

基于神经网络模型的洪水风险预警评价研究

郭懿萱* 何君林 陈国娜

中国石油大学(北京)克拉玛依校区

DOI: 10.12238/ems.v6i8.8824

[摘要] 洪水作为重大自然灾害, 对社会经济和人类生活造成严重影响。传统预警方法在复杂气象和水文条件下存在精度和响应不足的问题。本研究基于神经网络模型, 结合气象和水文数据, 构建了高效的洪水风险预警系统。采用BP神经网络、卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN), 并通过随机梯度下降(SGD)算法、自适应学习率优化方法(如Adam)、L2正则化和Dropout技术进行优化。实验结果表明, 多层感知器(MLP)模型在测试集上的精度为0.92, 召回率为0.90, F1值为0.91, ROC曲线下面积(AUC)为0.95。该研究显著提升了洪水预警的准确性和及时性, 未来将进一步优化模型, 扩展其在不同区域和洪水类型中的应用。

[关键词] 洪水预警; 神经网络模型; BP神经网络; 卷积神经网络; 循环神经网络

Research on Early Warning Evaluation of Flood Risk Based on Neural Network Modelling

Yixuan Guo*, Junlin He, Guona Chen

China University of Petroleum (Beijing), Karamay Campus 1

[Abstract] Floods, as major natural disasters, have a serious impact on socio-economic and human life. Traditional warning methods suffer from insufficient accuracy and response under complex meteorological and hydrological conditions. In this study, an efficient flood risk early warning system is constructed based on neural network models, combined with meteorological and hydrological data. BP neural network, convolutional neural network (CNN) and recurrent neural network (RNN) are used and optimised by stochastic gradient descent (SGD) algorithm, adaptive learning rate optimisation methods (e.g., Adam), L2 regularisation and Dropout technique. The experimental results show that the multilayer perceptron (MLP) model has an accuracy of 0.92 on the test set, a recall of 0.90, an F1 value of 0.91, and an area under the ROC curve (AUC) of 0.95. This study significantly improves the accuracy and timeliness of flood warnings, and further optimisation of the model will be carried out in the future to extend its application to different regions and flood types.

[Keywords] flood warning; neural network model; BP neural network; convolutional neural network; recurrent neural network

1 引言

洪水是破坏性极强的自然灾害, 每年造成大量经济损失和人员伤亡。传统洪水预警方法依赖物理模型和统计方法, 但在复杂环境中精度和响应存在不足。利用人工智能技术, 尤其是神经网络模型, 对洪水风险进行预警评价已成为研究热点。神经网络凭借其强大的非线性处理能力和自学习特性, 在处理复杂水文气象数据时表现出色。不同于传统方法, 神经网络能从大量历史数据中提取特征, 提高预测准确性。近年来, 基于神经网络的洪水预警研究取得重要成果, 显示出在处理多变量、长时间序列数据方面的显著优势。本研究旨在构建基于BP神经网络、CNN和RNN的洪水预警模型, 综合考虑气象和水文数据, 通过科学的数据处理和模型设计, 实现准确预警。实验使用了过去十年的气象和水文数据, 覆盖多个洪水高发地区。结果显示, 神经网络模型在精度、召回率和F1值等指标上表现优异, 特别是在复杂气象条件下优于传统方法。未来将继续优化模型, 探索其在不同区域和洪水类型中的适用性, 以提升洪水预警的准确性和及时性。

2 神经网络模型建立

神经网络模型的构建是本研究的核心环节之一。根据洪水预警的具体需求和数据特点, 我们选择了适合的神经网络模型, 包括BP神经网络、卷积神经网络(CNN)和循环神经网络(RNN)。在模型设计方面, 我们重点考虑了网络结构、激活函数和损失函数等因素。例如, 对于BP神经网络, 我们设计了多层感知器结构, 采用ReLU作为激活函数, 并使用均方误差作为损失函数; 对于CNN, 我们设计了多层卷积和池化层, 以提取空间特征; 而对于RNN, 我们采用LSTM单元, 捕捉时间序列中的长期依赖性。

在模型训练与优化过程中, 我们采用了随机梯度下降(SGD)算法进行训练, 并结合自适应学习率优化方法(如Adam)以加速收敛。为了避免模型过拟合, 我们引入了正则化技术, 如L2正则化和Dropout。此外, 我们对模型的超参数进行了调优, 包括学习率、批次大小、网络层数和神经元数量等, 通过交叉验证选择最优参数组合。模型的评估指标包括精度、召回率和F1值, 这些指标能够全面衡量模型的预测性能。

3 实验与结果

在本研究的实验环节, 我们首先对数据集进行了详细描述和划分。数据集包括过去十年的气象数据和水文数据, 覆盖了多个洪水高发地区。数据集包含的数据项有每日降雨量、河流水位、流量、温度、湿度、风速等。为了保证数据的均衡性和多样性, 我们从不同季节和不同地区抽取了样本, 共收集到50000条记录。以下是数据集的基本统计信息如下表1所示:

表1 数据集基本统计信息

数据项	最小值	最大值	平均值	标准差
降雨量 (mm)	0.0	350.0	15.6	45.3
河流水位 (m)	0.5	15.0	4.8	3.2
流量 (m ³ /s)	0.0	5000.0	123.4	650.2
温度 (°C)	-10.0	40.0	22.4	10.6
湿度 (%)	10.0	100.0	65.3	20.4
风速 (m/s)	0.0	30.0	3.5	4.1

将数据集随机划分为训练集和测试集, 其中训练集占70%, 测试集占30%, 以保证模型的训练和验证在相同数据分布下进行。在模型训练过程中, 我们选择了多层感知器(MLP)作为基本神经网络模型, 设置了两层隐藏层, 每层包含64个神经元, 激活函数为ReLU, 输出层采用Sigmoid激活函数。损失函数选用二元交叉熵, 优化算法为Adam, 初始学习率设置为0.001。训练过程中, 我们采用早停策略, 当验证集损失在连续10个周期不再降低时, 停止训练。训练参数设置如下表2所示:

表2 模型训练参数设置

参数	值
隐藏层数	2
每层神经元数	64
激活函数	ReLU
损失函数	二元交叉熵
优化算法	Adam
学习率	0.001

批次大小	32
早停策略	连续 10 个周期验证集损失不降低

模型在训练初期损失值快速下降,随着训练的进行,损失值趋于稳定,验证集损失在第50个周期后基本不再下降,表明模型已达到最优状态。在结果分析阶段,我们对模型在测试集上的性能进行了全面评估。下表3是模型的主要性能指标:

表3 模型主要性能指标

指标	值
精度	0.92
召回率	0.90
F1 值	0.91
ROC 曲线下面积	0.95

从性能指标可以看出,模型在洪水预警任务中表现优异,具有较高的精度和召回率。同时,ROC曲线的AUC值为0.95,进一步证明了模型的优秀分类能力。模型在正类和负类样本上的分类效果均较好,误判率较低。ROC曲线显示出模型在不同阈值下的良好表现,进一步验证了其稳定性和可靠性。

综上所述,通过科学的数据处理、精心的模型设计与优化,我们成功构建了高效的洪水风险预警模型,为提升洪水预警的准确性和及时性提供了有力支持。未来,我们将进一步优化模型,并探索其在不同区域和不同洪水类型中的适用性,以期在更广泛的范围内发挥其实际应用价值。

4结束语

针对洪水风险的不同等级区域,我们应采取有针对性的管理措施,以有效降低洪水带来的风险,提高区域防灾减灾能力,确保社会经济的可持续发展。首先,对于高风险区域,需要优先采取强化措施。建议加强季风和气候变化的监测预警系统,确保及时获取天气和洪水信息,以便及早采取应对措施。同时,应大力改善排水系统,增加排水能力,减少内涝风险。河流管理方面,应进行全面的河道清淤和堤防加固,提高河流的防洪能力。此外,针对高风险区域的城市化进程,应严格控制开发强度,优化城市规划,确保大坝和其他基础

设施的质量,减少人为因素导致的洪水风险。

对于中风险区域,虽然洪水风险相对较低,但仍需保持警惕。建议持续关注地形排水和人类活动对洪水风险的影响,定期检查和维护排水系统和河道,确保其在关键时刻能够正常运行。同时,加强公共教育,提高居民的防灾意识和应急能力,确保在发生洪水时能够迅速有效地采取避险措施。针对这些区域,应制定和完善洪水应急预案,定期开展防洪演练,提高应急响应能力。对于低风险区域,应继续维持现有的管理水平,确保其稳定的防洪能力。建议定期监控河流管理和气候变化,及时发现潜在问题并采取预防措施。此外,应注重环境保护,避免由于环境破坏导致洪水风险增加。通过推广绿色基础设施建设,如雨水花园、透水铺装等,进一步增强区域的自然排水能力,减轻洪水带来的影响。

[参考文献]

- [1]Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 29 (5), 1189-1232.
- [2]Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785-794).
- [3]Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. In *Advances in Neural Information Processing Systems*(pp. 4765-4774).
- [4]Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5-32.
- [5]李红艳, 郝景开, 刘大为, 等. 基于元启发式算法优化的洪水风险评价模型[J/OL]. *水资源保护*, 1-17[2024-07-16].
- [6]高耀, 陈俊旭, 徐佳, 等. 基于混合自组织映射神经网络的云南省山洪灾害危险性区划 [J/OL]. *云南大学学报(自然科学版)*, 1-14[2024-07-16].