

残差全连接神经网络在输电塔基边坡风险评价中的应用^{*}

芮 焘^{1,2} 段国勇^{1,2} 王彦海^{1,2} 邹英杰^{1,2} 郑武略³

(1. 三峡大学湖北省输电线路工程技术研究中心 宜昌 443002; 2. 三峡大学电气与新能源学院 宜昌 443002;

3. 中国南方电网有限责任公司超高压输电公司广州局 广州 510600)

摘 要: 现有输电塔边坡风险评估方法偏重静态地质特征与环境因素,忽略塔基与边坡的耦合作用,难以全面评估输电塔边坡风险性。为解决这一问题,综合考虑了边坡的危险性和健康性因素,如边坡高度、坡度、塔基与边坡距离、基面情况等,并通过增强搜索策略的贝叶斯优化算法优化残差全连接神经网络,构建了一种基于贝叶斯优化残差全连接神经网络的输电塔基边坡风险评价模型。并设置 BP 神经网络、深度全连接神经网络以及未做优化的残差全连接神经网络作为对照组,实验结果表明,该模型性能显著优于其他模型,其中危险性和健康性评价中的平均绝对误差(MAE)约为 0.010 2、0.008 1,均方根误差(RMSE)为 0.057 3、0.055 1,平均相对误差(MAPE)低至 1.475%和 1.451%。该模型能够在日常巡检和降雨情况下提供有效的分级预警,显著提高输电塔边坡风险评估的准确性和预警能力。

关键词: 残差全连接神经网络;贝叶斯优化;输电塔基边坡;风险评价;降雨滑坡预警

中图分类号: TN911-34;TP18 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Application of residual neural networks in risk assessment of transmission tower foundation slopes

Rui Tao^{1,2} Duan Guoyong^{1,2} Wang Yanhai^{1,2} Zou Yingjie^{1,2} Zheng Wulue³

(1. Hubei Provincial Engineering Technology Research Center for Power Transmission Line, China Three

Gorges University, Yichang 443002, China; 2. College of Electrical and New Energy, China Three

Gorges University, Yichang 443002, China; 3. China Southern Power Grid Co., Ltd., Guangzhou Bureau,

EHV Transmission Company, Guangzhou 510600, China)

Abstract: The existing risk assessment methods for transmission tower slopes mainly focus on static geological characteristics and environmental factors, overlooking the coupling effect between the tower foundation and the slope. These methods also lack effective response and early warning mechanisms under extreme weather conditions, making it challenging to comprehensively evaluate slope stability. To address this issue, this study integrates slope risk and health factors—such as slope height, slope angle, distance between the tower foundation and the slope, and base conditions—and employs an enhanced Bayesian optimization algorithm to optimize a residual fully connected neural network. A Bayesian-optimized RFCN-based risk assessment model for transmission tower slopes was developed. Comparative experiments were conducted using BP neural networks, deep fully connected neural networks, and unoptimized RFCN as baseline models. The results demonstrated that the proposed model outperformed the others, achieving MAE of approximately 0.010 2 and 0.008 1, RMSE of 0.057 3 and 0.055 1, and MAPE as low as 1.475% and 1.451% for risk and health assessments, respectively. The model provides effective graded early warnings under routine inspections and rainfall, enhancing the accuracy and early warning capability of transmission tower slope risk assessment.

Keywords: residual neural network; Bayesian optimization; transmission tower foundation slopes; risk assessment; rainfall-induced landslide early warning

收稿日期:2024-11-01

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(U2034203)、南方电网广州局输电线路塔基区域边坡灾害危险性评价与分级研究技术服务科研项目(SDHZ2022341)资助

0 引言

输电塔的结构安全性直接影响电力供应可靠性,但输电塔基边坡稳定性常被忽视。随着“西电东送”战略的推进,西南地区复杂的地质环境和频发的灾害对塔基安全构成挑战。极端气候事件,如强降雨,可能导致边坡失稳并破坏塔基,进而引发电力中断和次生灾害。因此,开展科学的输电塔基边坡风险评估对保障输电线路安全至关重要。

近年来,国内外学者在边坡风险评估与预警领域展开了广泛研究,现有方法主要分为3类,分别为遥感遥测与多源信息融合^[1]、仿真定量分析^[2-3]、机器学习^[4-5]与深度学习^[6-10]的智能化方法。文献[1]通过融合北斗卫星定位与数值天气预报等多源信息构建了输电塔基边坡风险预警模型。文献[2]对边坡开挖与加固工况下的关键风险参数进行了分析,提出了一种边坡定量风险评估方案。文献[5]提出了一种基于梯度提升的优化集成机器学习算法对滑坡易发性评价方法。文献[6]结合卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)与贝叶斯优化,针对输电塔基边坡滑坡空间预测进行了研究。

现有边坡风险评估方法各有优缺点。遥感遥测和多源数据融合方法准确但成本高且受天气影响;定量分析方法如极限平衡分析和数值模拟计算繁琐,难以应对动态变化;目前存在的机器学习方法虽高效但忽视了输电塔与边坡的耦合效应,且未能有效应对极端天气,缺乏有效预警与应对策略。

针对上述方法的不足,本文对输电塔基与边坡的相对位置、塔基面状况等塔—坡耦合因素进行了考虑,基于“危险性”和“健康性”两大维度,构建全面的输电塔边坡风险评价指标体系并建立基于增强搜索策略的贝叶斯优化残差全连接神经网络(Bayesian optimization of residual fully connected neural network, BORN)风险评价模型,此外,针对强降雨或持续降雨对边坡稳定性的潜在威胁,本文提出了一种基于边坡风险系数与历史降雨数据的滑坡风险预警模型,旨在实现对输电塔基边坡地质灾害风险的精确评估,并有效预防可能的滑坡灾害。

1 输电塔基边坡评价方法

1.1 评价模型

边坡危险性评价主要关注输电塔周围地形的稳定性和地质条件,以确定潜在的崩塌或滑坡风险。相对而言,健康性评价则评估输电塔基边坡结构的完整性及基础设施的维护状况,从而判断其在外来影响下的承载能力和稳定性。为了实现更有效的风险管理,综合考虑危险系数和健康系数至关重要。基于“风险系数=危险系数/健康系数”的原则,对输电塔基边坡进行综合风险评估。对于常规线路的边坡巡检,降雨因素的影响多进行定性评估。然而,在雨季到来时,降雨对边坡稳定性的影响显著,因

此,结合降雨强度与风险系数进行综合评估显得尤为重要。这种结合评估有助于在雨季全面判断边坡的稳定性和安全性,确保输电塔基边坡风险预警的准确性与及时性。

1.2 评价指标体系

本文在选取危险性影响因素时,综合考虑输电塔基边坡区域的地质条件以及工程布局,选取边坡高度、边坡坡度、边坡性质以及输电塔基础与边坡最近距离等4个因子作为危险性评价指标;从土地条件、环境条件以及水文条件3个要素选取基面情况、边坡防护情况、植被情况等5个因子作为输电塔基边坡健康性评价指标。综合滑坡灾害的危险性和健康性评价因子,构建输电塔基边坡风险评价指标体系如图1所示。

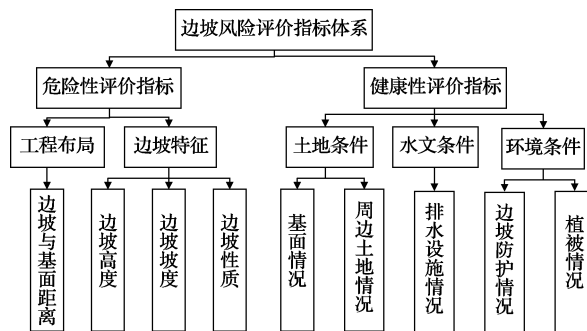


图1 边坡风险评价指标体系

Fig. 1 Slope risk assessment indicator system diagram

1.3 评价指标数据量化

在评价指标体系中,塔基距边坡的距离、边坡高度、坡度均为连续型数据。本文采用詹克斯自然断点法对这些数据进行离散化处理,并对所有评价指标的取值进行独热编码,以降低内存占用并加速模型训练。具体编码效果如表1所示。

根据系数大小对边坡危险性和健康性进行评级划分,如表2所示。当危险性系数较高时,应采取加强边坡支护、加固基础或设立监测设备等措施;而当健康性系数较低时,则需改善基础设施的维护、增强边坡防护措施或进行植被恢复等策略。通过这样的综合评价和相应措施,可以更好地保障输电塔基边坡的安全和稳定。

1.4 降雨情况下输电塔边坡风险预警模型

雨季来临时,降雨对边坡风险性的影响显著,因此需要综合评估降雨强度和风险系数。通过将降雨强度与风险系数结合评估,可以更全面地判断边坡的风险性,确保预警的准确性和及时性。暴雨情况下输电塔基边坡滑坡预警模型计算指标如下:

$$G_L = RF_L \times R_L \quad (1)$$

式中: RF_L 代表塔基边坡的风险系数; R_L 代表降雨强度指标。

一次降雨并不总是会引发滑坡,而且降雨量中只有一

表 1 评价指标取值及编码

Table 1 Evaluation index values and encoding		
评价指标	评价指标取值	编码值
塔基距边坡距离/m	<15	001
	15~50	010
	>50	100
边坡高度/m	<33	001
	33~100	010
	>100	100
边坡坡度/(°)	<24	001
	24~45	010
	45~90	100
边坡性质	土质边坡	001
	岩质边坡	010
	岩土混合边坡	100
基面情况	基面积水	00001
	基面沉降	00010
	基面冲刷	00100
	基面滑坡	01000
	无异常	10000
边坡及挡土墙情况	受损	001
	裂缝	010
	无异常	100
植被情况	植被破坏	1
	无异常	0
周边土地情况	开挖	00001
	滑坡	00010
	土地用途改变	00100
	施工弃土	01000
	无异常	10000
排水设施情况	受损	1
	无异常	0

表 2 系数范围及等级划分

Table 2 Coefficient range and level division			
危险系数范围	危险性等级	健康系数范围	健康性等级
>0.75	高危险区	>0.75	正常状态
0.5~0.75	中危险区	0.5~0.75	亚健康状态
<0.5	低危险区	<0.5	严重状态

部分通过入渗影响滑坡体中的地下水状态。随着降雨的持续,前期降雨对滑坡发生的影响逐渐减弱。因此,需要一个既能反映累积降雨影响,又能突出当前降雨作用的有效降雨量模型,以作为区域滑坡灾害预测的临界降雨量,即降雨强度指标 R_L 。

计算进入岩土体降雨量的经验公式^[11]如下:

$$r_q = \alpha r_1 + \alpha^2 r_2 + \cdots + \alpha^i r_i \tag{2}$$

式中: r_q 为当天前期有效降雨量; r_i 为前 i 天的降雨量; α 为有效雨量系数,一般取 0.84。

未来 k h 的激发雨量如下:

$$r = Y_k + R_{24-k} \tag{3}$$

式中: Y_k 为未来 k h 降雨量预报值; R_{24-k} 为前 $(24-k)$ h 的累积降雨量。

未来 k h 后实际有效累积降雨量 Y 如下:

$$Y = r_q + r = r_q + Y_k + R_{24-k} \tag{4}$$

R_L 值确定标准如表 3 所示。实际操作时根据 r 与 Y 分别确定 R_L 的取值时,以使 R_L 取值较大的判据为准。

表 3 降雨指数的取值

Table 3 The rainfall index		
R_L 取值	有效降雨量 Y /mm	激发雨量 r /mm
5	$Y \geq 220$	$R \geq 140$
4	$170 \leq Y < 220$	$110 \leq r < 140$
3	$120 \leq Y < 170$	$80 \leq r < 110$
2	$70 \leq Y < 120$	$50 \leq r < 80$
1	$0 \leq Y < 70$	$0 \leq r < 50$

按照降雨导致输电塔边坡滑坡风险大小划分为 4 个预警等级,(Ⅰ级)红色预警等级、(Ⅱ级)橙色预警等级、(Ⅲ级)黄色预警等级、(Ⅳ级)蓝色预警等级,预警等级如表 4 所示。

表 4 预警等级

Table 4 The warning level	
G_L 值	预警等级
>3	红色预警
[1.5, 3]	橙色预警
[0.5, 1.5]	黄色预警
[0, 0.5]	蓝色预警

2 模型构建思路及实现

2.1 残差全连接神经网络

在深度学习中,残差机制^[12]最初是为了解决 CNN 在网络深度增加时出现的梯度消失和训练困难问题。但随着网络深度的增加,传统全连接神经网络(fully connected neural network,FCN)在训练过程中也同样会面临类似的问题,将残差机制引入到 FCN 中由此得到的残差全连接神经网络(residual fully connected neural network,RF-CN),同样可以通过跳跃连接将信息直接传递到更深层的网络,有效缓解梯度消失或梯度爆炸问题,不仅可以加速训练的收敛速度,还可以提升网络的泛化能力,提升深层结构的训练效率和整体性能。

残差网络结构由两个或多个全连接隐藏层组成,并通过跳跃连接将输入与输出相加,如图 2 所示。 x 记为残差

结构输入, $H(x)$ 是残差结构输出, 那么, 残差网络的输出可以表示为:

$$f(x) = H(x) - x \quad (5)$$

其中, 可以将这个残差网络看作一个小规模的网络模型, 其目的是通过学习输入 x 的残差来提升网络的学习能力和性能。

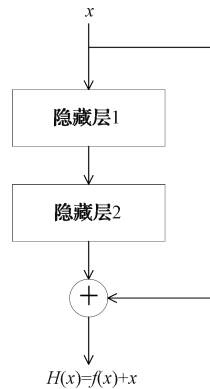


图2 残差网络结构

Fig. 2 Residual network architecture

2.2 增强搜索策略的贝叶斯优化

在 RFCN 模型中, 不同超参数的组合会导致不同的预测效果。为了获得最佳的预测性能, 需要对模型的超参数进行优化, 以找到最优的参数组合。贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 作为一种经典的黑箱优化方法, 基于概率模型进行全局优化, 主要包括先验函数和采集函数。BO 通过构建代理模型来对目标函数进行建模, 并在此模型上进行迭代搜索, 从而逐步逼近最优解。

采集函数在 BO 过程中起着决定性作用。它指导着 BO 在目标函数的代理模型上选择下一个评估点, 从而平衡探索和利用。采集函数通过评估每个候选点的潜在价值, 帮助算法在全局范围内寻找最优解, 最大限度地提升优化效率。假设选取高斯过程作为代理模型, 对于任意未知的输入可以推理出其平均值 $\mu(x)$ 和不确定度 $\sigma(x)$ 。贝叶斯优化中的采集函数 $f_{ac}(x | \mu, \sigma)$ 会综合 $\mu(x)$ 和 $\sigma(x)$ 的信息, 推理出最值得验证的 x^* , 即下一个评估点, 如式(6)所示, 之后进行迭代验证。

$$x^* = \operatorname{argmax}_x f_{ac}(x | \mu, \sigma) \quad (6)$$

进一步提高贝叶斯优化效率的一个关键策略是采用自适应采集策略。自适应采集策略通过动态调整采集函数的策略或参数, 使得采集函数能够根据优化过程中的反馈进行调整。具体来说, 如式(7)所示, 采集函数的值可以通过期望改进 (expected improvement, EI) 或上置信限 (upper confidence bound, UCB) 等方式来衡量, 并根据当前的优化结果不断更新。自适应贝叶斯优化能够更精确地引导搜索方向, 有效避免无效的搜索, 从而提升整体优化效率。

$$AcqFunction(x) = \beta \cdot EI(x) + (1 - \beta) \cdot UCB(x) \quad (7)$$

在此基础上, 引入并行评估策略可以进一步提升优化的探索能力。与传统的单点采样方法不同, 并行贝叶斯优化允许在每一轮迭代中同时评估多个候选解, 从而加速全局搜索过程。这一策略有效避免过度依赖单一采样点的局限性, 减少陷入局部最优的风险, 并加速全局最优解的发现。增强搜索策略的贝叶斯优化流程如图3所示。

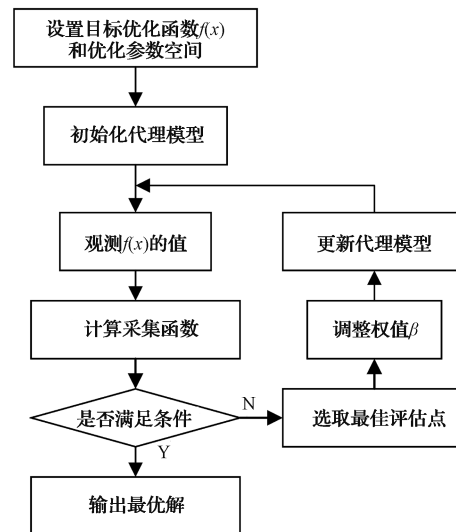


图3 增强搜索策略贝叶斯优化流程

Fig. 3 Bayesian optimization process with enhanced search strategy

综上所述, 结合自适应采集与并行评估策略, 能够最大化两者的优势。自适应采集策略可更好地平衡探索与利用, 而并行评估策略则能显著加速优化过程。这两者的结合不仅能提高贝叶斯优化的效率, 也确保了在复杂的超参数调优任务中能更快速地找到最佳参数组合。

2.3 基于 BORN 的风险评价模型的实现步骤

基于所述评价指标体系, 本文提出一种基于 BORN 的输电塔基边坡风险评价分级预警模型, 其流程如图4所示。

1) 获取原始数据并进行清洗, 然后根据表1的定义对数值变量进行离散化。将数据集划分为危险性评价数据集和健康性评价数据集两部分, 并分成训练集、验证集和测试集, 确保每个子集有适当的代表性。

2) 确定 BORN 的基本拓扑结构, 确定需要优化的超参数包括残差块数量、学习率、隐藏层节点数量和正则化系数等。

3) 定义超参数的搜索空间, 使用验证集上的最大准确率作为贝叶斯优化的目标函数, 高斯过程拟合超参数组合与验证集准确率之间的关系, 采用自适应采样策略和并行评估策略选择下一个要评估的超参数组合。迭代求解能使目标函数最大的超参数组合。

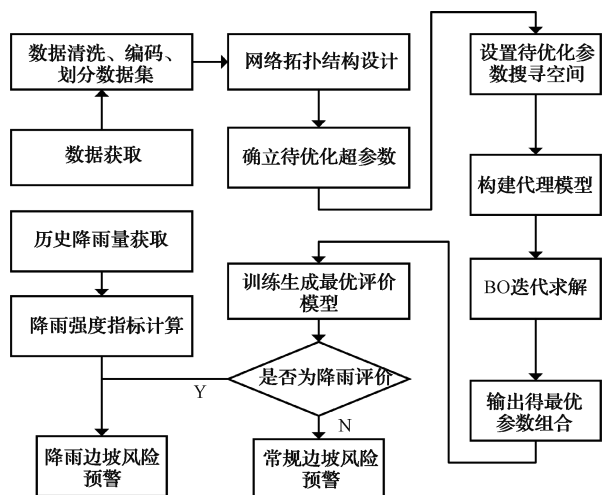


图4 算法流程示意图

Fig. 4 Algorithm flow diagram

4) 分别使用危险性评价数据集和健康性评价数据集对 BORN 模型进行训练, 并使用这两个模型对测试集实际样本数据进行危险性评价和健康性评价并结合二者综合评估边坡的风险性, 并根据风险系数进行分级预警。

5) 在雨季来临时, 结合降雨强度指标, 通过“风险系数×降雨强度”的方法进行综合评价和分级预警, 以全面评价塔基边坡的风险性。

3 结果对比与分析

本文评价指标数据由勘测人员在多条直流输电通道实地勘测获取, 所有数据均来自于某次输电线路塔基风险等级评价过程中。总计涵盖了 630 个观测样本, 采用分层抽样方法的方式, 保证训练集和测试集各类型样本比例一致。选取其中 590 个样本作为模型的训练集, 20 个样本数据作为模型的验证集, 剩余 20 个样本数据作为测试集。

3.1 塔基边坡风险性评价模型

根据所述评价指标, 危险性评价模型采用 4 个输入特征, 分别为塔基与边坡距离、边坡高度、边坡坡度以及边坡性质, 所有模型的输入层均设置为 12 个节点, 输出层为 1 个节点。对于健康性评价, 模型则引入 5 个特征输入, 包括基面条件、边坡挡土墙状况等, 最终确定输入层设置为 15 个节点, 输出层为 1 个节点。需要贝叶斯优化的超参数及其搜索空间如表 5 所示。

最终根据贝叶斯优化得出危险评价模型的最优残差结构数量为 11 个、最优隐藏层节点数为 131 个、最优正则化系数为 $1.024\,07 \times 10^{-5}$ 、最优学习率为 0.024 3; 健康评价模型的最优残差结构数量为 16 个, 最优隐藏层节点数为 136 个, 最优正则化系数为 $1.989\,49 \times 10^{-5}$, 最优学习率为 0.010 1。

选取平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMAE)、平

表5 超参数空间界限设定

Table 5 Setting of space limits of hyperparameters

参数名称	划定范围
残差结构数量	[10, 40]
学习率	[0.001, 0.1]
隐藏层节点数量	[64, 256]
正则化系数	[10^{-5} , 0.1]

均相对误差(MAPE)作为评价模型预测精度的评价指标对各种模型性能进行评价, 计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y'_n - y_n| \quad (8)$$

$$RMAE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y'_n - y_n)^2} \quad (9)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left| \frac{y'_n - y_n}{y'_n} \right| \quad (10)$$

危险性评价预测结果对比如图 5 所示, 为危险性评价预测结果残差图如图 6 所示, 健康性评价预测结果对比如图 7 所示, 健康性评价预测结果残差图如图 8 所示, 模型训练过程中的损失值变化曲线如图 9 所示。此外, 实验还设置了 BP 神经网络算法^[13-14]、DNN 算法^[15-16]以及未优化的 RFCN 算法^[17]作为对照组, 表 6 和 7 分别为危险性评价和健康性评价中的模型性能指标对比结果。

图 5(a) 和 7(a) 为 BORN 模型的预测结果, 几乎与对角线完全重合, 表明其预测结果与实际数据之间的差距很小, 能够较好地捕捉数据的内在规律和趋势, 预测误差较低。结合图 6(a) 和 8(a) 中预测残差的分布情况, 进一步验证了这一点。BORN 模型的预测残差均匀分布在 0 两侧, 且波动范围较小, 而其他模型的预测结果则存在一些明显偏离对角线的样本点, 且预测残差的分布不均匀, 波动较大。由图 9 可以看出, BORN 模型最终收敛的损失值分别为 0.002 和 0.001 2, 均低于其他模型的收敛损失值, 且表现出较好的稳定性, 同时, BORN 模型的收敛速度明显优于其他算法。表明 BORN 模型在优化过程中不仅能够实现更高的预测精度, 还有更强的稳定性和收敛效率。

从性能对比表 6、7 的数据可以看出, BORN 算法在多个评估指标上表现卓越。具体而言, BORN 算法在危险性评价中, 在平均绝对误差、均方根误差和平均绝对百分比误差方面均表现最佳。与 RFCN 相比, BORN 算法的平均误差减少 65.67%, 均方根误差下降 65.02%, 而平均相对误差降低 68.03%。在输电塔基边坡健康性评价中, BORN 算法同样表现出色, 相较于 RFCN, 其平均误差下降 65.68%, 均方根误差减少 50.89%, 平均相对误差降低 54.91%。

综上所述, BORN 模型在危险性评价和健康性评价中的表现优于其他模型, 具有较高的预测精度和较小的预测残差, 其稳定性和拟合效果优于其他模型, 能够提供更为可靠的预测结果。

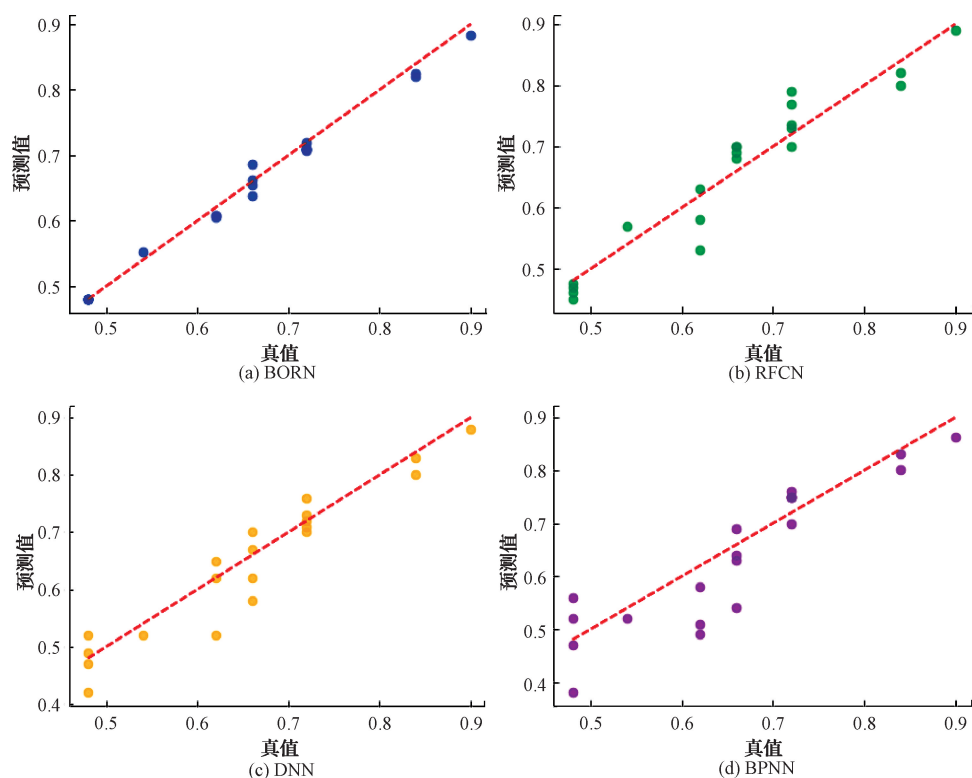


图5 危险性评价预测结果对比

Fig. 5 Comparison of hazard assessment prediction results

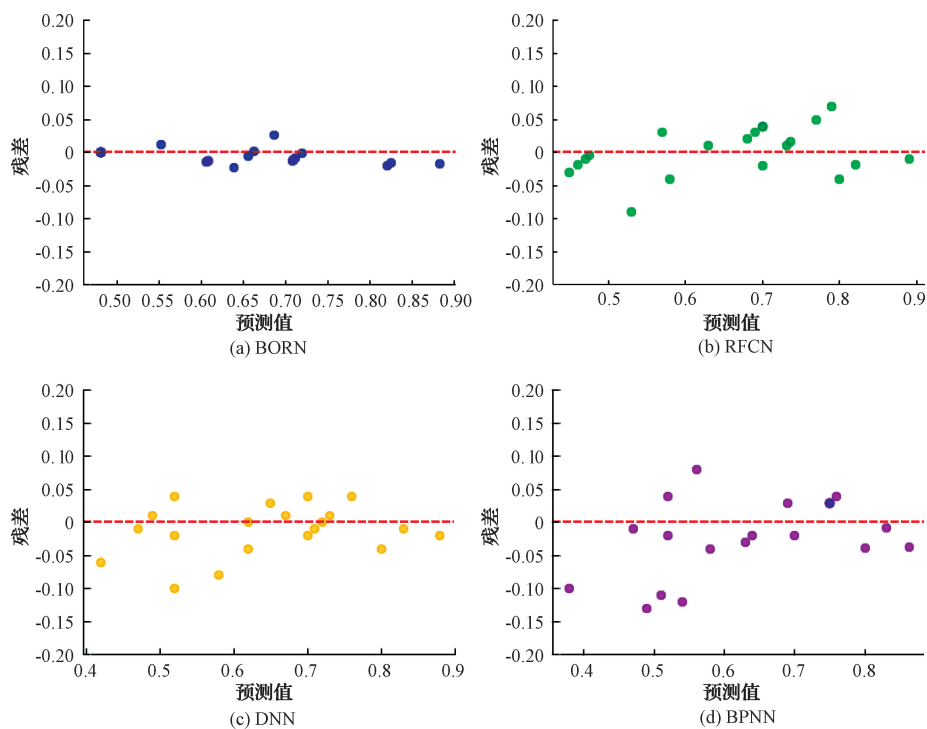


图6 危险性评价预测残差

Fig. 6 Hazard assessment prediction residual plot

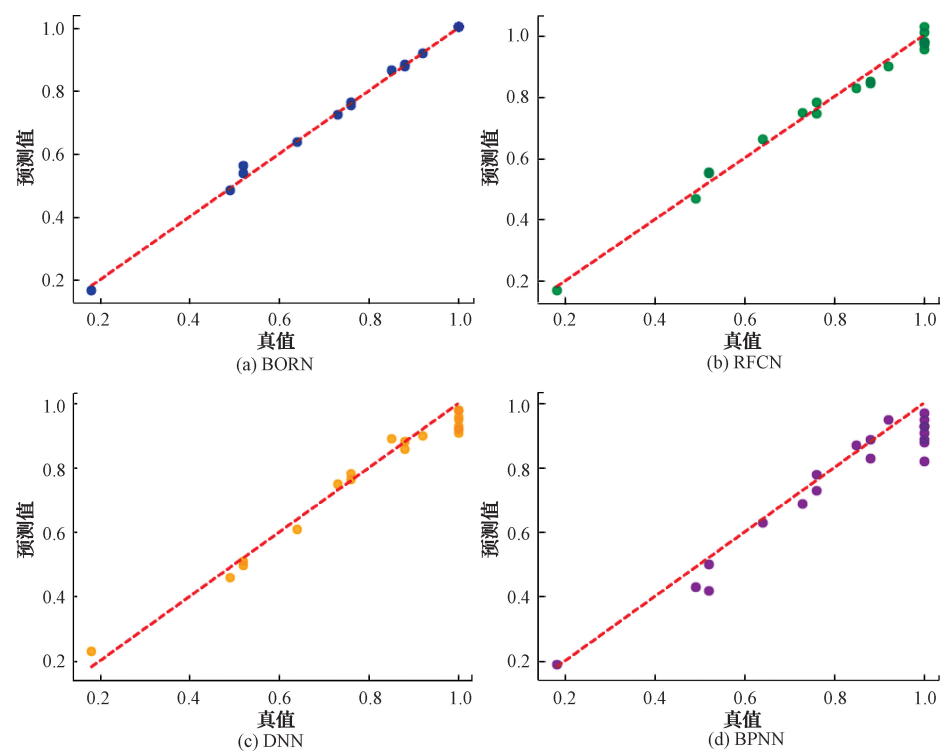


图 7 健康性评价预测结果对比
Fig. 7 Comparison of health assessment prediction results

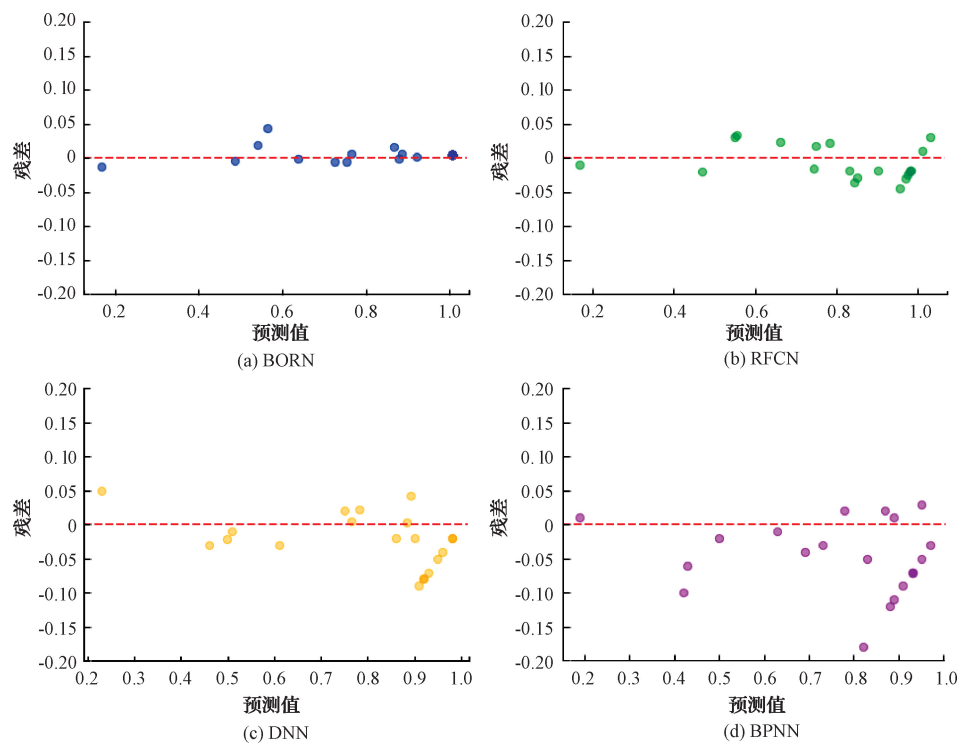


图 8 健康性评价预测残差结果
Fig. 8 Health assessment prediction residual results

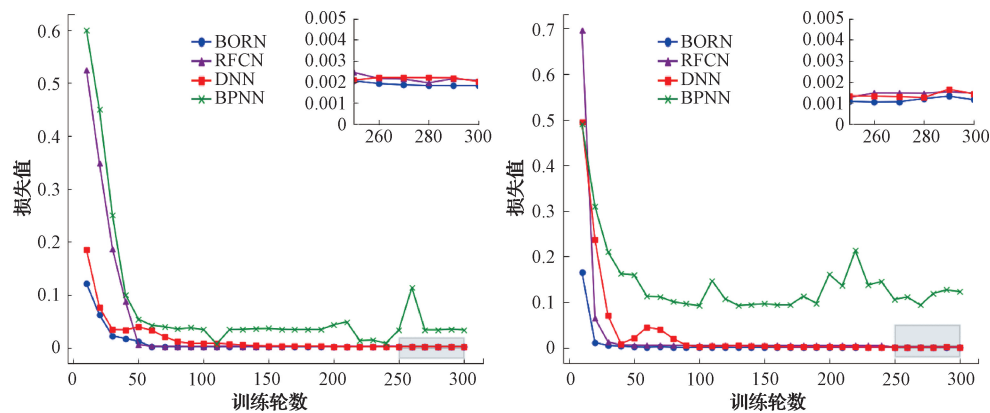


图9 训练过程中损失函数值变化曲线

Fig. 9 Curve of loss function value change during training

表6 算法预测性能指标对比

Table 6 Comparison of algorithm prediction performance metrics

算法	MAE	RMAE	MAPE/%
BORN	0.010 2	0.057 3	1.475
RFCN	0.030 0	0.163 8	4.614
DNN	0.052 0	0.329 2	8.271
BPNN	0.060 3	0.368 8	9.762

对所有测试集样本数据的风险系数进行计算,得出的结果如表8所示。根据计算结果,对于风险系数大于1的边坡,系统会自动触发预警信号,提醒巡检人员关注这些

表7 算法预测性能指标对比

Table 7 Comparison of algorithm prediction performance metrics

算法	MAE	RMAE	MAPE/%
BORN	0.008 1	0.055 1	1.451
RFCN	0.023 6	0.112 2	3.218
DNN	0.039 0	0.204 5	5.629
BPNN	0.056 0	0.318 1	6.954

高风险边坡的日常防护工作。通过这一预警机制,可以帮助工作人员优先对高风险区域进行检查和维护,从而有效预防潜在的安全隐患,降低事故发生的风险。

表8 测试集边坡风险系数汇总

Table 8 Summary table of slope risk coefficients for the test set

边坡编号	预测危险系数	危险等级	预测健康系数	健康等级	风险系数	是否预警
1	0.883 31	高危险区	0.486 33	严重状态	1.816 28	是
2	0.824 97	高危险区	0.167 52	严重状态	4.924 61	是
3	0.820 28	高危险区	0.563 52	亚健康状态	1.455 69	是
4	0.686 36	中危险区	0.539 71	亚健康状态	1.271 72	是
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
17	0.607 78	中危险区	1.000 15	正常状态	0.607 68	否
18	0.708 47	中危险区	1.000 15	正常状态	0.708 36	否
19	0.480 15	低危险区	1.000 15	正常状态	0.480 08	否
20	0.480 15	低危险区	0.866 21	正常状态	0.554 45	否

3.2 降雨情况下风险预警模型验证

随着雨季降临,多处输电杆塔周边发生因持续降雨引发的滑坡,广东省惠州市、清远市以及肇庆市于2024年4、5月发生多处塔基边坡滑坡。为验证模型能在滑坡发生前及时预警,本文假设当前为滑坡发生的前一天,并结合历史降雨数据对5个边坡进行风险预警,预测结果如表9所示。

1号塔基边坡位于丘陵地貌区,于2024年5月7日发生滑坡。该边坡坡面坡度约40°,坡向SE175°,滑坡灾害

等级评定为“严重”。预测模型显示其在降雨作用下的风险系数为8.324,预警等级为“红色”,表明该边坡滑坡风险极高,需立即采取边坡加固措施。

2号塔基边坡同样位于丘陵地貌区,于2024年5月6日发生滑坡。该边坡坡面坡度约60°,坡向NE20°,植被已被冲刷殆尽。灾害等级评定为“严重”,预测模型显示其降雨作用下的风险系数为8.932,预警等级为“红色”,提示区域滑坡风险极高,需立即进行加固处理。

表 9 实例边坡预警结果
Table 9 Slope early warning results for case studies

编号	灾害等级	危险系数	健康系数	风险系数	降雨强度指标	预警等级
1	严重	0.836 3	0.401 9	2.081 0	4	红色
2	严重	0.936 1	0.419 1	2.233 0	4	红色
3	一般	0.692 1	0.987 2	0.701 0	1	黄色
4	中等	0.905 9	0.992 6	0.912 6	2	橙色
5	一般	0.748 4	0.738 8	1.013 0	1	黄色

3号塔基边坡位于砂岩地貌区,于2024年4月23日发生滑坡。该边坡坡度约60°,为浅层滑塌,灾害等级评定为“一般”。预测模型得出的风险系数为0.7010,预警等级为“黄色”,提示区域存在一定滑坡风险,需加强巡检并采取防水布覆盖等预防措施。

4号塔基边坡同样位于砂岩地貌区,滑坡坡面坡度约60°,坡向SE137°,灾害等级评定为“中等”。预测模型的风险系数为1.8252,预警等级为“橙色”,表明该区域具有较高滑坡风险,需加强监测和巡检。

5号塔基边坡位于塔位线右侧,坡面坡度约50°,坡向SE125°,发生浅层滑塌,灾害等级评定为“一般”。模型预测其在降雨作用下的风险系数为1.0130,预警等级为“黄色”,提示区域存在一定滑坡风险,需加强巡检并采取必要防护措施。

综合分析表明,模型预测的预警等级与实际灾害等级具有高度一致性,验证了本文基于降雨动态作用过程的塔基边坡风险预警模型的有效性。该模型可以为电网运行人员提供科学可靠的决策依据,可显著提升对输电塔基边坡滑坡灾害的应对能力。

4 结 论

本文从危险性和健康性两个方面全面考虑输电塔基与边坡的耦合效应,采用BORN算法建立了输电塔基边坡的风险评价模型。该模型能够快速而准确地计算边坡的风险系数,并对高风险边坡进行有效预警,为输电塔基边坡的风险管理和灾害预防提供了新的思路和方法。在对比实验中,BORN模型在输电塔基边坡的危险性评价和健康性评价方面,均展现出了最低的平均绝对误差、均方根误差和平均绝对百分比误差,且模型收敛速度以及收敛的损失值最小,因此,BORN算法可以有效应用于输电塔基边坡的风险评价,具有较强的应用潜力。针对降雨对输电塔基边坡风险性的动态影响问题,本文提出了一种暴雨或持续降雨工况下的风险预警模型。该模型通过获取历史降雨数据和天气预报信息,计算降雨指数,并结合塔基边坡的风险系数,共同确定滑坡风险评估指标,从而实现对滑坡风险的精确预警。经验证,能够有效预测和预警降雨情况下输电塔基边坡的滑坡风险,为电网运行人员提供科学决策支持,确保电力系统的安全稳定运行。

参 考 文 献

[1] 陈强,王建,熊小伏,等. 一种降雨诱发滑坡灾害下输电杆塔的监测与预警方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020,48(3):147-155.
CHEN Q, WANG J, XIONG X F, et al. A monitoring and early warning method for transmission tower under rain-induced landslide [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(3): 147-155.

[2] 林阿娜,王浩,颜斌,等. 邻近输电塔路堑边坡失稳风险定量评估及加固工程设计优化[J]. 中国地质灾害与防治学报, 2019,30(2):19-29.
LIN A N, WANG H, YAN B, et al. Quantitative evaluation of slope instability risk in adjacent transmission tower cutting and optimization of strengthening engineering design [J]. Chinese Journal of Geological Hazards and Prevention, 2019, 30(2): 19-29.

[3] 邓创,刘友波,刘俊勇,等. 考虑降雨诱发次生地质灾害的电网风险评估方法[J]. 电网技术, 2016,40(12): 3825-3834.
DENG CH, LIU Y B, LIU J Y, et al. Power grid risk assessment method considering secondary geological hazards induced by rainfall [J]. Power Grid Technology, 2016, 40(12): 3825-3834.

[4] 吴毅江,陈波,阮航,等. 基于改进属性识别模型的塔基山坡稳定性评价方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2016,35(S1):3138-3146.
WU Y J, CHEN B, RUAN H, et al. Stability evaluation method of base slope based on improved attribute recognition model [J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2016, 35 (S1): 3138-3146.

[5] 林琴,郭永刚,吴升杰,等. 基于梯度提升的优化集成机器学习算法对滑坡易发性评价:以雅鲁藏布江与尼洋河两岸为例[J]. 西北地质, 2024,57(1):12-22.
LIN Q, GUO Y G, WU SH J, et al. Evaluation of landslide susceptibility by optimization integrated machine learning algorithm based on gradient

- boosting: Take both banks of Yarlung Zangbo River and Niyang River as examples [J]. *Northwestern Geology*, 2024, 57(1): 12-22.
- [6] LIN M, TENG S, CHEN G, et al. Application of convolutional neural networks based on Bayesian optimization to landslide susceptibility mapping of transmission tower foundation [J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2023, 82(2): 51.
- [7] DOU J, YUNUS A P, MERGHADI A, et al. Different sampling strategies for predicting landslide susceptibilities are deemed less consequential with deep learning[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 720: 137320.
- [8] ACHU A L, GOPINATH G, SURENDRAN U. Landslide susceptibility modelling using deep-learning and machine-learning methods — A study from southern Western Ghats, India[J]. *2021 IEEE India Geoscience and Remote Sensing Symposium, InGARSS 2021-Proceedings*, 2021: 360-364.
- [9] 王卫东,何卓磊,韩征,等. 基于深度信念网络的滑坡敏感性评价[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2020, 41(5): 609-615.
- WANG W D, HE ZH L, HAN ZH, et al. Landslides susceptibility assessment based on deep belief network[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2020, 41(5): 609-615
- [10] NGUYEN B Q V, DO T H, KIM Y T et al. Assessing landslide susceptibility in Korea using a deep Neural network [J]. *Lecture Notes in Civil Engineering*, 2023, 268: 609-620.
- [11] 夏梦想,李远耀,吴吉民,等. 基于 I-D 统计模型的张家界市滑坡灾害降雨预警阈值研究[J]. *自然灾害学报*, 2021, 30(4): 203-212.
- XIA M X, LI Y Y, WU J M, et al. Study on rainfall warning threshold of landslide disaster in Zhangjiajie City based on I-D statistical model [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2019, 30(4): 203-212.
- [12] 李伟,霍雪松,张明,等. 基于残差全连接神经网络的电力监控系统异常行为检测方法[J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2020, 50(6): 1062-1068.
- LI W, HUO X S, ZHANG M, et al. Abnormal behavior detection method of power monitoring system based on residual fully connected neural network [J]. *Journal of Southeast University (Natural Science Edition)*, 2019, 50(6): 1062-1068.
- [13] 彭章友,陈琳妍,刘洋. 基于 BPNN 的机动识别方法[J]. *电子测量技术*, 2019, 42(15): 12-17.
- PENG ZH Y, CHEN L Y, LIU Y. Maneuver recognition method based on BPNN [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2019, 42(15): 12-17.
- [14] 郭森,王洋,曹雪,等. 基于遗传-蚁群算法优化 BP 神经网络的医用输液泵输液误差补偿[J]. *国外电子测量技术*, 2023, 42(7): 112-120.
- GUO M, WANG Y, CAO X, et al. Optimization of BP neural network based on genetic ant colony algorithm for infusion error compensation of medical infusion pump [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2023, 42(7): 112-120.
- [15] 常彬,李旭,徐启敏,等. 基于级联深度神经网络的车辆位姿融合估计[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(5): 57-67.
- CHANG B, LI X, XU Q M, et al. Vehicle pose fusion estimation based on cascade deep neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(5): 57-67.
- [16] 田月媛,邓森磊,高辉,等. 基于深度学习的人群计数算法综述[J]. *电子测量技术*, 2022, 45(7): 152-159.
- TIAN Y Y, DENG M L, GAO H, et al. Overview of crowd counting algorithms based on deep learning [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2022, 45(7): 152-159.
- [17] 林桢哲,王桂棠,陈建强,等. 基于残差网络深度学习的肺部 CT 图像结节良恶性分类模型[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(3): 248-256.
- LIN ZH ZH, WANG G T, CHEN J Q, et al. Classification model of benign and malignant nodules in lung CT images based on residual network deep learning [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2020, 41(3): 248-256.

作者简介

芮焘, 硕士研究生, 主要研究方向为输电工程防灾减灾。

E-mail: 2843587398@qq.com

段国勇(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为输电线路动力学、岩石力学。

E-mail: dgycgtgu@163.com

王彦海, 副教授, 主要研究方向为输电线路结构优化与灾害防治。

E-mail: 45245356@qq.com

邹英杰, 硕士研究生, 主要研究方向为输电塔稳定性分析。

E-mail: 19071392036@163.com

郑武略, 工程师, 主要研究方向为输电线路运行维护。

E-mail: 420822887@qq.com