群优化算法优化 RBF 网络的水质预测模型设计方案，并对其关键步骤进行详细描述。

一、背景分析

在水质评价模型中，特别是在河流水质评价中，选择合适的模型对于准确预测水质状况至关重要。传统的评价方法如化学需氧量（COD）、生化需氧量（BOD）和总磷（TP）等指标，已难以适应

复杂变化的河流环境。而基于计算模型的评价方法，如基于神经网络的模型，因其强大的非线性处理能力，逐渐成为研究热点。研究特别关注基于粒子群优化算法的 RBF 神经网络模型模型，并使用 2023 年淮河流域某河流三个断面 7 月份的溶解氧（DO）数据进行实际验证、比较和分析不同水质评价模型的有效性。

二、河流水质评价模型构建

(一) RBF 神经网络模型

径向基函数 (RBF) 网络是一类基于函数逼近理论构建的前向网络, 学习过程等同于在多维空间中寻找训练数据的最佳拟合平面。在 RBF 网络中, 每个隐层神经元的传递函数都构成拟合平面的一个基函数。与 BP 神经网络类似, RBF 网络也能够以任意精度逼近任一连续函数^[6]。与传统的多层感知器相比, RBF 网络更适用于对数据空间进行分割, 并且在处理分类和回归问题时通常表现出更好的性能。RBF 网络的结构如图 1 所示。径向基函数 (RBF) 网络是一种前向神经网络, 由输入层、隐含层和输出层组成。其训练过程分为两步: 非监督式学习和监督式学习。在非监督式学习阶段, 训练输入层与隐含层之间的权值 W_1 , 而在监督式学习阶段, 训练隐含层与输出层之间的权值 W_2 。网络的训练需要提供输入矢量 X 、对应的目标矢量 T 以及径向基函数的扩展常数 C 。训练的目的是求取两层权值 W_1 、 W_2 和阈值 b_i 、 b_z (当隐含层单元数等于输入矢量数时, 取 $b_2=0$), 从而建立输入与输出的映射关系。RBF 网络的训练过程可以简要概括如下: 首先, 通过非监督式学习阶段, 利用输入样本数据 X 对隐含层的节点进行聚类, 确定每个隐含层节点的中心位置。然后, 利用径向基函数计算输入样本与各个隐含层节点之间的距离, 作为隐含层节点的输出。接着, 在监督式学习阶段, 利用目标输出 T 和隐含层的输出, 通过线性优化方法求解输出层的权值 W_2 。

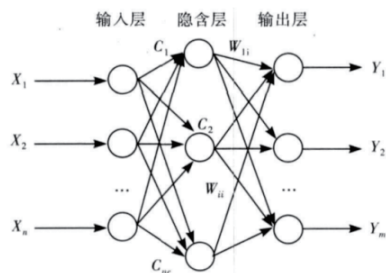


图 2-1 RBF 神经网络模型

构建 RBF 神经网络模型以模拟河段间水质特征, 应用于水环境监测与管理。网络模型旨在通过学习输入层和输出层之间的关系, 从而预测下游断面的水质情况。具体来说, 上游断面的背景污染物值 (BOD)、流量 (Q) 和溶解氧值 (DO), 以及断面间的距离 (L)、平均宽度 (B)、平均流速 (V)、汇入的单位污染量 (q), 被作为输入层的神经元, 而下游断面的 DO 和 BOD 值则作为输出层的神经元。

$$DO_{i+1} = \int \left[\left((Q_{i+1} BOD_{i+1}) (q L B V DO_i BOD_i) \right) \right]$$

(二) 粒子群优化 RBF 神经网络的水质预测模型

构建基于粒子群优化 RBF 神经网络的水质预测模型, 数据预处理收集和处理水质数据。RBF 网络模型设计中定义 RBF 神经网络的结构。粒子群算法设计用来优化 RBF 网络的参数。利用优化后的 RBF 网络进行水质预测。数据预处理阶段收集上游断面的背景污染物值 (BOD)、流量 (Q)、溶解氧值 (DO), 以及断面间的距离 (L)、平均宽度 (B)、平均流速 (V)、单位污染物

汇入量 (q), 作为输入数据。下游断面的 DO 和 BOD 值作为目标输出。数据预处理包括数据清洗、归一化、数据划分 (训练集和测试集)。RBF 网络的基本结构中, 输入层包含 7 个输入节点, 分别为 [BOD, Q, DO, L, B, V, q]。隐含层使用径向基函数 (高斯函数), 中心位置由粒子群优化得到, 扩展常数 C 由粒子群优化得到。输出层 2 个输出节点, 分别为下游 DO 和 BOD, 权重参数 W_2 由粒子群优化得到。设置粒子群的初始位置和速度, 定义目标函数。计算每个粒子的适应度值 (均方误差)。根据粒子的历史最优位置和全局最优位置更新速度和位置。重复评估适应度和更新位置, 直到满足停止条件 (如达到最大迭代次数或适应度足够好)。粒子数量范围为 20-50。最大迭代次数范围为 100-500。学习因子设置为 $c_1=1.49$, $c_2=1.49$ 。惯性权重设置为 $w=0.9$, 逐步减少。使用粒子群优化 RBF 网络的参数, 并根据训练数据调整网络以最小化预测误差。测试阶段则使用测试数据评估模型的性能。均方误差 (MSE)、均方根误差 (RMSE)、决定系数 (R^2) 等评估指标来评估模型性能。

在确定河流断面的平均流速 V 、纵向离散系数 DL 与综合排放参数时, 常采用瞬时投放示踪剂情况下的一维河流水团示踪试验。这种试验通过对示踪剂的质量浓度进行测量, 可以获得河流水体在时间和空间上的运移特性, 从而推断出流速和纵向离散系数等参数^[7]。示踪试验的基本原理是在河流中投放一定量的示踪剂, 并在不同时间和位置采样测量示踪剂的质量浓度。通过分析示踪剂在水体中的传输和混合过程, 可以推导出示踪剂质量浓度的解析解, 从而间接地获得流速和纵向离散系数等参数。示踪剂质量浓度的解析解表示为:

$$c = \frac{M_0}{\sqrt{4\pi D_L t}} \exp \left[-\frac{(x - Vt)^2}{4D_L t} \right]$$

其中, c 为示踪剂质量浓度 (单位为 mg/m^3), M_0 为瞬时投放示踪剂的质量 (单位为 mg), A 为河流的横断面面积 (单位为 m^2), DL 为河流纵向离散系数 (单位为 m^2/s), t 为时间 (单位为 s), x 为投放点与采样点的距离 (单位为 m), V 为河流断面的平均流速 (单位为 m/s)。

三、结果

利用粒子群优化算法河流水质评价模型预测淮河流域某河流上大桥、二桥和泄洪闸三个断面, 预测模型预测值的拟合效果见图 3-1、3-2、3-3。三个段截面水质的不同特征反映该流域不同区域的水环境状况及其受到的影响。大桥截面水体溶解氧含量高、高锰酸盐指数和氨氮变化平缓, 维持在较高水平, 说明该区域受到的污染相对较轻, 主要受到自然因素的影响, 如上游水源的纯净度和水动力条件的影响。这种情况符合该河上游水域的特点, 对水资源的保护具有一定的参考意义。而二桥面位于大桥下游, 水体的溶解氧含量仍较高但变化平稳, 高锰酸盐指数和氨氮含量呈缓慢上升趋势, 因为受到上游区域的一定程度的污染输入, 但因为水体本身的自净能力或治理措施的影响, 水质下降变

化并不剧烈。这种情况下，需要综合考虑上游和下游水域的关系，进行有效的水质保护和治理。

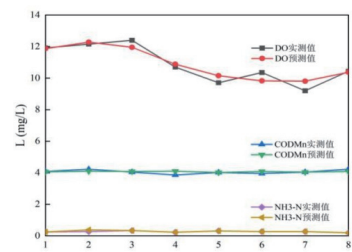


图3-1 粒子群优化算法河流水质评价模型预测大桥断面

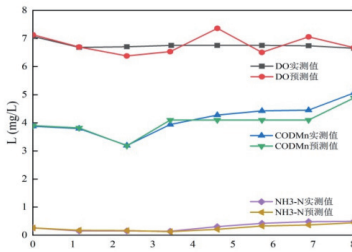


图3-2 粒子群优化算法河流水质评价模型预测二桥断面

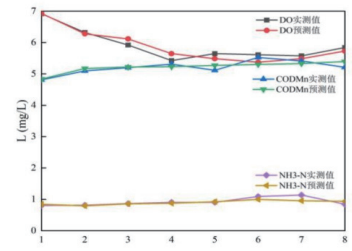


图3-3 粒子群优化算法河流水质评价模型预测泄洪闸断面

由各段截面的实测值与预测值可知，上述3个不同截面的3个污染指标的实测值与预测值相比，DO的平均相对误差在2.88%–6.09%之间，CODMn的平均相对误差在1.81%–4.9%之间，NH3-N的平均相对误差在2.37%–9.77%之间，验证结果表明，使用粒子群优化算法河流水质评价模型预测值与实际值相差最差、预测值与实测值基本吻合、拟合度良好。

根据模型进行监测断面水质评价，与表3-1中的水质评价指标标准限值进行对比分析，根据所得到的结果，对比水质级别，监测断面水质评价结果数据见表3-2。确定水质级别后，根据所处的流域情况，提出相关管理措施。

表3-1 水质评价指标标准限值

水质级别	总氮	COD	BOD	氨态氮	高锰酸盐指数	氟化物	总磷	石油类	氰化物	挥发酚
I类(≤)	0.2	15	3	0.15	2	1	0.02	0.05	0.005	0.002
II类(≤)	0.5	15	3	0.5	4		0.1	0.05	0.05	0.002
III类(≤)	1	20	4	1	6		0.2	0.05	0.2	0.005
IV类(≤)	1.5	30	6	1.5	10	1.5	0.3	0.5	0.2	0.01
V类(≤)	2	40	10	2	15	1.5	0.4	1	0.2	0.1

表3-2 监测断面水质评价

监测河段	总氮	COD	BOD	氨态氮	高锰酸盐指数	氟化物	总磷	石油类	氰化物	挥发酚
A段截面	0.4	13.6	2.35	0.45	2.39	1.05	0.018	0.01	0.005	0.005
B段截面	0.45	14.2	2.65	0.38	2.87	1.12	0.12	0.03	0.005	0.005
C段截面	1.85	18.5	3.54	0.87	15.98	1.75	0.8	0.59	0.05	0.011

从2023年大桥截面、二桥截面、泄洪闸截面的监测断面水质评价指标变化可以看出，大桥截面、二桥截面能够达到Ⅱ类水质标准，泄洪闸截面相对其他两个截面要差，水质为Ⅲ类，其中高锰酸盐指数有增加趋势，而溶解氧指数在下降，未来整体水质发展趋势有恶化。因此，应采取有效措施，科学调控污染物的排放，加强C段截面的水质治理和综合防范^[9-10]。

四、结语

通本研究基于粒子群优化算法和RBF神经网络模型，探讨其在水质预测模型中的应用。通过对淮河流域某河流监测站7月份的实测数据进行验证和分析，展示该模型在河流水质评价中的有效性和优越性。RBF神经网络作为一种前向神经网络，以其能够有效处理非线性问题和局部特征的能力而被广泛关注。传统的RBF网络在确定隐含层节点和参数优化方面存在一定的挑战，限制其在复杂水质预测中的应用。通过引入粒子群优化算法，成功地优化RBF网络的结构参数，隐含层节点的位置、扩展常数以及输出层的权重，从而提升模型的预测能力和泛化能力。

参考文献

[1] 张祖鹏, 张泽贤, 刘思远等. 太湖流域河流健康评价指标体系研究及应用 [J]. 人民长江, 2023, 54 (11): 8–15. DOI:10.16232/j.cnki.1001-4179.2023.11.002.

[2] 古小超, 王子璐, 赵兴华等. 河流生态环境健康评价技术体系构建及应用 [J]. 中国环境监测, 2023, 39 (03): 87–98.

[3] 毛智宇, 徐力刚, 赖锡军等. 基于综合指标法的鄱阳湖生态系统健康评价 [J]. 湖泊科学, 2023, 35 (03): 1022–1036.

[4] 潘若云, 江雪, 潘华等. 基于水质-水量-水源耦合模型的生态补水量研究 [J]. 节水灌溉, 2022, (12): 58–63+73.

[5] 何欣曼, 李锦, 曾燊等. 基于不同指示生物的山区河流水质评价研究——以唐家河国家级自然保护区为例 [J]. 淡水渔业, 2022, 52 (04): 3–10.

[6] 邓梁堃, 张翔, 高仕春等. 基于模糊逻辑的河流健康评价与敏感因子识别 [J]. 中国农村水利水电, 2022, (04): 100–105+113.

[7] 王正冉, 王笑峰, 张明胜等. 基于多元统计分析的聊城市河流水质评价 [J]. 济南大学学报(自然科学版), 2023, 37 (01): 17–25.

[8] 赵莹, 楚冬梅, 张烨等. 泰沂山区水土保持生态文明评价研究 [J]. 人民黄河, 2022, 44 (02): 116–120.

[9] 过仲阳, 陈中原, 李绿芊, 等. 人工神经网络技术在水质动态预测中的应用 [J]. 华东师范大学学报: 自然科学版, 2001(1):6.

[10] 杨国栋, 王肖娟, 尹向辉. 人工神经网络在水环境质量评价和预测中的应用 [J]. 干旱区资源与环境, 2004, 18(6):5.