地质力学学报
Journal of Geomechanics
ISSN 1006-6616,CN 11-3672/P
中文核心期刊
中国科技核心期刊
CSCD 来源期刊（核心库）

《地质力学学报》预出版论文

论文题目：基于高斯过程回归与多源时序特征融合的滑坡位移预测

作者：吴成杰，曾怀恩，陈军，冯谕，李希，韦朋成，闫宝瑞

DOI：10.12090/j.issn.1006-6616.2025077
投稿时间：2025-06-24
录用时间：2025-12-15
预出版时间：2025-12-18

基于高斯过程回归与多源时序特征融合的水库滑坡位移预测模型研究

吴成杰[1,2]，曾怀恩[1,2,3]，陈军[4]，冯谕[5]，李希[2,3]，韦朋成[2,3]闫宝瑞[1,2]

Wu Chengjie[1,2], Zeng Huaien[1,2,3], Chen Jun[4], FengYu[5], Li xi[2,3], WeiPengcheng[2,3], Yan Baorui[1,2]

1 湖北省水电工程施工与管理重点实验室（三峡大学），湖北宜昌市大学路 8 号，443002

2 三峡大学土木与建筑学院，湖北宜昌市大学路 8 号，443002[1]

3 湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站，湖北宜昌市大学路 8 号，443002

4 三峡大学校园规划与建设处，湖北宜昌市大学路 8 号，443002

5 中南大学地球科学与信息物理学院 ，湖南，长沙，410083

1 Hubei Key Laboratory of Construction and Management in Hydropower Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2 College of Civil Engineering & Architecture, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

3 National Field Observation and Research Station of Landslides in the Three Gorges Reservoir Area of Yangtze River, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

4 Department of Campus Planning and Construction Of China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

5 School of Geosciences and Info-Physics of Central South University,Changsha,Hunan 410083,China;

Research on a Reservoir Landslide Displacement Prediction Based on Gaussian Process Regression Model and Multi-Source Time-Series Feature Fusion

Abstract: [Objective] Accurate prediction of landslide displacement is a crucial component of landslide early warning systems.[Methods] This paper proposes a landslide displacement prediction model based on Gaussian Process Regression (GPR) combined with diverse time-series feature extraction methods, achieving high-precision displacement prediction and uncertainty quantification. Taking the Bazimen Landslide as an example, during the feature extraction phase, displacement lag features, rolling mean of rainfall, rolling variance of reservoir water level,

基金项目：国家自然科学基金项目(42074005)；水电工程施工与管理湖北省重点实验室（三峡大学）开放基金（2023KSD11）；湖北长江三峡滑坡国家野外科学观测研究站开放基金项目(2018KTL14)。

This research is financially supported by National Natural Science Foundation of China(Grant No.42074005), Open Fund of Hubei Key Laboratory of Hydropower Construction and Management (China Three Gorges University)(Grant No.2023KSD11) and Open Fund Project of National Field Scientific Observation and Research Station for Landslides in the Three Gorges of the Yangtze River in Hubei Province(2018KTL14).

第一作者：吴成杰(2000-)，男，在读硕士，研究方向为地质灾害监测与预警。Email:577020588@qq.com

通讯作者：曾怀恩(1979-)，男，博士，教授，现从事地质灾害监测与预警、3S 技术与应用等方面研究。Email:zenghuaien_163.com

and displacement change rate are constructed. Additionally, temporal decomposition features including monthly and quarterly components are extracted. Subsequently, employ three-fold time series cross-validation, along with a grid search scheme, to optimize hyperparameters in conjunction with the time series cross-validation strategy, thereby mitigating the risk of overfitting in the small-sample scenario. [Results] The results demonstrate that after incorporating multi-source temporal features, the prediction coefficients of determination (R^2) for monitoring points ZG110 and ZG111 at the Bazimen Landslide significantly increase to above 0.99. Metrics such as MAE, RMSE, and MAPE are substantially reduced, indicating a significant improvement in prediction accuracy. This study integrates probabilistic modeling with feature interpretability analysis.[Conclusion] The proposed method achieves high-precision landslide displacement prediction in small-sample environments while simultaneously quantifying prediction uncertainty. [Significance] It provides effective decision support for landslide risk early warning and engineering safety assessment.
Key words: Landslide displacement prediction; Gaussian Process Regression (GPR); Bazimen Landslide; Feature extraction; Grid search.

摘 要：滑坡位移的准确预测是滑坡预警系统的重要组成部分。本文提出了一种基于高斯过程回归并结合多种时间序列特征提取的滑坡位移预测模型，实现了对滑坡位移的高精度预测与不确定性量化。以八字门滑坡为例，在特征提取阶段，构建位移滞后特征、降雨量滚动均值、库水位滚动方差和位移变化率，并提取月份与季度等时序分解特征。随后用三折时序交叉验证，同时采用网格搜索方案，结合时间序列交叉验证策略优化超参数，避免小样本场景下的过拟合风险。结果表明：考虑多源时序特征后，八字门滑坡 ZG110 和 ZG111 监测点的预测决定系数均显著提高至 0.99 以上，MAE、RMSE 和 MAPE 等指标显著降低，反映了预测精度的大幅提升。本研究将概率化建模与特征可解释性分析相结合，所提方法在小样本环境下能实现滑坡位移的高精度预测，并可同时量化预测不确定性。为滑坡风险预警和工程安全评估提供了有效决策支持。

关键词：滑坡位移预测；高斯过程回归；八字门滑坡 ；特征提取；网格搜索

0 引言

滑坡是全球常见且破坏性极强的地质灾害，其突发性严重威胁着人类的生命财产安全（Yang et al，2022）。而滑坡位移预测长期以来受到学术界的广泛关注,其预测精度在很大程度上依赖于所选模型的合理性与适用性。近二十年来，智能算法在该领域的应用日益增多，已成为研究热点（Liu et al，2013；Xu et al，2022）。当前阶段，构建兼具高适应性与强稳健性的预测模型已成为研究的重点方向（周浩等，2024）。

滑坡本质上呈现非线性系统特征，其成因复杂多样，涉及地质条件、降雨及人类活动等因素。当前滑坡位移预测研究众多，模型主要分为物理机理驱动型与数据驱动型两类（LIU et al，2020），受制于滑坡内在的复杂性，基于物理机理的模型预测精度往往有限（DU et al，2020）。近年来，随着机器学习技术的迅速发展，多种数据驱动方法被引入滑坡位移预测领域。例如基于深度学习的 双向长短时记忆网络（Double-BiLSTM）取得了一定进展，但在特征提取和不确定性评估方面仍存在不足（Lin et al， 2022）；LSTM 等方法通常需要大量超参数调试且训练耗时较长，不利于小样本环境下的快速部署与解释性分析（Lin et al，

2022）；包括支持向量回归（SVR）、随机森林（RF）及神经网络等机器学习的滑坡位移预测方法，其中多数研究侧重于网络结构优化或集成学习策略，对滑坡位移预测中不确定性量化关注有限（Gong et al，2005；刘航源等，2024；冯谕等，2024）。部分工作结合地质物理模型与数据驱动模型，实现了预测精度提升，但往往忽略了模型输出的可信度评估，难以满足工程安全预警需求。

针对上述问题，本研究提出将高斯过程回归（Gaussian Process Regression,GPR）与多源时序特征融合相结合的新型预测框架。高斯过程是一种源于统计学理论的机器学习方法，能够较好地应对小样本、高维以及非线性等复杂的分类与回归问题。该方法的超参数可通过最大化训练样本的对数似然函数实现自适应估计，具有灵活的非参数建模能力，并可提供预测结果的概率解释（RASMUSSEN et al，2024；MARK et al，1998；宋超等，2023；苏国韶等，2007；徐 冲等，2011；陈朗等，2023；刘开云等，2009 ）。GPR 通过核函数刻画数据的协方差结构，常用的复合核包括 ConstantKernel×RBF+WhiteKernel，可同时捕获平滑趋势和观测噪声（Liu et al ，2012）。利用 GPR 可直接从数据中学习函数分布，对小样本和噪声数据具有良好鲁棒性。为了充分利用 GPR 的建模能力，超参数（如核函数类型）的合理设置至关重要。GridSearchCV 和 TimeSeriesSplit 的结合，可在保证时序前后依赖的前提下进行超参数搜索，从而获得稳定可靠的模型。最后数据标准化等预处理步骤可消除各特征量纲影响，提升核方法的收敛速度与数值稳定性。

现有研究多直接使用原始监测数据作为输入特征，忽略了环境因素与位移响应的时变交互效应。滑坡位移是受众多外部波动因素影响，因此，提高滑坡预测精度不仅需要改进预测方法，还需选取适宜的影响因素。以八字门滑坡为例，王震豪等（2023）通过 EEMD 将位移时间序列分解为若干 IMF 并视为波动项，作为是季节性因素在位移中的体现，最后用对时序数据比较敏感的 LSTM 进行拟合。何清等（2024）使用 PCC 方法选出，经过 FEEMD 分解后对滑坡位移影响较大的环境因素，然后通过 GRU 模型提取周期性特征。陈欢等（2024）采用 CNN 提取输入序列的局部特征，将水平位移、降雨量和库水位作为三个维度输入，帮助 BiLSTM 构建模型。石化波等（2024）利用 ICEEMDAN 分解位移得到波动趋势的 IMF 曲线，并用 CNN 特征提取以便 SVR 模型准确预测。然而，上述研究存在一些局限性。比如，库岸滑坡变形主要受降雨和库水位波动共同影响，且这些影响因素具有明显的滞后效应（杨背背等，2024；石化波等，2025），但往往直接输入特征，忽略了滞后时间；滑坡的变形往往受前期多次降雨共同降影响（缪海波等，2016；黄晓虎等，2018），预测时不应只考虑单日降雨量；滑坡活动可能与雨季（如夏季）强相关；库水位可能因季度性用水需求（如灌溉、防洪）呈现周期性变化，捕捉季节性规律至关重要。

本研究以八字门滑坡为例，首先通过构建滞后特征、滚动统计特征和时序分解特征等方式能有效提取数据的历史依赖性与周期性信息。采用滑动窗口方法生成降雨量滚动均值、位移变化率等特征，并将月份、季度等周期性变量引入模型，以增强预测性能和季节性模式捕捉能力。最后，采用 GPR 模型对滑坡位移进行预测。

1 研究方法

首先针对滑坡监测数据（库水位、降雨量、位移量）的时序特性，构建动态特征增强体系。同时，在高斯过程回归的基础上优化核函数，解决传统模型在概率输出和环境噪声建模方面的不足。在此基础上结合网格搜索策略与时序交叉验证，提升预测精度。

1.1 多源时序特征

在构建预测模型之前，提取数据的有效特征，能更好地降低机器学习模型的学习难度，提升预测精度。而特征提取则能提取时间依赖性，通过滞后、滚动统计，让模型理解历史如何影响当前。捕捉周期规律，通过月份、季度，让模型学习季节性模式。量化周期规律，通过变化

率，让模型感知趋势的加速度。本文采取了四种特征：

① 滞后特征：将目标变量（位移）的历史值作为新特征

时间序列数据具有时间依赖性，当前位移往往与近期历史值相关。滞后特征让模型能够“看到”过去的变化趋势，捕捉短期记忆。将过去 1-3 期的位移值作为当前时刻的输入特征。选择 1-3 期的原因如下，①短期依赖性强：滑坡位移通常受近期（1-3 个月）的水位、降雨量影响较大。②避免过拟合：过长的滞后（如 12 期）可能引入噪声，尤其在数据量较少的情况。

② 滚动统计特征：计算时间窗口内的统计量

对降雨量进行降噪，单个月份的降雨量可能有随机波动，3 期均值则能反映中期趋势。同时对库水位进行稳定性评估，水位方差大表示近期库水位不稳定，可能是滑坡风险增加的信号。

③ 时序分解特征：提取时间戳中的月份和季度

滑坡活动可能与雨季（如夏季）强相关。库水位可能因季度性用水需求（如灌溉、防洪）呈现周期性变化。加入月份和季度特征可帮助模型学习滑坡的季节性规律。

④ 变化率特征：计算位移的百分比变化率

变化率由正转负可能表示位移增速放缓。变化率突增（如>5%）可能是滑坡加速的早期信号。若某月位移变化率从 1%突增至 10%，即使绝对位移值不高，也可能预示风险升高。

这些特征组合形成新的输入矩阵，使模型不仅依赖于原始位移序列，而且考虑了环境变量的历史累积效应、短期依赖性和周期性模式。引入多源时序特征有助于捕获滑坡位移的潜在模式和驱动因素。

1.2　高斯过回归模型

高斯过程回归（GPR）是一种基于高斯过程先验进行回归分析的非参数建模方法。该模型假设回归目标由高斯过程先验和观测噪声（回归残差）共同组成。理论上，当核函数形式不受限时，GPR 可作为紧致空间内任意连续函数的通用近似器。GPR 还能提供预测结果的后验分布，并在正态似然假设下获得解析。因此，GPR 是一种兼具普适性和可解析性的概率模型（Ebrahim et al，2024；石梦鑫等，2020；张炜健等，2023）。

1.2.1　高斯过程训练

首先对特征矩阵 X 进行 Z-score 标准化

$$\left(X_{scaled} = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X} \right) \tag{1}$$

以消除量纲差异。

GPR 假设目标函数$f(\cdot)$服从高斯过程先验：

$$f(\cdot) \sim GP\left(m(\cdot), k(\cdot,\cdot)\right) \tag{2}$$

其中,$m(\cdot)$为均值函数(通常设为零均值),$k(\cdot,\cdot)$为协方差函数(核函数)。给定训练数据(X,y),新输入$X_{¿}$的后验预测分布为:

$$p(f_{¿} \mid X, y, X_{¿}) = N\left(\mu_{¿}, \sum_{¿} ❑\right) \tag{3}$$

其中

$$\mu_{¿} = K(X_{¿}, X)\left[K(X, X) + \sigma_n^2 I\right]^{-1} y \tag{4}$$

$$\sum_{¿} ¿K(X_{¿}, X_{¿}) - K(X_{¿}, X)\left[K(X, X) + \sigma_n^2 I\right]^{-1} K(X, X_{¿}) \tag{5}$$

针对滑坡位移的多尺度特性,采用复合核函数:

$$k_{\text{total}} = k_{RBF} \cdot k_{\text{Const}} + k_{\text{White}} \tag{6}$$

其中径向基核(RBF)为

$$k_{RBF}(x, x') = \exp\left(\frac{-\|x - x'\|^2}{2l^2}\right) \tag{7}$$

捕捉非线性关系，l作为长度尺度控制函数平滑度。值越大，特征变化越平缓。常数核(ConstantKernel)为

$$k_{\text{Const}}(x, x') = \sigma^2 \tag{8}$$

调整信号方差,增强模型灵活性。

白噪声核(WhiteKernel)为

$$k_{\text{White}}(x, x') = \sigma_n^2 \delta_{xx'} \tag{9}$$

建模独立观测噪声，σ_n^2为噪声方差。

超参数优化实现过程如下：通过网格搜索(Grid Search)与时间序列交叉验证选择最优超参数，系统搜索最佳超参数组合，最大化模型在验证集上的性能，同时，时间序列交叉验证确保验证集始终在训练集之后，符合时间序列特性。

本研究所采用的复合核函数由径向基核(RBF)、常数核(ConstantKernel)与加白噪声核(WhiteKernel)组成，如图1所示。

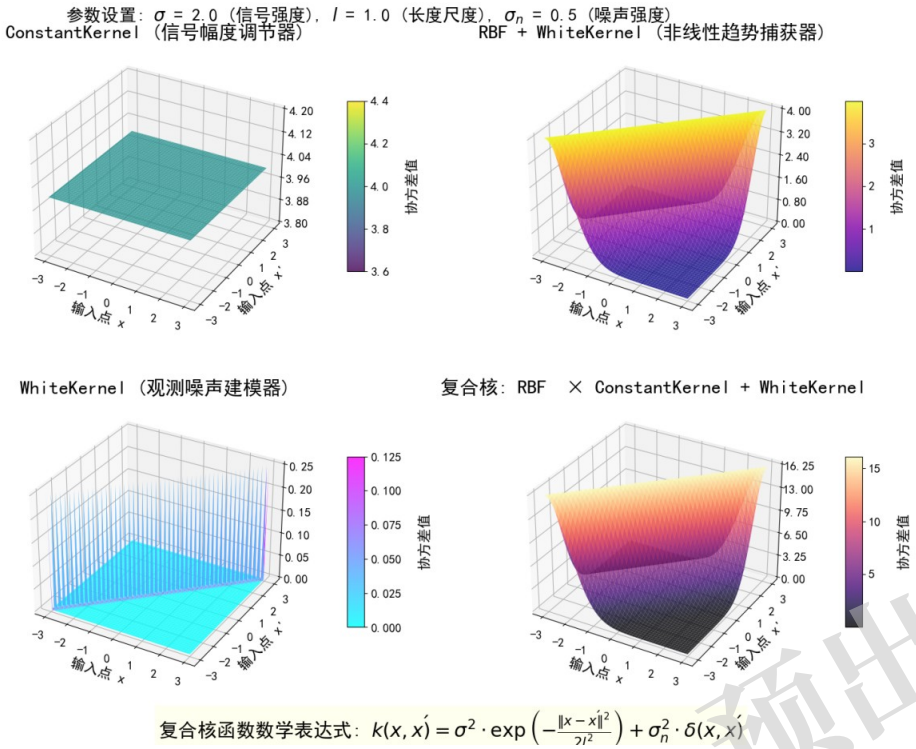


图 1 高斯过程回归复合核函数的三维结构图

Fig.1 3D Structure Diagram of the Composite Kernel Function in Gaussian Process Regression

正则化参数$\alpha \in \{10^{-5},10^{-3},10^{-1}\}$。优化重启次数$n_{\text{restarts}} \in \{3,5\}$。评估指标采用负平均绝对误差(Negative MAE),最大化目标函数:

$$\text{Score}=-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\hat{y}_i\right| \tag{10}$$

1.2.2 高斯过程预测

在高斯过程建模中，协方差函数用于衡量训练样本与待预测样本之间的相似程度，其选取对模型预测效果具有重要影响。不同的协方差函数会导致预测性能存在明显差异。其中，平方指数函数因其无限可微性成为常用选择，其一维形式为：

$$k_y=(x_p,x_q)=\sigma_f^2\exp\left(\frac{-1}{2l^2}(x_p-x_q)^2\right)+\sigma_n^2\delta_{pq} \tag{11}$$

式中:l位长度单元,σ_f^2为信号方差。$l,\sigma_f^2\sigma_n^2$统称为超参数。

模型通过最大化边缘似然自动优化核函数参数。写成对数形式为：

$$lg\,p(y\mid x)=\frac{-1}{2}y^{T}\left(k+\sigma_n^2 I\right)^{-1}y-\frac{1}{2}lg\left|k+\sigma_n^2 I\right|-\frac{n}{2}lg\,2^{\pi} \quad (12)$$

其中K为核矩阵，σ_n^2为噪声方差。最优超参数可通过共轭梯度法对训练数据的对数似然函数进行极大化求得。

1.3　考虑时序特征的滑坡位移GPR预测模型

本文引入历史位移、前期累积降雨量与库水位等多源时序特征，构建了一种由多因子驱动的滑坡位移GPR预测模型。模型的预测流程见图2。

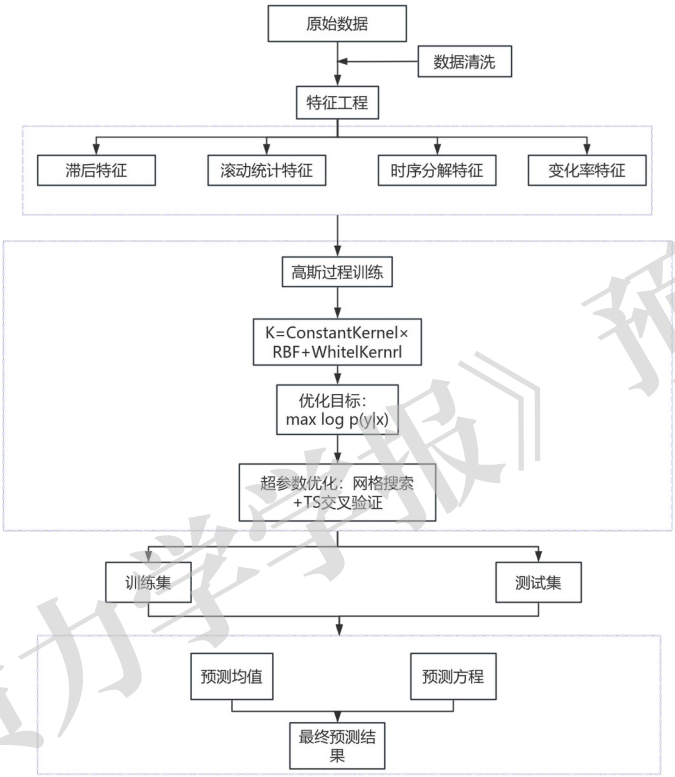


图2 滑坡位移预测模型

Fig.2 Landslide Displacement Prediction Model

2　八字门滑坡概况及变形特征提取

2.1　滑坡概况

八字门滑坡位于湖北省秭归县归州镇的长江北岸支流香溪河右岸河口处，距三峡大坝31km。滑坡体岸坡呈南北走向，呈撮箕状展布于岸坡坡脚，地理坐标为：经度110° 45′ 30″，纬度30° 58′ 16″。

滑坡体高程为139m～280m，西高东低，向东倾斜，地面坡度为10～30°，呈阶梯状起伏，

现有二级平台，即前缘平台和后缘平台，高程分别为 139～165m 和 220～230m；滑坡体南北两侧及后缘边界为岩土接触面，后壁为陡坡，坡脚约 40～60°，前缘临空面为香溪河，滑坡体长 350m，宽 350～500m，平均厚度 30m，体积约 400 万 m^3，属堆积层滑坡，岸坡为内倾边坡（廖芬，2021）。八字门滑坡剖面如图 3 所示。

在滑坡区内布设有 ZG111 与 ZG110 俩个 GPS 变形监测点，后因 ZG111 与 ZG110 监测点变形剧烈，于 2013 年 9 月新增 8 个监测点进行预警分析。监测点分布见图 4。

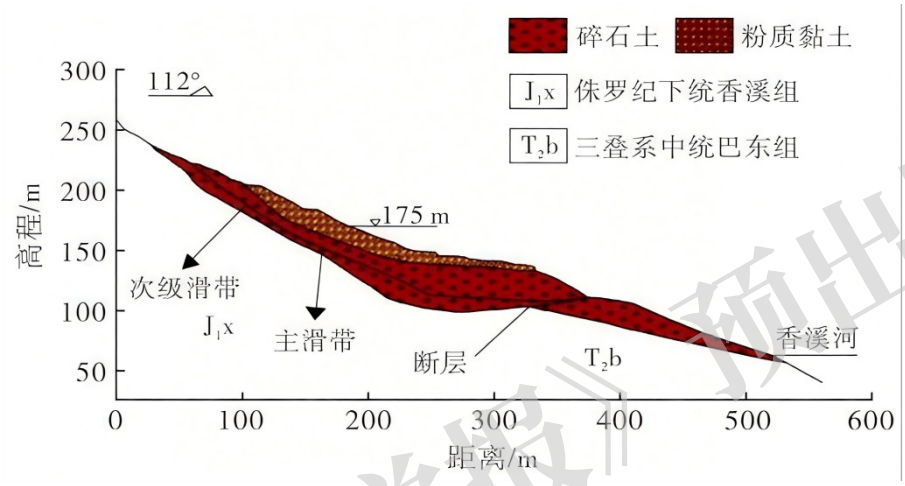


图 3 八字门滑坡剖面

Fig.3 Section of Bazimen landslide

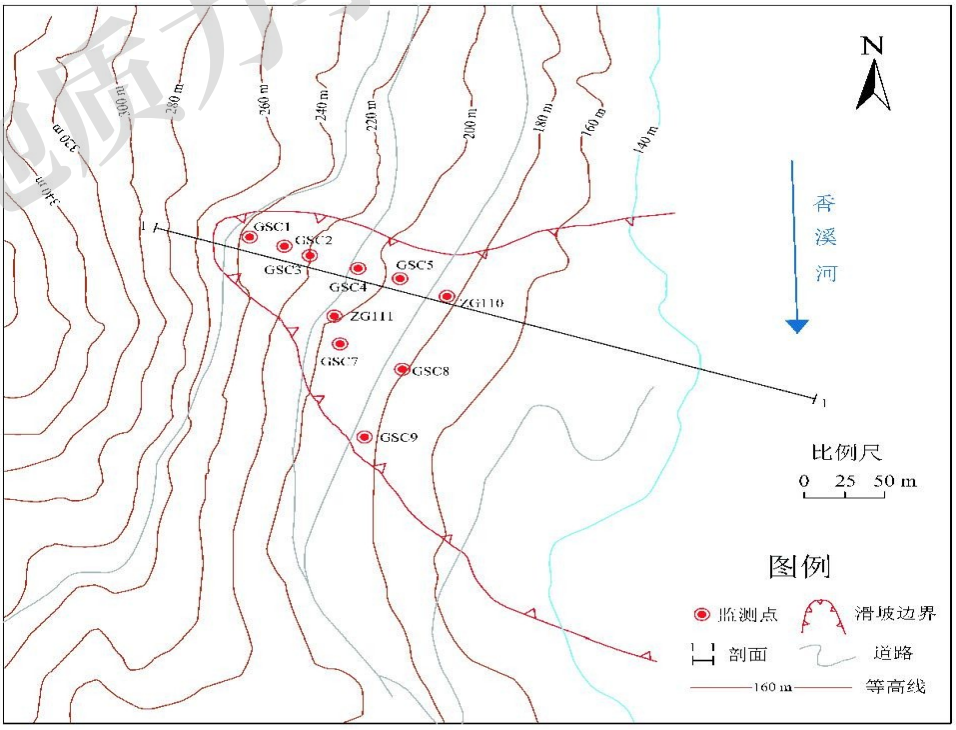


图 4 三峡库区秭归县八字门滑坡监测点位布置图

Fig.4 Layout of Monitoring Points for the Bazimen Landslide in Zigui County, Three Gorges Reservoir Area

数据采用八字门滑坡 2007 年 1 月至 2012 年 12 月的长期监测数据为基础，包括地表 GPS 位移监测值、降雨量记录及库水位。上述数据随年份变化的详细趋势如图 5 所示。

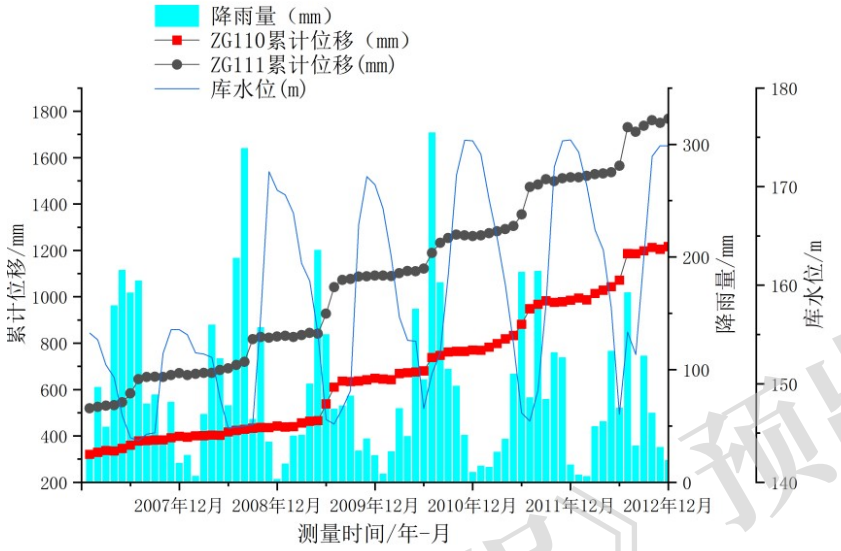


图 5　八字门滑坡监测点位移及相关监测数据曲线图

Fig.5 Displacement and Related Monitoring Data Curves of the Bazimen Landslide Monitoring Points

2.2　滑坡变形机制分析

八字门滑坡具有上陡下缓的坡体形态，其靠椅状结构不仅为滑体物质堆积提供了适宜的空间，也有助于地表水的汇集。滑坡体主要由结构较为松散的粉质黏土夹碎石构成。由于滑体物质中黏土含量较高，渗透性较差，导致动水压力对滑坡的影响较为显著。此外，该区域地层以侏罗系香溪组（J1X）岩层为主，主要由灰黄色细砂岩、粉砂岩与泥页岩互层构成，软硬相间的岩性特征为滑坡的滑动提供了有利的地质条件。八字门滑坡呈现复活迹象以来，其变形随库水位涨落呈现出周期性阶跃特征，受库水作用明显，一直是众多学者研究的热点（刘开心等，2025）。张桂荣等通过数值模拟设置了 10 种工况，分析认为八字门滑坡的变形主要发生于库水骤降期间，降雨入渗具有滞后性，暴雨工况更能影响滑坡的稳定性。郭飞等（2022）通过对监测数据的精细化分析认为库水位下降是八字门滑坡变形的主要影响因素，降雨只起到一种辅助作用。

2.3　滑坡监测数据处理

经过对各监测点数据处理分析，选取 ZG110 和 ZG111 两个地表形变监测点。以月为时间尺度，选取该两点在 2007 年 1 月至 2012 年 12 月期间 72 期监测数据作为分析对象，其历史位移、历年雨量以及库水位数据见图 5。首先,对原始数据进行数据清洗和前向填充缺失值。然后对数据分解，将前 59 期数据用于模型训练与参数优化，剩余 13 期数据则作为测试集用于模型性能评估。

2.4　特征提取

为了确定输入特征对滑坡位移的影响，以 ZG110 监测点为例，采用了皮尔逊相关系数法计算了库水位、降雨量、滞后位移、降雨量滚动均值、库水位滚动方差、位移变化率、月份、季度和位移量之间的相关系数，采用平均值得到了相关性热图如图 6 所示。

由图 6 可知，库水位与位移变化有直接影响，降雨量对位移变化率有影响，降雨量的滚动均值对位移变化率有影响，且比降雨量对位移变化率的影响更大，同时从降雨量滚动均值和水位滚动方差与月份、季度的相关性可以看出季节性规律。这些相关性都能更好的帮助模型通过特征学习，更好的进行预测。

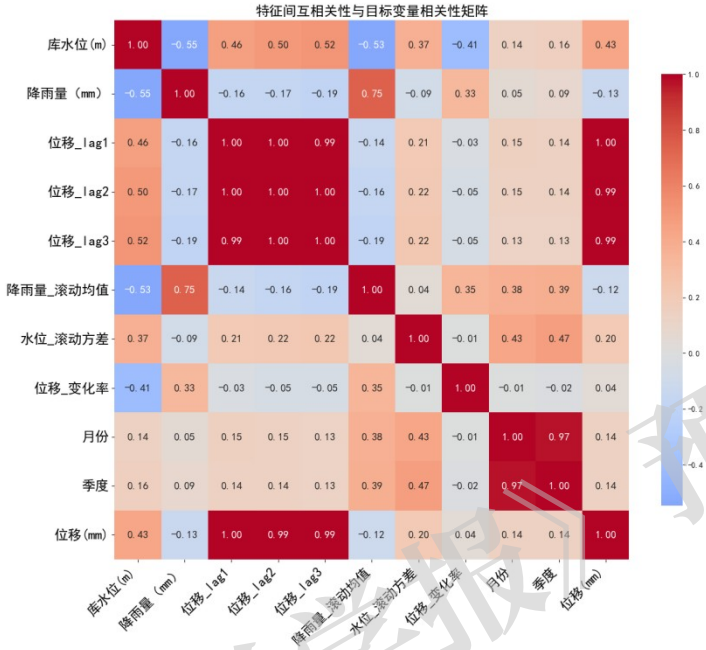


图 6 特征间相关性热图

Fig.6 Heatmap of Feature Correlations

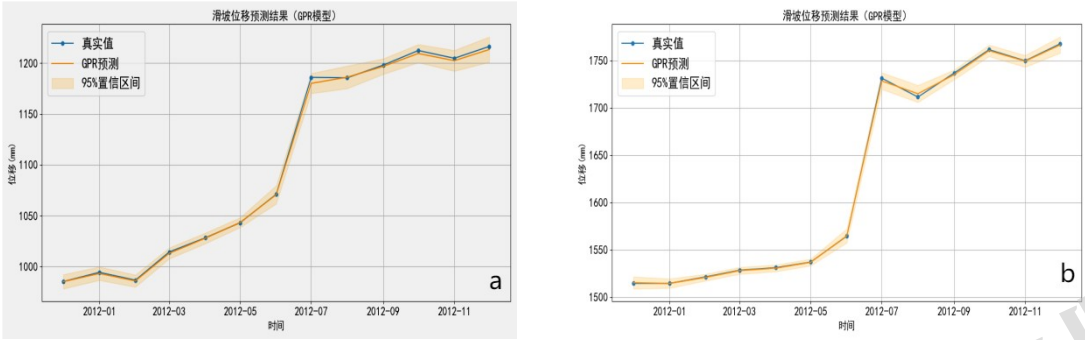
将位移数据生成目标变量(位移)的历史值作为新特征，从而捕捉时间序列的短期依赖关系。生成逻辑为：位移_$lag1$:前一月的位移值(x_{t-1})、位移_$lag2$:前两月的位移值(x_{t-2})、位移_$lag3$:前三月的位移值(x_{t-3})。在滚动统计特征下，计算滚动均值：过去 3 个月降雨量的平均值$\left(\hat{R}_t=\frac{1}{3}\sum_{i=t-2}^{t}R_i\right)$以及滚动方差:过去 3 个月库水位的方差$(\sigma_W^2(t))$，从而计算滑动窗口内的统计量，平滑噪声,提取中期趋势，方差反映水位稳定性。通过时序分解特征，月份:1~12 的整数,表示一年中的月份，季度:1~4 的整数,表示自然季度，提取时间戳中的季节性信息，建模季节性模式(如雨季位移增速更快)。变化率特征，计算位移的百分比变化率，$\Delta x_t=\frac{x_t-x_{t-1}}{x_{t-1}}\times 100\%$，量化位移变化的加速度,捕捉突变趋势(如增速从 1%突增至 10%)。最后进行数据清洗，滞后特征(如位移_$lag3$)会导致前 3 行出现NaN，滚动统计(窗口=3)会导致前 2 行出现NaN，变化率特征会导致第 1 行出现NaN，因此，删除包含任何缺失值的行。

3 八字门滑坡位移预测

针对监测点 ZG110 与 ZG111，应用考虑特征提取的 GPR 预测模型进行评估。训练集与测试集时段分别为 2007 年 1 月 1 日至 2011 年 11 月 30 日、2011 年 12 月 1 日至 2012 年 12 月 31 日，对应样本数量为 59 个和 13 个。

3.1　高斯过程回归模型预测结果

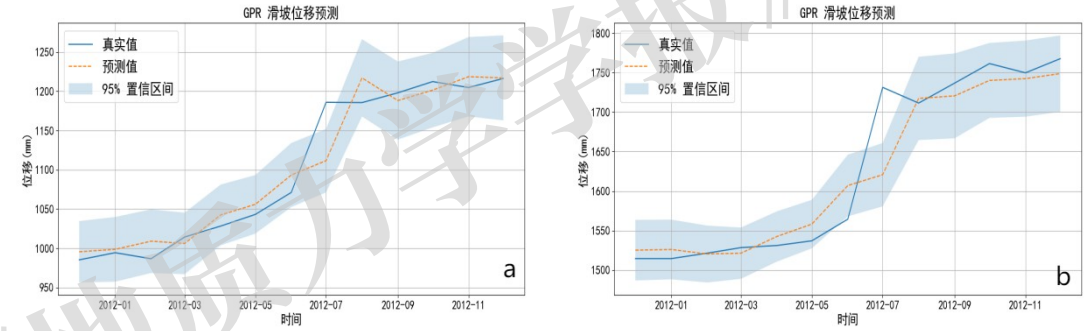
分别对 ZG110 和 ZG111 监测点在特征提取下和不在特征提取下进行建模预测评估，预测结果图见图 7、8，并将模型预测误差结果统计于表 1。



(a)ZG110 监测点；(b)ZG111 监测点

图 7　融合多源特征的 GPR 模型预测结果（ZG110 和 ZG111 监测点）

Fig.7　Prediction Results of the GPR Model with Multi-Source Feature Fusion (Monitoring Points ZG110 and ZG111)



(a)ZG110 监测点；(b)ZG111 监测点

图 8　去除多源特征的 GPR 模型预测结果（ZG110 和 ZG111 监测点）

Fig.8 Figure 8 Prediction Results of the GPR Model without Multi-Source Features (Monitoring Points ZG110 and ZG111)

表 1 模型评价结果

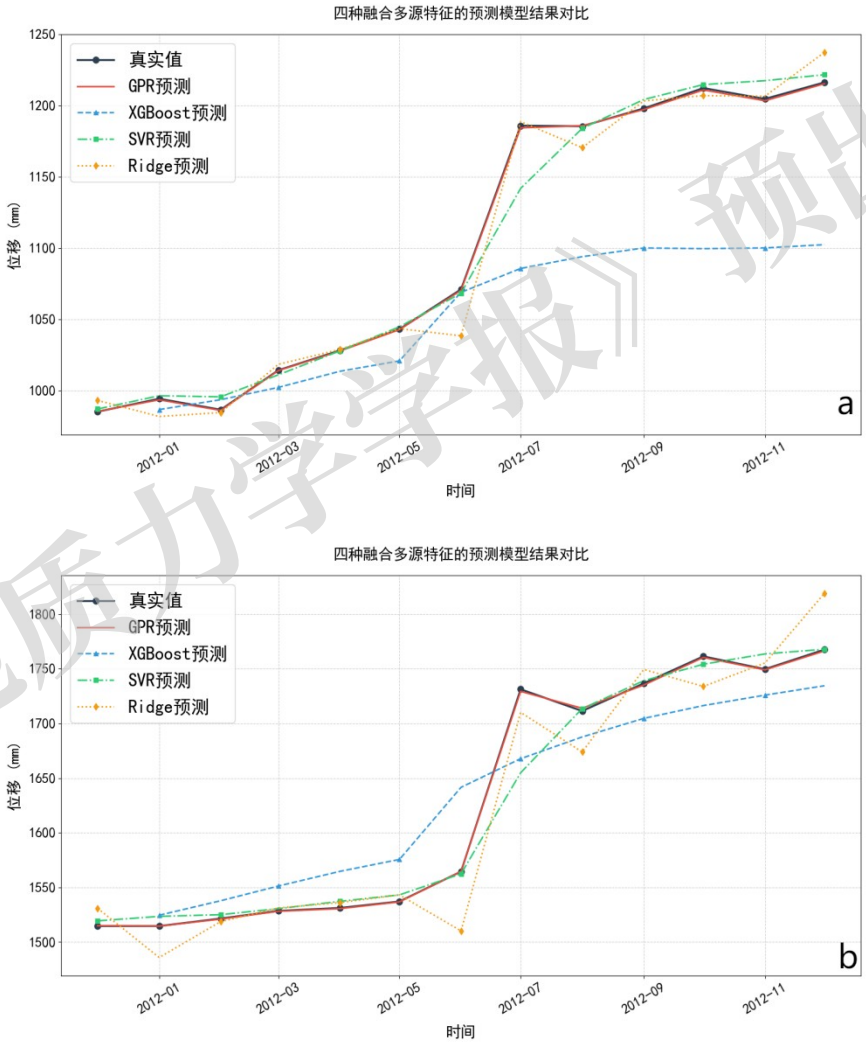
Table 1　Models Evaluation Results

	融合多源特征的 GPR 模型		去除多源特征的 GPR 模型	
评价指标	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111
MAE（mm）	1.5617	1.0426	18.1172	27.9714

RMSE（mm）	2.2157	1.4478	25.5529	35.1462
MAPE	0.0014	0.0006	0.0162	0.0132
R^2	0.9994	0.9998	0.9263	0.8931

通过图 7、图 8 及表 1 可以看出，经特征提取处理后，ZG110 与 ZG111 监测点的测试集预测结果显著优于未引入特征提取的模型，由此证实了本文融合多源时序特征的 GPR 位移预测模型的优越性。

同时为验证 GPR 模型在滑坡位移预测中的优越性，使用同为机器学习的 XGBoost 模型、SVR 模型和 Ridge 模型对八字门滑坡位移 ZG110、ZG111 两个监测点进行预测。为了便于准备比较，本文将 XGBoost 模型、SVR 模型和 Ridge 模型同时融合多源时序特征，以提高模型对比的客观性。预测结果如图 9（a）和（b）所示。



(a)ZG110 监测点;(b)ZG111 监测点

图 9 四种融合多源特征的预测模型结果对比

Fig.9 Comparison of Prediction Results from Four Models with Multi-Source Feature Fusion

为直观比较各滑坡位移预测模型的性能差异，其评价指标结果汇总于表 2。

表 2 四种位移预测模型结果对比

Table 2 Comparison of Prediction Results from Four Displacement Prediction Models

模型名称	*MAE*/mm		*RMSE*/mm		*MAPE*		R^2	
	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111
融合多源特征的 GPR	1.5617	1.0426	2.2157	1.4478	0.0014	0.0006	0.9994	0.9998
融合多源特征的 XGBoost	57.2192	34.9270	73.9469	39.5067	4.84	2.13	0.3468	0.8624
融合多源特征的 SVR	7.1851	10.4627	13.2749	22.0043	0.63	0.62	0.9801	0.9581
融合多源特征的 Ridge	8.5935	20.9111	12.5385	27.1425	0.78	1.27	0.9823	0.9362

从表 2 中可以见，在*MAE*、*RMSE*、*MAPE*以及R^2四种指标中，GPR 模型显著优于其他三种模型。以*RMSE*为例，对于 ZG110 监测点，GPR 模型较 XGBoost 模型、SVR 模型及 Ridge 模型分别降低了 97%，83.31%及 82.34%；对于 ZG111 监测点，GPR 模型较 XGBoost 模型、SVR 模型及 Ridge 模型分别降低了 96.34%，93.42%及 94.67%，预测精度显著提升。充分验证了考虑融合多源时序特征的 GPR 位移预测模型的优越性。同时，通过表 3 的计算效率对比，可以发现 GPR 模型在小样本场景下实现了预测精度与计算效率的良好平衡。

表 3 四种滑坡位移预测模型计算效率对比

Table 3 Comparison of Computational Efficiency of Four Landslide Displacement Prediction Models

模型名称	训练时间（s）		预测时间（ms/样本）		超参数数量	
	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111	ZG110	ZG111
融合多源特征的 GPR	0.094	0.0852	0.0775	0.0772	6	6
融合多源特征的 XGBoost	0.6856	0.6919	0.5833	0.5834	39	39
融合多源特征的 SVR	1.9397	2.0654	0.0771	0.0779	4	4
融合多源特征的	0.0466	0.042	0.025	0.021	3	3

Ridge

3.2 分析讨论

本研究提出的基于高斯过程回归与多源时序特征融合的预测模型，在八字门滑坡的实证应用中表现出显著优势。通过融合多源时序特征，使得模型在小样本环境下仍具备优秀的拟合与泛化能力。同时 GPR 作为一种概率模型，能够提供预测结果的后验分布，实现对预测不确定性的量化评估，这是传统确定性模型（如 SVR、Ridge 等）所不具备的。但模型仍然存在不足之处，首先模型输入仅考虑了位移、降雨和库水位等因素，而未纳入地质结构、土层性质、滑坡几何参数等先验信息以及短期强降雨、地震导致的位移突变；其次高斯过程回归虽然能提供不确定性度量，但其计算复杂度较高，对于更大规模的数据和实时预测场景可能存在瓶颈。探索并确定这些问题的最佳解决途径，仍有待后续研究的推进。

尽管本模型在八字门滑坡中取得了良好效果，但在推广应用时仍需注意以下几点：（1）滞后特征与滚动窗口的设定需结合滑坡响应的物理过程，过短可能忽略滞后效应，过长则可能引入冗余噪声。针对不同类型滑坡，应通过敏感性分析确定最佳滞后期；（2）GPR 预测性能高度依赖于核函数设计。本文采用 RBF-Constant-White 复合核函数，在捕捉平滑趋势与噪声波动方面效果良好。但在其他滑坡类型中，可根据变形特征尝试其他核函数，以兼顾非平稳性与周期性。

4 结论

文章构建了一种融合多源特征提取的高斯过程回归模型，用于滑坡位移预测，并在三峡库区八字门滑坡中进行了实证应用，并取得了良好的预测效果。基于以上研究，可得出以下结论：

（1）高斯过程回归通过核函数描述数据相关性，并输出预测分布，实现了对小样本滑坡位移序列的高精度拟合。此外，GPR 提供的概率性输出可量化预测不确定性，为滑坡风险评估提供了可信度参考。

（2）三峡库区如八字门等滑坡体对水文条件（季节性降雨、库水变动）响应显著，其旱、雨季位移模式因此存在明显区别。在模型训练之前通过特征提取提取季节性变化与滑坡位移的关系至关重要。将位移滞后项、降雨量和水位滚动统计、时间戳编码和位移变化率等时序特征融入 GPR 模型后，模型能够更好地捕捉位移的历史依赖性和周期性规律。在 ZG110 和 ZG111 监测点的预测结果R^2均接近 1，说明加入特征提取，对季节性敏感的库区滑坡具有显著适用性，为此类滑坡预测模型的构建提供了重要参考依据。

（3）提出的多源特征提取与高斯过程回归融合的滑坡位移预测方法,准确预测了八字门滑坡的位移,该综合模型适用于三峡库区及类似滑坡易发区的位移预测。

Reference

CHEN H, FENG X L, LIU Y M, et al., 2024. Research on predicting surface displacement of landslides based on CNN-BiLSTM-Attention in the Three Gorges reservoir area[J].Chinese Journal of Sedimentary Geology and Tethyan Geology, 44(3): 572-581. doi: 10.19826/j.cnki.1009-3850.2024.08006.(in Chinese)

CHEN L,CHEN Y,HE J L,et al.Prediction of landslide displacement based on previous accumulated rainfall and Gaussian process regression model[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineerding,2024,43(S1):3491-3497.DOI:10.13722//j.cnki.jrme.2023.1107(in Chinese)

DU H, SONG D Q, CHEN Z, et al. Prediction model oriented for landslide displacement with step - like curve by applying ensemble empirical mode decomposition and the PSO - ELM method [J]. Journal of Cleaner

Production,2020,270:122248.

Ebrahim K M P, Fares A, Faris N, et al. Exploring time series models for landslide prediction: a literature review[J]. Geoenvironmental Disasters, 2024, 11(1): 25.

FENG Y, ZENG H E, TU P F. Research on prediction model of landslide creep displacement on genetic algorithm[J]. TheChinese Journal of Geological Hazard and Control, 2024, 35(1): 82-91.(in Chinese)

GUO F, HUANG X H, DENG M L, et al. Study on deformation mechanism and warning model of step-like landslide in Three Gorges Reservoir area. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(10): 2205-2215. DOI: 10.11947/j.AGCS.2022.20220296(in Chinese)

Gong W, Zhang S, Juang C H, et al. Displacement prediction of landslides at slope-scale: Review of physics-based and data-driven approaches[J]. Earth-Science Reviews, 2024: 104948.

HE Q,LI L L,LIN Z A.Landslide displacement prediction based on FEEMD - GRU - FC model[J].Chinese Journal of Yangtze River,2024,55(07):108-114.DOI:10.16232/j.cnki.1001-4179.2024.07.014.(in Chinese)

HUANG X H,LEI D X,XIA J B,et al.Forecast analysis and application of stepwise deformation of landslide induced by rainfall[J],Chinese Journal of Rock and Soil Mechanics, 2019,40(09):3585-3592+3602.DOI:10.16285/j.rsm.2018.1197.(in Chinese)

LIAO F.Research on the Displacement Prediction of Bazimen Landslide under the Hysteresis Effect of Rainfall[D].China Three Gorges University,2021.DOI:10.27270/d.cnki.gsxau.2021.000252.(in Chinese)

LIU H Y, CHEN W T, LI Y Y, et al., 2024. Application of integrated model based on EEMD-CNN-LSTM for landslide-displacement prediction[J].Journal of Geomechanics, 30（4）: 633-646. DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2023145(in Chinese)

LIU K X, DENG M L, FEI P Y,et al.Study on the response of dynamic water pressure landslide to rainfall in the Three Gorges Reservoir Area -- A casestudy of Bazimen Landslide[J]. Bulletin of Geological Science and Technology, 2025(in Chinese)

LIU K Y,LIU B G,XU C.INTELLIGENT ANALYSIS MODEL OF SLOPE NONLINEAR DISPLACEMENT TIME SERIES BASED ON GENETIC-GAUSSIAN PROCESS REGRESSION ALGORITHM OF COMBINED KERNEL FUNCTION[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2009,28(10):2128-2134.(in Chinese)

LIAO H B,YING K L,WANG G H.Dynamic mechanism of intermittent reactivation of deep-seated reservoir ancient Iandslide,Chinese Journal of Journal of Rock and Soil Mechanics,
2016,37(09):2645-2653.DOI:10.16285/j.rsm.2016.09.029.(in Chinese)

Lin Z, Sun X, Ji Y. Landslide displacement prediction based on time series analysis and double-BiLSTM model[J]. International journal of environmental research and public health, 2022, 19(4): 2077.

Lin Z, Sun X, Ji Y. Landslide displacement prediction model using time series analysis method and modified LSTM model[J]. Electronics, 2022, 11(10): 1519.

LIU Z Q, GUO D, LACASSE S, et al. Algorithms for intelligent prediction of landslide displacements [J]. Journal of Zhejiang University (Science A),2020,21(6) :412-429.

Liu, Z.; Shao, J.; Xu, W.; Chen, H.; Shi, C. Comparison on landslide nonlinear displacement analysis and prediction with computational intelligence approaches. Landslides 2013, 11,889－896,

Liu Z, Xu W Y, Shao J F. Gauss process based approach for application on landslide displacement analysis and prediction[J]. Computer Modeling in Engineering and Sciences, 2012, 84(2): 99-122.

MARK N. GIBBS. Bayesian Gaussian processes for regression and classification[Ph.D. Thesis][D]. Cambridge: University of Cambridge, 1998.

RASMUSSEN C E, CHRISTOPHER K I W. Gaussian processes for machine learning[M]. Cambridge: MIT Press Ltd., 2005: 1 - 244.

SHI H B,Wang G,ZENG H E.A Combined ICEEMDAN-CNN-SVR Landslide Displacement Prediction Model[J]Chinese Journal of

China Three Gorges Univ.(Natural Sciences),2025,47(01):37-43.DOI:10.13393/j.cnki.issn.1672-948X.2025.01.006.(in Chinese)

SHI M X.Telemetry Data Prediction Method Based on Attention Mechanism Neural Network[D].University of Chinese Academy of Sciences(National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences),2020.DOI:10.27562/d.cnki.gkyyz.2020.000057.(in Chinese)

SONG C, ZHAO T Y, XU L. Estimation of uniaxial compressive strength based on fully Bayesian Gaussian process regression and model selection[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2023, 45(8): 1664 - 1673.(in Chinese)

SU G S, SONG Y C, YAN L B. A new method for forecasting of blasting effect in rock mass[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2007, 26(Supp.1): 3509 - 3513.(in Chinese)

WANG Z H,NIE W,XU H H,et al.Prediction of landslide displacement based on EEMD-Prophet-LSTM[J].Chinese Journal of Bulletion of Chinese Academy of Sciences,2023,40(04):514-522.(in Chinese)

XU C, LIU B G. Intelligent analysis model of landslide displacement time series based on coupling PSO - GPR[J]. Rock and Soil Mechanics, 2011, 32(6): 1669 - 1675.(in Chinese)

Xu J, Jiang Y, Yang C. Landslide displacement prediction during the sliding process using XGBoost, SVR and RNNs[J]. Applied Sciences, 2022, 12(12): 6056.

YANG B B,YIN K L, DU J.A model for predicting landslide displacement based on time series and long and short term memory neural network.[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineerding,2018,37,(10):2334-2343.DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2018.0468.(in Chinese)

Yang W, Feng Y, Wan J, et al. Sparse gaussian process regression for landslide displacement time-series forecasting[J]. Frontiers in Earth Science, 2022, 10: 944301.

ZHANG G R, CHENG W.Stability prediction for Bazimen landslide of Zigui County under the associativeaction of reservoir water lever fluctuations and rainfall infiltration,Chinese Journal of Rock and Soil Mechanics, 2011,32(S1):476-482.DOI:10.16285/j.rsm.2011.s1.052.(in Chinese)

ZHANG Y J[D]. UAV multispectral images-based nitrogen status estimation in maize[D].Inner Mongolia Agricultural University,2023.DOI:10.27229/d.cnki.gnmnu.2023.000426.(in Chinese)

ZHOU H, ZHU P H, JIANG H W, et al. Application of static-dynamic coupling model optimized by logistic regression in landslide displacement prediction [J]. Resources Environment & Engineering,2024,38(4) :446-456.(in Chinese)

附中文参考文献

陈欢,冯晓亮,刘一民,等.基于CNN-BiLSTM-Attention的三峡库区滑坡地表位移预测研究[J].沉积与特提斯地质,2024,44(03):572-581.DOI:10.19826/j.cnki.1009-3850.2024.08006.

陈朗,陈娱,何俊霖,等.基于前期累积降雨和高斯过程回归模型的滑坡位移预测[J].岩石力学与工程学报,2024,43(S1):3491-3497.DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2023.1107.

冯谕,曾怀恩,涂鹏飞.遗传算法下的滑坡蠕滑位移预测模型研究[J].中国地质灾害与防治学报,2024,35(01):82-91.DOI:10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202209038.

郭飞,黄晓虎,邓茂林,等.三峡库区“阶跃”型滑坡变形机理与预警模型[J].测绘学报,2022,51(10):2205-2215.

何清,李丽琳,林子安.基于FEEMD-GRU-FC模型的滑坡位移预测[J].人民长江,2024,55(07):108-114.DOI:10.16232/j.cnki.1001-4179.2024.07.014.

黄晓虎,雷德鑫,夏俊宝,等.降雨诱发滑坡阶跃型变形的预测分析及应用[J].岩土力学,2019,40(09):3585-3592+3602.DOI:10.16285/j.rsm.2018.1197.

廖芬.考虑降雨响应滞后效应的八字门滑坡位移预测研究[D].三峡大学,2021.DOI:10.27270/d.cnki.gsxau.2021.000252.

刘航源,陈伟涛,李远耀,等.基于EEMD-CNN-LSTM的新型综合模型在滑坡位移预测中的应用[J].地质力学学报,2024,30(04):633-646.

刘开心,邓茂林,费霈妍,等.三峡库区动水压力型滑坡对降雨的响应规律—以八字门滑坡为例[J/OL].地质科技通报,1-14[2025-08-

03].https://doi.org/10.19509/j.cnki.dzkq.tb20240697.
刘开云,刘保国,徐冲.基于遗传－组合核函数高斯过程回归算法的边坡非线性变形时序分析智能模型[J].岩石力学与工程学报,2009,28(10):2128-2134.
缪海波,殷坤龙,王功辉.库岸深层老滑坡间歇性复活的动力学机制研究[J].岩土力学,2016,37(09):2645-2653.DOI:10.16285/j.rsm.2016.09.029.)
石化波,王刚,曾怀恩.一种 ICEEMDAN-CNN-SVR 滑坡位移组合预测模型[J].三峡大学学报(自然科学版),2025,47(01):37-43.DOI:10.13393/j.cnki.issn.1672-948X.2025.01.006.
石梦鑫.基于注意力机制神经网络的遥测数据预测方法[D].中国科学院大学(中国科学院国家空间科学中心),2020.DOI:10.27562/d.cnki.gkyyz.2020.000057.
宋超,赵腾远,许 领. 基于贝叶斯高斯过程回归与模型选择的岩石单轴抗压强度估计方法[J]. 岩土工程学报, 2023, 45(8): 1664 - 1673.
苏国韶, 宋咏春, 燕柳斌. 岩体爆破效应预测的一种新方法[J]. 岩石力学与工程学报,2007,26(增 1): 3 509 - 3 513.
王震豪,聂闻,许汉华,等.基于 EEMD-Prophet-LSTM 的滑坡位移预测[J].中国科学院大学学报,2023,40(04):514-522.
徐冲, 刘保国. 基于粒子群 - 高斯过程回归耦合算法的滑坡位移时序分析预测智能模型[J]. 岩土力学, 2011, 32(6): 1669-1675.
杨背背,殷坤龙,杜娟.基于时间序列与长短时记忆网络的滑坡位移动态预测模型[J].岩石力学与工程学报,2018,37,(10):2334-2343.DOI:10.13722/j.cnki.jrme.2018.0468.
张桂荣,程伟.降雨及库水位联合作用下秭归八字门滑坡稳定性预测[J].岩土力学,2011,32(S1):476-482.DOI:10.16285/j.rsm.2011.s1.052.
张炜健.基于无人机多光谱遥感影像的玉米植株氮素营养诊断[D].内蒙古农业大学,2023.DOI:10.27229/d.cnki.gnmnu.2023.000426.
周浩,朱平华,蒋宏伟,等.逻辑回归优化的静—动态耦合模型在滑坡位移预测中的应用[J].资源环境与工程,2024,38(04):446-456.DOI:10.16536/j.cnki.issn.1671-1211.2024.04.011.