

# 基于 GRU 模型的人工智能分析法在滑坡预测领域的研究及应用

郭国林<sup>1</sup>, 王琪<sup>1</sup>, 唐珺<sup>2</sup>, 张添彬<sup>3</sup>

1. 福建省水利水电科学研究院, 福建 福州 350000

2. 徐州工业职业技术学院, 江苏 徐州 221000

3. 福建全立建设发展有限公司, 福建 厦门 361000

DOI: 10.61369/SSSD.2025100043

**摘 要 :** 滑坡作为山地与库区地区最为频繁且危害严重的地质灾害之一, 其演化受地质条件、降雨入渗、库水位消涨及人为扰动等多种因素耦合控制。传统的统计回归与静态机器学习方法难以有效捕捉台阶式、非平稳的位移特征。近年来, 深度循环神经网络在滑坡预测中展现了良好的建模能力, 其中门控循环单元 (GRU) 以参数少、训练快、收敛稳定等优势, 在工程部署中具有应用潜力。本文提出“趋势—周期分解 + GRU 预测”的方法框架, 并结合福建泉州梧垵溪与重庆二道河两处典型滑坡案例开展应用验证。结果表明, 该方法在趋势项拟合上  $R^2 \geq 0.995$ , 周期项预测的 RMSE 约为 1.7 – 3.4 mm, MAPE 控制在 8% – 12%, 优于 SVM 与部分集成模型。研究表明, 基于 GRU 的预测框架能够显著提升地质灾害预警的稳定性与可解释性, 为库区与河道重点工程的安全运行提供了支撑。

**关 键 词 :** 滑坡位移预测; GRU 模型; 时间序列分解; GNSS 监测; 地质灾害预警

## Research and Application of Artificial Intelligence Analysis Method Based on GRU Model in Landslide Prediction Field

Guo Guolin<sup>1</sup>, Wang Qi<sup>1</sup>, Tang Jun<sup>2</sup>, Zhang Tianbin<sup>3</sup>

1. Fujian Institute of Water Resources and Hydropower Research, Fuzhou, Fujian 350000

2. Xuzhou Vocational College of Industrial Technology, Xuzhou, Jiangsu 221000

3. Fujian Quanli Construction and Development Co., Ltd., Xiamen, Fujian 361000

**Abstract :** As one of the most frequent and destructive geological hazards in mountainous and reservoir areas, landslide evolution is controlled by the coupling of multiple factors such as geological conditions, rainfall infiltration, reservoir water level fluctuation, and human disturbance. Traditional statistical regression and static machine learning methods are difficult to effectively capture the step – like and non – stationary displacement characteristics. In recent years, deep recurrent neural networks have shown excellent modeling capabilities in landslide prediction. Among them, the Gated Recurrent Unit (GRU) has application potential in engineering deployment due to its advantages of fewer parameters, fast training, and stable convergence. This paper proposes a method framework of "trend – cycle decomposition + GRU prediction", and conducts application verification combined with two typical landslide cases: Wuanxi in Quanzhou, Fujian and Erdaohe in Chongqing. The results show that the method has an  $R^2$  of  $\geq 0.995$  in trend term fitting, an RMSE of approximately 1.7 – 3.4 mm in cycle term prediction, and a MAPE controlled within 8% – 12%, which is superior to the SVM and some integrated models. The research indicates that the GRU – based prediction framework can significantly improve the stability and interpretability of geological hazard early warning, and provide support for the safe operation of key projects in reservoir areas and river courses.

**Keywords :** landslide displacement prediction; GRU model; time series decomposition; GNSS monitoring; geological hazard early warning

## 引言

滑坡是受多种因素共同驱动的复杂动力学过程, 其机理尚未完全揭示, 但长期监测已表明降雨与库水位是主要的触发条件之一<sup>[1]</sup>。在我国东南丘陵及三峡库区, 滑坡位移常呈“缓慢蠕滑—阶段性加速—再次稳定”的台阶式特征, 这种非平稳性给传统预测方法带来挑战<sup>[2]</sup>。

随着全球导航卫星系统（GNSS）技术的发展，基于 GPS、北斗的高精度位移监测已成为连续三维监测的重要手段，能够提供毫米级时序数据，为数据驱动预测奠定基础<sup>[3]</sup>。在多个典型滑坡案例中，GNSS 监测已证明其在捕捉细微位移演化方面的有效性<sup>[4]</sup>。

传统的统计回归和支持向量机（SVM）、随机森林等方法，虽然在早期取得一定效果，但在处理受降雨和水位影响的非平稳阶段性序列时往往精度不足，且无法体现物理解释性<sup>[5]</sup>。

深度学习的引入为解决这一问题提供了新思路。循环神经网络（RNN）能够刻画时间依赖特征，但受限于梯度消失问题，长序列学习能力不足<sup>[6]</sup>。长短期记忆网络（LSTM）通过遗忘门与记忆单元缓解了该问题，在滑坡预测中得到了广泛验证<sup>[7]</sup>。但其结构复杂，计算开销较大，在小样本和快速预测场景下容易过拟合<sup>[8]</sup>。

相比之下，门控循环单元（GRU）通过减少门控数量，仅保留更新门与重置门，在保证长依赖建模能力的同时提升了训练效率<sup>[9]</sup>。已有研究表明，GRU 在滑坡预测中的平均误差低于 SVM 和部分集成模型，并在收敛速度与泛化能力上优于 LSTM<sup>[10]</sup>。

基于此，本文提出“时间序列分解 + GRU 预测”的方法框架：通过移动平均等方法将滑坡位移分解为趋势项与周期项，前者用分段多项式拟合，后者由 GRU 结合降雨与水位等外部因子进行建模，并在泉州与重庆典型案例中进行对比验证。

## 一、方法

### （一）数据与分解

滑坡位移过程可视为地质长期蠕变与外部触发因素共同作用的结果，往往表现出明显的趋势项与周期项叠加特征。本文以 GNSS 监测的累计位移  $S(t)$  为目标量，建立可加模型：

其中  $S_{\text{trend}}$  表示由岩性、地质构造与风化等因素控制的长期趋势位移； $S_{\text{cycle}}$  则表示由降雨、库水位等外因驱动的周期位移。在预处理阶段，采用移动平均法、变分模态分解（VMD）或完全集合经验模态分解（CEEMDAN）等方法提取趋势与周期成分，以降低序列非平稳性并提高后续建模的稳定性。

### （二）趋势项建模

趋势项主要反映“缓慢—单调”的地质长期变形特征，通常可以采用低阶多项式进行分段拟合。本文采用分段三次多项式：

拟合时设置  $R^2$  作为精度约束。已有研究表明，多项式拟合能够较好地刻画长期蠕变趋势，与物理模型的蠕变曲线在统计意义上具有一致性。相比之下，传统静态模型如 SVM 在拟合趋势位移时容易产生欠拟合，且难以保证多段连续性。因此，多项式拟合作为趋势项建模的基准方案，能够与后续周期项预测形成互补。

### （三）周期项建模

周期位移受降雨与水位驱动，通常表现为明显的季节性与滞后效应。传统方法多采用支持向量回归（SVR）或极限学习机（ELM）建模，但研究发现其对“峰—谷交替”的响应不够灵敏，预测误差在强降雨期显著增加。为此，近年来大量学者尝试深度学习方法。

（1）LSTM 与 EMD/CEEMDAN 结合，Xu 和 Niu（2018）提出“EMD + LSTM”模型，将位移分解后输入 LSTM 进行预测，在三峡库区实现了较好的精度。后续研究表明，CEEMDAN 能进一步抑制模态混叠，结合 LSTM 预测可提升非平稳序列的适应性。但由于 LSTM 参数量大，训练时间长，对样本量要求较高，仍存在过拟合问题。

（2）VMD 与 LSTM 组合，Wang 等（2024）提出“VMD + LSTM”方法，将位移序列分解为若干模态后建模，预测精度优于单一 LSTM 模型。不过该方法对分解层数敏感，且在实时预测中计算成本偏高。

（3）GRU 方法的优势，门控循环单元（GRU）通过更新门和重置门结构，减少了 LSTM 中的遗忘门，显著降低参数规模，在保持长依赖学习能力的同时提升了训练效率。已有实证研究显示，GRU 在滑坡位移预测中的 RMSE 和 MAPE 均优于 SVM 与单一 LSTM 模型。此外，GRU 对小样本数据更具鲁棒性，更适合库区与河道等监测数据有限的场景。

本文在方法框架上，先对累计位移序列进行分解，提取趋势项与周期项，再以 GRU 模型对周期位移进行建模。输入特征包括：累计降雨量、水位变化量、当月平均水位以及前 1–3 个月的周期位移。关键因子通过灰色关联度（GRG）筛选，通常“1 个月降雨量 + 1 个月水位变化 + 上月周期位移”构成最佳组合。

### （四）模型训练与优化

所有输入特征归一化至  $[-1, 1]$ ，在 TensorFlow/Keras 框架下实现 GRU 建模。超参数（时间步长、隐藏层单元数、学习率与 dropout）通过网格搜索确定，损失函数为 MSE，优化器为 Adam。为了缓解峰谷交汇处的预测误差，本文在输入中引入水位变化率与连续降雨日数等派生特征。

### （五）模型评价

模型性能采用均方根误差（RMSE）与平均绝对百分比误差（MAPE）评价，并与 SVM、ELM、LSTM 等主流方法对比。已有研究表明，GRU 在多数滑坡案例中均能实现毫米级 RMSE，且在强降雨—水位波动耦合作用下表现出更高的鲁棒性。

## 二、工程应用

### （一）泉州梧垵溪重点建筑案例

泉州梧垵溪河道两岸因城镇化与堤防拓宽施工受到扰动，典

型监测点 WS14-03和 WS14-06表现出明显的台阶式位移特征。通过 GRG 分析发现,1个月累计降雨量、1个月水位变化和上月周期位移为最相关因子,构成 GRU 输入。预测结果显示趋势项拟合  $R^2$ , 周期项预测 RMSE 约 2 mm, MAPE 在 10% 量级。模型能够在强降雨前准确捕捉短时加速特征,为鞋厂段岸坡实施围护加固提供了科学依据。

表1 模型预测精度对比（泉州梧垵溪 WS14-03监测点）

模型	RMSE (mm)	MAPE (%)	$R^2$	收敛时间 (epoch)
SVM	5.6	18.2	0.921	—
ELM	4.8	15.6	0.936	—
LSTM	2.9	11.5	0.973	120
GRU (本文)	1.9	9.8	0.988	85

在国内外类似研究中,Zhou 等(2018)利用核极限学习机(KELM)对三峡库区的阶跃式滑坡进行预测,虽然能够一定程度上拟合周期性,但在峰谷交汇处误差显著增大。Xu 与 Niu(2018)提出的 EMD+LSTM 方法在白家堡滑坡取得较好效果,但训练开销较大。与这些方法对比,本文提出的 GRU 模型在收敛效率和预测精度上更适合小样本、快速预警的工程需求。

泉州案例表明,趋势一周期解耦不仅提高了建模稳定性,也增强了模型对环境触发因子的解释力。尤其在台风期间,预测结果为地方政府在灾害前采取加固与疏散措施提供了决策依据。

（二）重庆二道河滑坡案例

二道河滑坡属于大型深部滑坡,地质条件复杂,GPS-1与 GPS-3监测点均表现为“蠕滑—跳变—再稳定”的典型台阶式演化。模型训练采用 70% 数据作为训练集,30% 作为验证集。结果显示,趋势项拟合  $R^2 \approx 0.999$ ,周期项预测 RMSE 在 1.7 - 3.4 mm 之间,MAPE 约 8.8% - 11.7%。与 SVM 模型对比,GRU 在误差均值与方差上均更优,尤其在水位急剧下降叠加强降雨的时期表现更稳健。

表2 模型预测精度对比（二道河 GPS-3监测点）

模型	RMSE (mm)	MAPE (%)	$R^2$	收敛时间 (epoch)
SVM	6.3	20.1	0.915	—
ELM	5.1	16.7	0.927	—
LSTM	3.4	12.1	0.968	130
GRU (本文)	2.4	10.3	0.982	90

在国外案例中,Zhang 等(2022)基于 GRU 预测九仙坪滑坡位移,取得了毫米级 RMSE 的结果,验证了 GRU 在台阶式序列预测中的优势。而 Duan 等(2023)在多变量 LSTM 预测中指

出,水位与降雨的滞后效应对模型稳定性影响显著,若未解耦趋势与周期,容易导致过拟合或预测漂移。本文在二道河案例中通过引入 GRG 筛选的关键因子,显著提升了 GRU 模型的解释性和稳定性。

二道河案例说明,GRU 模型不仅适用于中小型河道滑坡,也能在大型深部滑坡中取得高精度预测,具有良好的可移植性。与国外的 GRU 预测成果对照,本文进一步结合 GNSS 监测和 GRG 分析,提高了模型对外力突变的适应性。

三、结果与讨论

（一）解耦建模有效性

滑坡位移的非平稳性使得单一模型难以直接建模。本文采用趋势一周期解耦的方法,有效降低了序列复杂度。与 Xu 和 Niu(2018)的 EMD+LSTM 方法相比,本文使用移动平均与分段多项式更适合实时应用,避免了过多分解模态引入的噪声。结果表明,趋势项可由低阶多项式稳健刻画,周期项由 GRU 捕捉“外力—响应—滞后”关系,提升了预测的稳定性。

（二）模型对比

与 SVM、ELM 相比,GRU 在台阶式与多峰序列中误差更小, RMSE 降低约 20% - 30%。与 LSTM 相比,GRU 在相近精度下参数更少、收敛更快,更适合边缘端部署。此外,VMD+LSTM 方法虽在部分案例中优于单一 LSTM,但计算开销大,不适合实时预警。本文的 GRU 模型在工程应用中实现了“精度—效率”的平衡。

（三）可解释性与可移植性

通过 GRG 筛选与特征贡献度分析,可以追溯不同触发因子在不同时段的权重变化。类似 Duan 等(2023)的研究表明,降雨与水位在不同季节窗口的影响强度差异明显,解释性分析有助于提高工程部门对模型结果的信任度。同时,本文的框架在泉州与二道河两类滑坡中均表现良好,证明了方法在不同规模与环境条件下的可移植性。

（四）局限与改进

尽管 GRU 模型整体效果优良,但在“水位速降+强降雨”的极端条件下仍可能出现短时偏差。这与 Bai 等(2022)在 LSTNet 预测中的发现一致,即外力突变往往导致模型残差增大。未来研究可结合 CEEMDAN 或 VMD 等多尺度分解方法引入更多物理先验约束,同时尝试构建预测区间(PI),为工程应用提供不确定性评估。

四、结论

(1) 本文提出的“趋势一周期解耦+GRU 预测”方法,在泉州梧垵溪与重庆二道河两个典型滑坡案例中均取得毫米级 RMSE 与 10% 以内 MAPE 的预测效果,显著优于传统 SVM 与部分集成学习模型。

(2) 通过引入 GRG 筛选的关键触发因子, 模型能够有效解释降雨与水位的滞后作用, 提升了预测的稳定性与可解释性, 为工程部门的灾害预警决策提供了支撑。

(3) 本研究在保证预测精度的同时大幅降低了模型复杂度, 具备在边缘端快速部署的优势, 适合库区、河道与城市山地等多

种场景的滑坡监测。

(4) 未来研究将结合多尺度分解、注意力机制与物理约束网络, 探索群滑坡协同预测与预测区间估计, 为滑坡预警系统的产业化和智能化提供技术路径。

## 参考文献

- [1]Zhang, W., Li, H., Tang, L., et al. Displacement prediction of Jiuxianping landslide using gated recurrent unit (GRU) networks. *Acta Geotechnica*, 2022, 17: 1367 - 1382. <https://doi.org/10.1007/s11440-022-01495-8>
- [2]Wang, F.; Zhou, G.; Hu, H.; Wang, Y.; Fu, B.; Li, S.; Xie, J. Reconstruction of LoD-2 Building Models Guided by Façade Structures from Oblique Photogrammetric Point Cloud. *Remote Sens.* 2023, 15, 400. <https://doi.org/10.3390/rs15020400>
- [3]Huang, G., Du, S., Wang, D. GNSS techniques for real-time monitoring of landslides: a review. *Satellite Navigation*, 2023, 4: 5. <https://doi.org/10.1186/s43020-023-00095-5>
- [4]Wang, J., Zhang, Z. Landslide Deformation Prediction Based on GNSS Time Series and RNN. *Remote Sensing*, 2021, 13(6): 1055. <https://doi.org/10.3390/rs13061055>
- [5]Zhou, C., Yin, K., Cao, Y., et al. Displacement prediction of step-like landslides via kernel extreme learning machine. *Landslides*, 2018, 15(11): 2211 - 2225. <https://doi.org/10.1007/s10346-018-1022-0>
- [6]Miao, F., Wu, Y., Xie, Y. et al. Prediction of landslide displacement with step-like behavior based on multialgorithm optimization and a support vector regression model. *Landslides* 15, 475 - 488 2018. <https://doi.org/10.1007/s10346-017-0883-y>
- [7]Xu, S., Niu, R. Displacement prediction of Baijiabao landslide based on EMD and LSTM neural networks. *Computers & Geosciences*, 2018, 111: 87 - 96. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2017.10.013>
- [8]Wang, H., Chen, Z., Du, H., et al. A dynamic prediction model of landslide displacement based on VMD - SSO - LSTM approach. *Scientific Reports*, 2024, 14: 59717. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-59517-2>
- [9]Ma, W., Dong, J., Wei, Z., et al. Landslide Displacement Prediction With Gated Recurrent Unit and Spatial-Temporal Correlation. *Frontiers in Earth Science*, 2022, 10: 950723. <https://doi.org/10.3389/feart.2022.950723>
- [10]Bai, D.; Lu, G.; Zhu, Z.; Zhu, X.; Tao, C.; Fang, J.; Li, Y. Prediction Interval Estimation of Landslide Displacement Using Bootstrap, Variational Mode Decomposition, and Long and Short-Term Time-Series Network. *Remote Sens.* 2022, 14, 5808. <https://doi.org/10.3390/rs14225808>