

## 基于APSO-SVR-GRU模型的白水河滑坡周期项位移预测

杨伟东, 王再旺, 赵涵卓, 侯岳峰

### Displacement prediction of periodic term of Baishuihe landslide based on APSO-SVR-GRU model

YANG Weidong, WANG Zaiwang, ZHAO Hanzhuo, and HOU Yuefeng

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202111017>

## 您可能感兴趣的其他文章

### Articles you may be interested in

#### 基于数据挖掘技术的白水河滑坡多场信息关联准则分析

Analysis on association rules of multi-field information of Baishuihe landslide based on the data mining

陈锐, 范小光, 吴益平 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 1-8

#### 基于BA-LSSVM模型的黄土滑坡致灾范围预测

Prediction of the disaster area of loess landslide based on least square support vector machine optimized by bat algorithm

吴博, 赵法锁, 贺子光, 段钊, 吴韶艳 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(5): 1-6

#### 基于RBF神经网络信息量耦合模型的滑坡易发性评价

Landslide susceptibility assessment by the coupling method of RBF neural network and information value: A case study in Min Xian, Gansu Province

黄立鑫, 郝君明, 李旺平, 周兆叶, 贾佩钱 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 116-126

#### 基于虚拟参考站技术的滑坡高精度位移监测系统设计与实践

Design and practice of high precision landslide displacement monitoring system based on VRS

张鸣之, 湛兵, 赵文, 袁旭东, 李宏祥 中国地质灾害与防治学报. 2020, 31(6): 54-59

#### 基于支持向量机的膨胀土胀缩等级预测

Predicting of swelling-shrinking level of expansive soil using support vector regression

周苏华, 周帅康, 张运强, 聂志红, 雷瑜 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(1): 117-126

#### 机器学习模型在滑坡易发性评价中的应用

Application of machine learning model in landslide susceptibility evaluation

刘福臻, 王灵, 肖东升 中国地质灾害与防治学报. 2021, 32(6): 98-106



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.16031/j.cnki.issn.1003-8035.202111017

杨伟东, 王再旺, 赵涵卓, 等. 基于 APSO-SVR-GRU 模型的白水河滑坡周期项位移预测 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2022, 33(6): 20-28.

YANG Weidong, WANG Zaiwang, ZHAO Hanzhuo, *et al.* Displacement prediction of periodic term of Baishuihe landslide based on APSO-SVR-GRU model[J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2022, 33(6): 20-28.

## 基于 APSO-SVR-GRU 模型的白水河滑坡 周期项位移预测

杨伟东<sup>1,2</sup>, 王再旺<sup>1</sup>, 赵涵卓<sup>1</sup>, 侯岳峰<sup>3</sup>

(1. 河北工业大学机械工程学院, 天津 300401; 2. 国家技术创新方法与实施工具工程技术研究中心, 天津 300401; 3. 北京中力智研物联科技有限公司, 北京 100089)

**摘要:** 滑坡周期项位移的预测, 是研究地质灾害中滑坡变形至关重要的一步。由于单一模型易受偶然因素影响, 且无法充分利用有效信息, 导致其预测精度不高, 适用性不强。基于此, 文中提出了一种结合自适应粒子群算法 (APSO)、支持向量机回归算法 (SVR)、门控神经网络算法 (GRU) 的组合模型。该模型通过自适应粒子群优化算法对支持向量机回归算法进行参数寻优, 确定最优参数组合, 然后利用最小二乘法对 APSO-SVR 模型与 GRU 模型赋权建立最优权重比组合模型。以三峡白水河滑坡作为研究对象, 选取降雨量、库水位及位移量作为周期项位移的影响因子, 对模型进行训练验证, 结果表明: 在白水河滑坡周期项位移预测中, 文中所提出的 APSO-SVR-GRU 组合模型与单一模型相比, 具有更高的预测精度和稳定性。

**关键词:** 滑坡位移; 最小二乘法; 支持向量机回归; 门控神经网络; 自适应粒子群算法

**中图分类号:** P642.22      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1003-8035(2022)06-0020-09

## Displacement prediction of periodic term of Baishuihe landslide based on APSO-SVR-GRU model

YANG Weidong<sup>1,2</sup>, WANG Zaiwang<sup>1</sup>, ZHAO Hanzhuo<sup>1</sup>, HOU Yuefeng<sup>3</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China; 2. National Engineering Research Center for Technological Innovation Methods and Tool, Tianjin 300401, China; 3. Beijing Sinopower iot, Beijing 100089, China)

**Abstract:** The prediction of landslide periodic term displacement is a crucial step in the study of landslide deformation in geological disasters. Since single prediction model is susceptible to accidental factors and cannot make full use of effective information, its prediction accuracy is not high and its applicability is not strong. In this paper, a combined prediction model combining adaptive particle swarm optimization (APSO), support vector machine regression (SVR) and gated neural network (GRU) algorithm is proposed. The model uses the adaptive particle swarm optimization algorithm to optimize the parameters of the support vector machine regression algorithm, determines the optimal parameter combination, and then uses the least square method to weight the APSO-SVR model and the GRU model to establish the optimal weight ratio combination model. Taking

收稿日期: 2021-11-12; 修订日期: 2022-04-06

投稿网址: <https://www.zgdzhyfzxb.com/>

基金项目: 重庆市教育局项目(HZ2021012)

第一作者: 杨伟东(1972-), 男, 广东惠阳人, 教授, 博士, 主要从事计算机集成测控方面的研究。E-mail: yangweidong@hebut.edu.cn

the Baishuihe landslide of the Three Gorges as the research object, selecting precipitation, reservoir water level and displacement as the influence factors of the periodic term displacement, the model is trained and verified. The results show that: in the Baishuihe landslide periodic term displacement prediction, the APSO-SVR-GRU compared with a single model has higher prediction accuracy and stability.

**Keywords:** periodic term displacement; least squares method; SVR; GRU; APSO

## 0 引言

滑坡灾害作为突发地质灾害,是世界上最严重的自然灾害之一。据统计,在滑坡、崩塌、泥石流、地面塌陷、地裂缝和地面沉陷六大类地质灾害中,滑坡灾害占据的比例最高,达到了 50% 以上<sup>[1]</sup>。所以对滑坡位移的监测和有效分析,是预防滑坡灾害的重要前提。

滑坡作为一个动态演化系统,其变形过程不仅受到自身地质构造的影响,还受到其他自然因素和人为因素的影响<sup>[2]</sup>。针对滑坡自身演化特性,研究学者通过建立相关模型将滑坡累计位移分解为趋势项位移与周期项位移<sup>[3]</sup>。针对趋势项位移预测分析时考虑趋势位移变化具有明显的单调性<sup>[4]</sup>,目前研究学者多采用二次函数<sup>[5]</sup>、对数函数<sup>[6]</sup>、指数函数等<sup>[7]</sup>数学函数对其预测分析,而周期项位移具有随机性、波动性等特点,目前是滑坡位移预测研究的重点。邓冬梅等<sup>[8]</sup>通过基于时间序列集合经验模态提取周期项位移,采用粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化支持向量机回归(Support Vector Regression, SVR)模型对周期项位移进行预测,提高了 SVR 模型预测准确率。李仕波等<sup>[9]</sup>将 SVR 与最小二乘法相结合,在台阶状位移特征的滑坡中预测效果表现较好。随着研究不断深入,陈绍桔<sup>[10]</sup>借助时间序列分析手段较好地反映了滑坡位移变形的动态变化规律,准确预报出滑坡位移的发展趋势。杨背背等<sup>[11]</sup>针对 SVR 在周期项位移预测中的不足,提出将长短时记忆神经网络(Long and Short Term Memory Neural, LSTM)模型用于周期项位移预测,与 SVR 模型相比,动态 LSTM 模型在周期项位移预测中取得了较高的预测精度。但由于数据量较少,训练参数较多,导致其训练时间较长,模型输出不稳定。陈伟等<sup>[12]</sup>将门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)神经网络算法应用到滑坡位移监测,相较于传统的滑坡位移预测方法,该方法不仅可以保持较好的精确性,而且能减少模型训练时间。

目前,SVR 模型参数优化问题<sup>[13]</sup>以及将深度学习算法应用到时序问题分析中仍是研究热点,但由于 SVR 模型忽略了时间序列的长期相关性,导致未来周期项位

移预测精度降低。LSTM 与 GRU 等深度学习算法预测精度较高,但是模型结构复杂,训练时间较长。而组合模型突破了单一模型的局限性,又能够减少偶然因素对预测结果的影响,使预测结果有更好的精度和稳定性,并扩大模型适用范围。

综合考虑 SVR 模型和 GRU 模型在周期项位移预测中的效果,以及 GRU 模型相较于 LSTM 结构上的优势。文中提出将自适应粒子群优化的 SVR 模型与 GRU 模型相结合的加权集成模型应用于滑坡周期项位移预测中。选取三峡区域白水河滑坡 ZG118 与 XD01 监测点进行分析,根据时间序列加法模型的原理,应用移动平均法进行周期项位移的提取。为了降低单个预测模型带来的不稳定性,采用组合模型对滑坡周期项位移进行预测。其核心思想是将不同的模型赋予不同的权重系数,将各模型有效信息集中起来,综合利用各模型的预测结果,提高预测的准确性和有效性,提高模型的泛化能力。

## 1 滑坡实例

### 1.1 白水河滑坡地质概况

白水河滑坡位于长江南岸,南北向长 600 m,东西向宽 700 m,滑体平均厚 30 m,体积  $1.26 \times 10^7 \text{ m}^3$ ,滑坡后缘高程为 410 m,以岩土分界处为界,前缘抵长江 135 m 水位以下,东西两侧以基岩山脊为界,总体坡度约  $30^\circ$ 。滑带以含碎石或者含角砾粉质黏土为主,自 2003 年三峡工程蓄水以来,受汛期降雨和三峡工程水位下调的影响,滑坡体开始出现变形。2004 年根据白水河滑坡变形特征划定该滑坡预警区(图 1),预警区东侧以黄土包凹槽为界,西侧以滑体西部山羊沟为界,后缘以高程 297 m 为界,前缘剪出口在长江库水位 145 m 水位以下。南北长 500 m,东西宽 430 m,面积  $21.5 \times 10^4 \text{ m}^2$ ,滑体平均厚 30 m,体积  $6.45 \times 10^6 \text{ m}^3$ ,主滑方向  $20^\circ$ ,属深层大型土质滑坡。

### 1.2 监测数据分析

自 2003 年开始对滑坡进行监测,如图 1 所示滑坡共布置有 4 条监测线 11 个 GPS 监测点,其中部分监测点监测数据见图 2<sup>[14]</sup>,从图 2 中可以看出该滑坡有明显

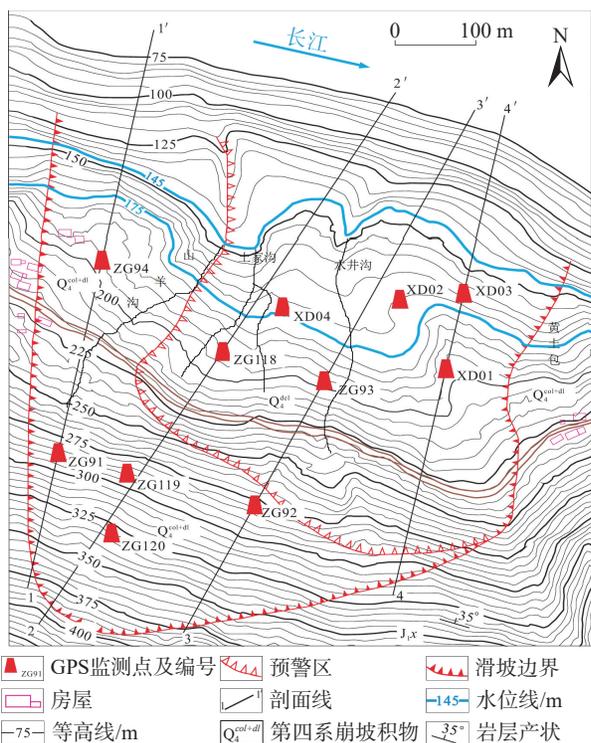


图 1 白水河滑坡监测点平面布置图

Fig. 1 Layout plan of Baishuihe landslide monitoring points

的阶跃式位移特性,这正与汛期降雨吻合。为了更准确的分析滑坡位移变形趋势,同时考虑到数据的完整性,以及避免模型的偶然性,文中选取了预警区内 XD01、ZG118 两个监测点位移变化进行分析。图 3 为 XD01、ZG118 监测点累计位移量与库水位和雨量的关系图<sup>[15]</sup>。

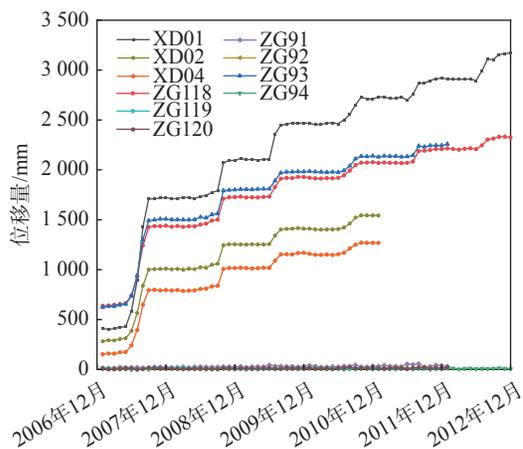


图 2 滑坡监测设备累计位移-时间曲线

Fig. 2 Cumulative displacement-time curve of landslide monitoring equipment

### 1.3 周期项位移提取

根据时间序列加法模型原理<sup>[16]</sup>,文中采用移动平均法<sup>[17]</sup>,选择 12 个月为周期间隔,获得周期项位移,图 4 为周期项位移的提取结果。

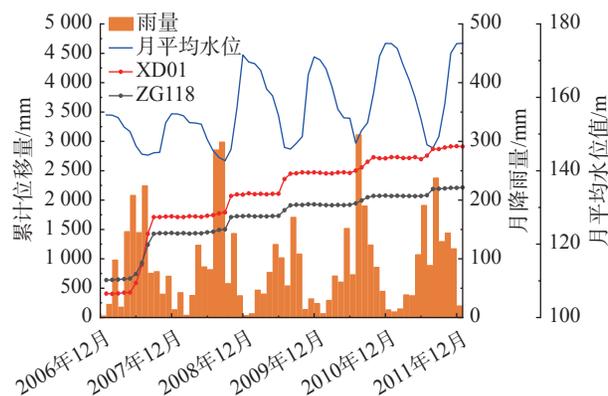


图 3 XD01、ZG118 累计位移与库水位、降雨量关系图

Fig. 3 XD01, ZG118 relationship of accumulated displacement against reservoir water level and rainfall

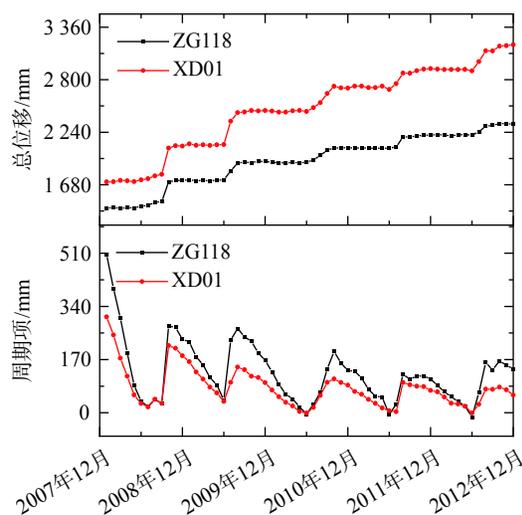


图 4 白水河滑坡 XD01 和 ZG118 监测点周期项位移提取

Fig. 4 Extracted displacement of period term at monitoring points XD01 and ZG118 of Baishuihe landslide

## 2 APSO-SVR-GRU 位移预测模型

### 2.1 APSO 算法

传统粒子群优化算法(PSO)存在着早熟收敛、搜索精度不高、后期迭代效率低等不足。因此文中在原有算法的基础上引入自适应权重调整方法与学习因子异步优化方法,组成自适应粒子群优化算法(APSO)进行参数寻优,使算法可以兼顾全局寻优和局部寻优,有效地避免算法早熟收敛。

粒子群优化算法中的权重因子( $\omega$ )是平衡算法全局搜索能力和局部搜索能力的重要参数,因此文中引入自适应惯性权重调整方法<sup>[18]</sup>,其公式为:

$$\omega = \begin{cases} \omega_{\min} + \frac{(\omega_{\max} - \omega_{\min})(f - f_{\min})}{f_{\text{avg}} - f_{\min}}, & f \leq f_{\text{avg}} \\ \omega_{\max}, & f > f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\omega_{\min}$ ——权重最小值;

$\omega_{\max}$ ——权重最大值;

$f$ ——粒子任意时刻适应度值;

$f_{\min}$ ——粒子群中最小适应度值;

$f_{\text{avg}}$ ——粒子群的平均适应度值。

学习因子  $c_1$ 、 $c_2$  主要影响算法的寻优精度,  $c_1$  较大会增长迭代时间;  $c_2$  较大的则会导致粒子过早收敛到局部最优值, 导致算法早熟<sup>[19]</sup>。因此, 调整两个学习因子在优化过程中随迭代次数进行自适应变化, 有利于收敛到全局最优<sup>[20]</sup>。引入自适应异步学习因子<sup>[21]</sup>公式如下:

$$c_1 = c_{1,\text{ini}} + \frac{c_{1,\text{fin}} - c_{1,\text{ini}}}{k_{\max}} \cdot k \quad (2)$$

$$c_2 = c_{2,\text{ini}} + \frac{c_{2,\text{fin}} - c_{2,\text{ini}}}{k_{\max}} \cdot k \quad (3)$$

式中:  $c_{1,\text{ini}}$ 、 $c_{2,\text{ini}}$ —— $c_1$ 、 $c_2$  的初始值;

$c_{1,\text{fin}}$ 、 $c_{2,\text{fin}}$ —— $c_1$ 、 $c_2$  的终止值;

$k$ ——迭代次数。

## 2.2 APSO-SVR 模型

支持向量机回归机模型 (Support Vector Regression, SVR) 采用回归函数  $y_i = f(x_i) = \omega^* \phi(x_i) + b$  拟合训练集中的样本点  $\{x_i, y_i\}, i = 1, 2, \dots, n, x_i \in R_m, \phi(x_i)$  是周期项位移影响因子  $x_i$  映射后的特征向量,  $y_i \in R_m$  为周期项位移值;  $\omega^*$  为  $m$  维权值向量,  $b$  为偏移项, 根据 SVR 的基本原理, 拟合过程最终转化为凸优化问题<sup>[22]</sup>, 其形式为:

$$\min \frac{1}{2} (\omega^*, \omega^*) + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (4)$$

$$\begin{cases} f(x_i) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - f(x_i) \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $C$ ——惩罚系数用来平衡模型准确率与模型的复杂度;

$\xi_i$ 、 $\xi_i^*$ ——松弛变量用来避免模型出现过拟合;

$\varepsilon$ ——不敏感损失函数, 表示位移预测值  $f(x_i)$  与真实位移值  $y_i$  的偏差。

引入拉格朗日乘子将原问题转成对偶问题, 最终计算得到 SVR 的回归模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b \quad (6)$$

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

式中:  $\alpha_i$ 、 $\alpha_i^*$ ——拉格朗日乘子;

核函数  $k(x, x_i)$ —— $x$  与  $x_i$  映射到特征空间的内积, 可以代替特征空间内的复杂运算。

文中采用径向基函数作为支持向量机回归模型的核函数。

公式中惩罚系数  $C$  与核函数参数  $\gamma$  ( $\gamma = 1/2\sigma^2$ ) 的选择严重影响 SVR 模型的性能, 因此基于 APSO 构建的 APSO-SVR 预测模型在预测过程不仅可以寻求最佳参数, 避免盲目试算, 还能提高 SVR 模型预测精度。首先将滑坡位移影响因子作为输入, 初始化粒子群相关参数, 将  $C$  和  $\gamma$  的初始搜索范围设定为<sup>[2-8]</sup>, 以 SVR 模型的预测均方差作为目标函数, 计算寻找全局最优值。如图 5 为 APSO-SVR 模型建立流程图。

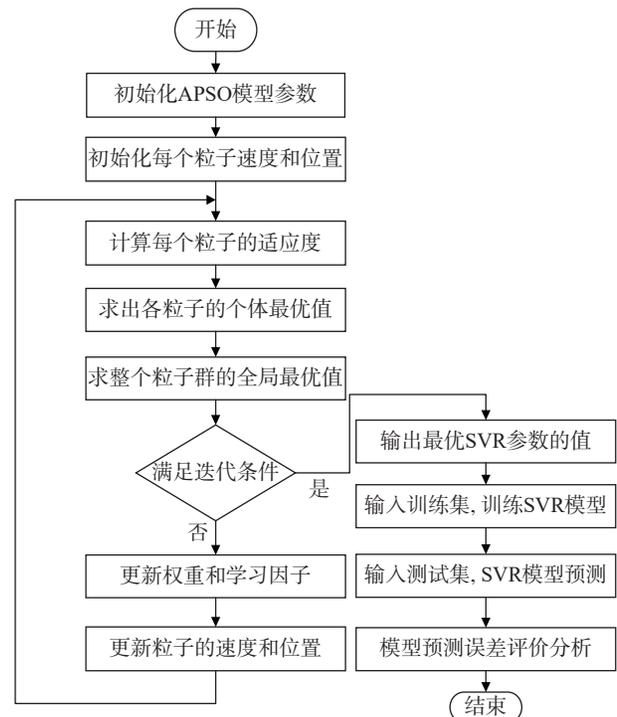


图 5 APSO-SVR 预测模型流程图

Fig. 5 Flow chart of APSO-SVR prediction model

## 2.3 GRU 模型建立

GRU 算法<sup>[23]</sup>和 LSTM 算法<sup>[24]</sup>都属于卷积神经网络 (RNN) 的变种, 与 LSTM 算法相比, GRU 算法在保证预测精度和大幅降低训练时间的同时精简了门控单元数量。

在模型设计时, 选用三层 GRU 单元, 一层全连接单元网络结构, 采用 tanh 作为激活函数, 并将损失函数参数设置为均方误差 (Mean Square Error, MSE), 训练轮次 Epoch 设置为 10, 每个 Epoch 迭代 50 次。模型结构如图 6 所示。

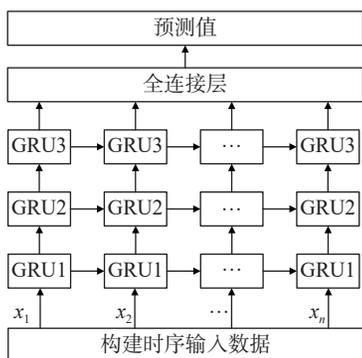


图 6 GRU 模型结构

Fig. 6 GRU unit network structure

### 2.4 基于最小二乘法建立组合模型

最小二乘法通过最小化误差的平方和寻找数据的最佳函数匹配,利用最小二乘法可以不考虑主观因素的影响,构建基于客观赋权的组合模型。在时间步长  $t$  时刻,GRU 模型预测位移为  $G(t)$ ,支持向量机回归模型预测位移为  $S(t)$ ,GRU 和 APSO-SVR 所构成的组合模型 APSO-SVR-GRU 在  $t$  时刻预测位移设为  $E(t)$ 。

$$E(t) = \omega'_1 G(t) + \omega'_2 S(t), t = 1, 2, 3, \dots, N \quad (8)$$

式中:  $\omega'_1$ 、 $\omega'_2$ ——GRU 模型与 APSO-SVR 模型的权重系数。

在组合模型建立的过程中,常采用拟合误差平方和达到最小来计算权重系数,设  $e_t$  为组合模型在  $t$  时刻的预测误差,  $E_t$  为组合模型在  $t$  时刻的预测值,验证数据集中在时间步长  $t$  的原始位移为  $O(t)$ 。

$$e_t = O_t - E_t = \omega'_1 e_{1t} + \omega'_2 e_{2t} \quad (9)$$

式中:  $e_{1t}$ ——GRU 模型在  $t$  时刻的周期项位移预测误差;

$e_{2t}$ ——APSO-SVR 模型在  $t$  时刻的周期项位移预测误差,其中 GRU 模型加权系数  $\omega'_1$  与 APSO-SVR 模型加权系数  $\omega'_2$  满足  $\omega'_1 + \omega'_2 = 1$ ,且  $\omega'_1$  和  $\omega'_2$  都大于零。

设  $Q$  为组合模型的误差平方和,  $N$  为模型训练总时长,则建立公式如下:

$$Q = \sum_{i=1}^2 |e_i^2| = \sum_{i=1}^N \left| \sum_{i=1}^2 \omega'_i e_{it}^2 \right| \quad (10)$$

通过将问题转化为以误差平方和为准则的最优化问题,记为:

$$\min Q = \sum_{i=1}^N \left| \sum_{i=1}^2 \omega'_i e_{it}^2 \right| \quad (11)$$

$$\text{st: } \omega'_1 + \omega'_2 = 1, \omega'_1 > 0, \omega'_2 > 0$$

对于公式 11 在求解时引入拉格朗日乘数  $\lambda$  构建目

标函数,然后对目标函数中的  $\omega$  求偏导构建线性方程组。求解方程组得模型最优权重并对最优权重比的组合模型进行训练拟合。图 7 为 APSO-SVR-GRU 组合模型预测流程图。

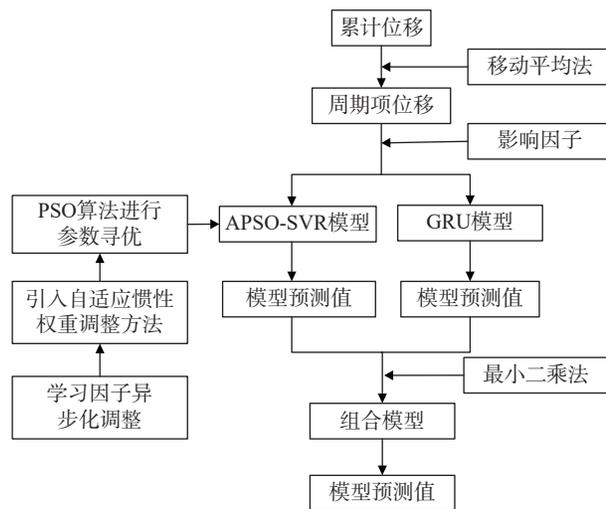


图 7 组合模型预测流程图

Fig. 7 Flow chart of combined prediction model

## 3 试验分析与讨论

### 3.1 数据选择

文中选取白水河滑坡 XD01 监测点与 ZG118 监测点 2006 年 12 月—2012 年 12 月的库水位值、降雨量、位移值等 144 组监测数据作为数据集,其中降雨量与位移值为当月累计值,水位值为当月均值,将 80% 的数据作为拟合数据集,20% 的数据作为验证数据集,用来检测模型的预测效果。同时为了验证模型的预测精度,选用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),以及平均绝对百分比误差(Mean Absolute Percentage Error, MAPE)作为模型预测效果的评判标准<sup>[25]</sup>。

### 3.2 数据预处理

为了提高模型的预测精度选取文献<sup>[26]</sup>提到的周期项位移影响因子作为模型输入,其中包括当月累计降雨量、前一个月累计降雨量、前两个月累计降雨量、当月库水位、当月库水位变化量、过去两个月库水位变化量、当月累计位移量、与近两个月累计位移量和与近三个月累计位移量。由于数据类型不同,为了消除数据间量纲的影响,对所有监测数据归一化处理到 [0,1],公式如下:

$$y = \frac{(x_i - x_{i\min})}{(x_{i\max} - x_{i\min})} \quad (12)$$

式中:  $x_{i\max}$ ——变量  $i$  最大值;

$x_{i\min}$ ——变量  $i$  最小值;  
 $x_i$ ——原始值;  
 $y$ ——归一化值。

3.3 模型参数选择与试验结果

将数据归一化处理之后作为 APSO-SVR-GRU 模型的输入参数, 为了验证其有效性, 选取 APSO-SVR 模型与 GRU 模型进行对比试验。首先通过 APSO 算法对 SVR 模型中的惩罚系数 ( $C$ ) 以及 RBF 核函数参数进行寻优, 经过多次试验最终得到最优参数组合结果见表 1, 通过最小二乘法的计算得到组合模型的权重见表 2, 应用测试数据集对各模型进行验证得到各预测模型的预测结果见图 8—9, 三种模型的预测效果评价见表 3。

表 1 SVR 组合参数

Table 1 SVR combination parameter

监测点	$C_{best}$	$\gamma_{best}$
XD01	6.431	0.212
ZG118	4.758	0.234

表 2 组合模型权重分配

Table 2 Weight distribution of combined models

监测点	GRU		APSO-SVR	
	$\omega'_1$	$\omega'_2$	$\omega'_3$	$\omega'_4$
XD01	0.482	0.518		
ZG118	0.437	0.563		

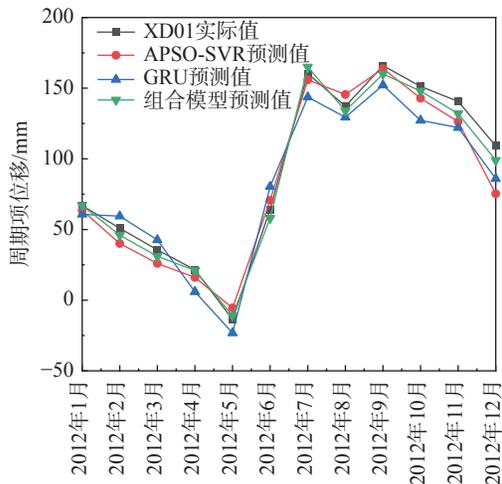


图 8 监测点 ZG118 周期项位移预测曲线图

Fig. 8 Displacement prediction curve of periodic term at monitoring point ZG118

由表 3 可知, 组合模型周期项位移预测的平均绝对百分比误差(MAPE)对比 GRU 模型与 APSO-SVR 模型在监测点 ZG118 分别降低了 7%、5%, 均方根误差分 (RMSE) 别降低了 5.6 mm、4.8 mm。在监测点 XD01 平均绝对百分比误差(MAPE)分别降低了 7%、4%, 均方

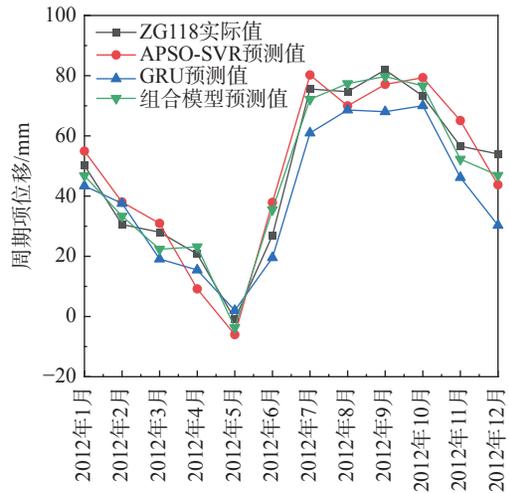


图 9 监测点 XD01 周期项位移预测

Fig. 9 Displacement prediction of period term of monitoring point XD01

表 3 监测点 XD01 和 ZG118 三种模型预测精度对比

Table 3 Prediction accuracy analysis of three models of monitoring point XD01 and ZG118

模型	MAPE/%		RMSE/mm	
	XD01	ZG118	XD01	ZG118
GRU	19.89	21.18	11.79	14.51
APSO-SVR	16.27	19.81	10.36	13.75
APSO-SVR-GRU	12.69	14.08	7.02	8.98

根误差分别降低了 4.8 mm、3.4 mm。结果表明基于相同训练集时组合模型稳定性较好, 相较于两个单一模型预测精度较高。

由表 2 以及图 8 和图 9 可以看出, GRU 和 APSO-SVR 模型的预测精度影响其在组合模型中的权重比例, APSO-SVR 模型在监测点 XD01 与监测点 ZG118 预测效果整体较好, 其在组合模型的权重占比较大, 提高了组合模型的预测精度。

为了进一步验证组合模型的优势, 将这三种模型用于白水河滑坡其它两个监测点 XD02、ZG93, 预测该两个监测点 2009 年周期项位移的变化趋势, 其结果分别见图 10—11。从图中可以看出将组合模型应用于阶跃型边坡周期项位移预测效果要优于两个单一模型, 说明了该组合模型具有一定的鲁棒性。表 4 为三种模型的预测精度对比。

3.4 分析与讨论

试验基于相同训练集进行周期项位移预测时, 静态 SVR 模型的预测精度较高于 GRU 模型, 其主要原因为 SVR 模型在小样本训练数据下有较为理想的预测性能。但 SVR 模型只能学习当前时刻的信息, 忽略了滑

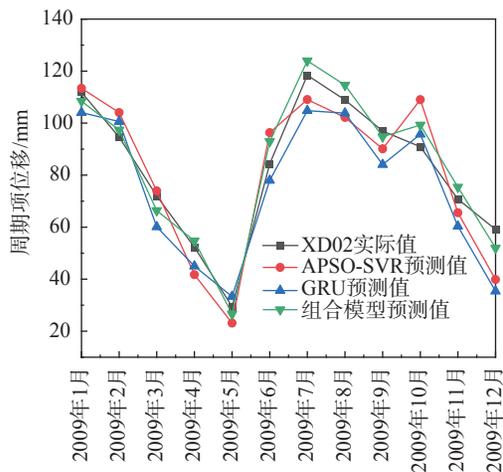


图 10 监测点 XD02 周期项位移预测

Fig. 10 Displacement prediction of period term of monitoring point XD02

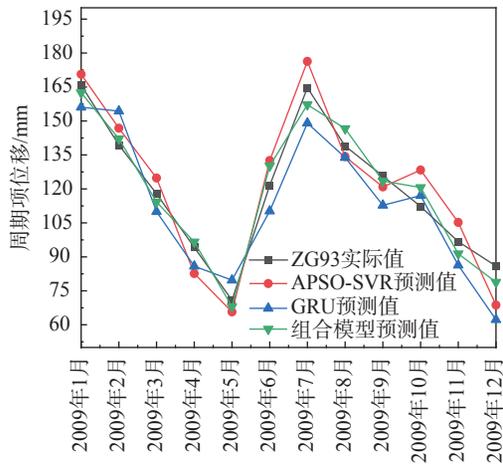


图 11 监测点 ZG93 周期项位移预测

Fig. 11 Displacement prediction of period term of monitoring point ZG93

表 4 监测点 XD02 和 ZG93 三种模型预测精度对比

Table 4 Prediction accuracy analysis of three models of monitoring point XD02 and ZG93

模型	MAPE/%		RMSE/mm	
	XD02	ZG93	XD02	ZG93
GRU	20.48	22.18	15.22	17.79
APSO-SVR	17.21	18.88	12.35	11.36
APSO-SVR-GRU	13.78	14.97	7.68	6.01

坡位移变化是一个随时间变化的动态过程,由于位移影响因素存在滞后效应,随着预测时间的增加,结果的准确性将受到长期历史信息的干扰(即数据存在时效性),必然会导致预测精度的降低。虽然有部分学者已经考虑到训练数据的时效性问题,改进了 SVR 预测模型<sup>[27-30]</sup>,但该类方法依旧缺乏有效的定量判别依据。

由于循环神经网络可以解决数据之间的联系与数据有效性问题,文中将动态模型 GRU 与静态模型 SVR 相结合,提供了一种新的研究模型。该模型充分发挥了动态模型 GRU 处理时间序列挖掘前后相关信息的能力,可以表达影响因素的长期作用,而且在有限的训练样本情况下也可保持较好的预测精度,从试验结果可知组合模型在四个监测点的 RMSE 值小于 9 mm, MAPE 的值相较于其他两个模型平均降低约 6%,因此该模型在滑坡周期项位移预测中具有较高的应用价值。

试验对象主要基于阶跃型滑坡,主要考虑降水和水位对位移的影响,但不同滑坡地质构造存在差异,在实际应用中应先确定不同滑坡周期位移变化的影响因素,从而提高模型的适用性。

#### 4 结论

文中基于白水河滑坡监测点降水、水位和 GPS 位移等监测数据,建立基于线性组合理论的 APSO-SVR-GRU 的组合周期项位移预测模型,试验结果分析表明:

(1)通过采用自适应惯性权重调整方法与学习因子异步化策略相结合的自适应粒子群算法,可以提高算法的全局搜索与局部寻优的平衡性促使粒子快速收敛到全局最优。

(2)与传统的单一模型相比,文中根据最小方差准则得到权重最优的线性组合模型(APSO-SVR-GRV)提高了模型的预测精度,使最终预测效果较为理想,具有较高的工程应用价值。

(3)滑坡作为一个整体,其内部结构较为复杂,随着信息技术的不断发展,深部位移的监测数据可以更好的体现出滑坡内部变化,所以将地表位移与深部位移相结合构建预测模型是未来发展趋势。

#### 参考文献(References):

[1] 麻凤海, 陈霞, 季峰, 等. 滑坡预测预报研究现状与发展趋势 [J]. 徐州工程学院学报(自然科学版), 2018, 33(2): 30-33. [MA Fenghai, CHEN Xia, JI Feng, et al. Current status and future development of landslide prediction research [J]. Journal of Xuzhou Institute of Technology (Natural Sciences Edition), 2018, 33(2): 30-33. (in Chinese with English abstract)]

[2] 刘向峰, 郭子钰, 王来贵, 等. 降雨矿震叠加作用下抚顺西露天矿边坡稳定性分析 [J]. 中国地质灾害与防治学报, 2021, 32(4): 40-46. [LIU Xiangfeng, GUO Ziyu, WANG Laigui, et al. Analysis on the slope stability of Fushun West Open-pit Mine under superimposed action of rainfall, mine

- and earthquake [J]. The Chinese Journal of Geological Hazard and Control, 2021, 32(4): 40–46. (in Chinese with English abstract)]
- [3] HÖLL M, KIYONO K, KANTZ H. Theoretical foundation of detrending methods for fluctuation analysis such as detrended fluctuation analysis and detrending moving average [J]. *Physical Review E*, 2019, 99: 033305.
- [4] ZHOU C, YIN K, CAO Y, et al. A novel method for landslide displacement prediction by integrating advanced computational intelligence algorithms [J]. *Scientific Reports*, 2018(8): 7287.
- [5] 李乃乾, 孙晨童. 小波与传统滤波方法提取周期信息的比较研究 [J]. 统计与决策, 2021, 37(1): 29–34. [LI Naiqian, SUN Chentong. A comparative study on wavelet and traditional filtering methods for extracting cyclical information [J]. *Statistics & Decision*, 2021, 37(1): 29–34. (in Chinese with English abstract)]
- [6] 宫月, 贾瑞生, 卢新明, 等. 利用经验模态分解及小波变换压制微震信号中的随机噪声 [J]. *煤炭学报*, 2018, 43(11): 3247–3256. [GONG Yue, JIA Ruisheng, LU Xinming, et al. To suppress the random noise in microseismic signal by using empirical mode decomposition and wavelet transform [J]. *Journal of China Coal Society*, 2018, 43(11): 3247–3256. (in Chinese with English abstract)]
- [7] SHEN C, XUE S. Displacement prediction of rainfall-induced landslide based on machine learning [J]. *Journal of Coastal Research*, 2018, 83(10083): 272–276.
- [8] DENG D M, LIANG Y, WANG L Q, et al. Displacement prediction method based on ensemble empirical mode decomposition and support vector machine regression: A case of landslides in Three Gorges Reservoir area [J]. *Rock and Soil Mechanics*, 2017, 38(12): 3660–3669.
- [9] 李仕波, 李德营, 张玉恩, 等. 基于 LS-SVM 模型的白水河滑坡台阶状位移预测 [J]. 长江科学院院报, 2019, 36(4): 55–59. [LI Shibo, LI Deying, ZHANG Yuen, et al. Displacement prediction of Baishuihe step-like landslide by least square support vector machine [J]. *Journal of Yangtze River Scientific Research Institute*, 2019, 36(4): 55–59. (in Chinese with English abstract)]
- [10] 陈绍桔. 边坡位移时间序列分析预测 [J]. 福建建筑, 2008(6): 58–60. [CHEN Shaojie. Time series analysis on the prediction of slope displacement [J]. *Fujian Architecture & Construction*, 2008(6): 58–60. (in Chinese with English abstract)]
- [11] 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. [YANG Beibei, YIN Kunlong, DU Juan. 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 Engineering*, 2018, 37(10): 2334–2343. (in Chinese with English abstract)]
- [12] 陈伟, 雷帮军, 黄海峰. 基于门控循环单元的滑坡位移预测和灾害预警方法 [J]. 长江信息通信, 2021, 34(5): 19–21. [CHEN Wei, LEI Bangjun, HUANG Haifeng. Landslide displacement prediction and disaster early warning method based on gated recurrent unit [J]. *Changjiang Information & Communications*, 2021, 34(5): 19–21. (in Chinese with English abstract)]
- [13] 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.
- [14] 易武. 2007—2012 年长江三峡库区秭归县白水河滑坡基本特征及监测数据 [R]. 国家冰川冻土沙漠科学数据中心 (www.ncdc.ac.cn), 2016. [YI Wu. 2007—2012 the basic features and monitoring data of the Baishui River landslide in the Three Gorges reservoir area of the Yangtze River from 2007 to 2012 [R]. *National Glacier Permafrost Desert Science Data Center (www.ncdc.ac.cn)*, 2016. (in Chinese)]
- [15] 方汕澳, 许强, 修德皓, 等. 基于斜率模型的突发性黄土滑坡失稳时间预测 [J]. 水文地质工程地质, 2021, 48(4): 169–179. [FANG Shan'ao, XU Qiang, XIU Dehao, et al. A study of the predicted instability time of sudden loess landslides based on the SLO model [J]. *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2021, 48(4): 169–179. (in Chinese with English abstract)]
- [16] 张琳, 汪廷华, 周慧颖. 基于群智能算法的 SVR 参数优化研究进展 [J]. *计算机工程与应用*, 2021, 57(16): 50–64. [ZHANG Lin, WANG Tinghua, ZHOU Huiying. Research progress on parameter optimization of SVR based on swarm intelligence algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2021, 57(16): 50–64. (in Chinese with English abstract)]
- [17] 刘天浩. 滑坡位移序列的支持向量机预测 [D]. 沈阳: 东北大学, 2005. [LIU Tianhao. Prediction of landslide displacement series by the support vector machine [D]. *Shenyang: Northeastern University*, 2005. (in Chinese with English abstract)]
- [18] 方良斌, 张宏魏, 詹建勇, 等. 基于移动平均法的危岩点云数据处理及变形分析 [J]. 人民长江, 2019, 50(4): 152–156. [FANG Liangbin, ZHANG Hongwei, ZHAN Jianyong, et al. Point cloud data processing of dangerous rock and deformation analysis based on moving average method [J]. *Yangtze River*, 2019, 50(4): 152–156. (in Chinese with English abstract)]
- [19] 邹世铭, 方成刚. 基于 APSO-BP 神经网络的齿轮表面粗糙度预测模型研究 [J]. *工具技术*, 2021, 55(6): 47–

51. [ ZOU Shiming, FANG Chenggang. Research on gear surface roughness prediction model based on APSO-BP neural network [ J ] . *Tool Engineering*, 2021, 55(6): 47 – 51. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 20 ] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究 [ J ] . *西安交通大学学报*, 2006, 40(1): 53 – 56. [ CHEN Guimin, JIA Jianyuan, HAN Qi. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm [ J ] . *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2006, 40(1): 53 – 56. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 21 ] 冯浩, 李现伟. PSO算法中学习因子的非线性异步策略研究 [ J ] . *安阳师范学院学报*, 2015(5): 44 – 47. [ FENG Hao, LI Xianwei. A study of nonlinear asynchronous strategies for learning factors in PSO algorithms [ J ] . *Journal of Anyang Normal University*, 2015(5): 44 – 47. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 22 ] 吴迪. 基于 PSO-SVM 的凤县公路边坡地质灾害空间预测 [ J ] . *中国地质灾害与防治学报*, 2018, 29(6): 112 – 120. [ WU Di. Spatial prediction of highway slope geo-hazards in Feng County based on PSO-SVM [ J ] . *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2018, 29(6): 112 – 120. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 23 ] LI X C, MA X F, XIAO F C, et al. Application of gated recurrent unit (GRU) neural network for smart batch production prediction [ J ] . *Energies*, 2020, 13(22): 6121.
- [ 24 ] YU X, ZHANG X Q. Enhanced comprehensive learning particle swarm optimization [ J ] . *Applied Mathematics and Computation*, 2014, 242: 265 – 276.
- [ 25 ] JIANG H W, LI Y Y, ZHOU C, et al. Landslide displacement prediction combining LSTM and SVR algorithms: A case study of Shengjibao landslide from the Three Gorges Reservoir area [ J ] . *Applied Sciences*, 2020, 10(21): 7830.
- [ 26 ] GREFF K, SRIVASTAVA R K, KOUTNIK J, et al. LSTM: a search space odyssey [ J ] . *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(10): 2222 – 2232.
- [ 27 ] 李麟玮, 吴益平, 苗发盛, 等. 基于变分模态分解与 GWO-MIC-SVR 模型的滑坡位移预测研究 [ J ] . *岩石力学与工程学报*, 2018, 37(6): 1395 – 1406. [ LI Linwei, WU Yiping, MIAO Fasheng, et al. Displacement prediction of landslides based on variational mode decomposition and GWO-MIC-SVR model [ J ] . *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2018, 37(6): 1395 – 1406. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 28 ] 陈锐, 范小光, 吴益平. 基于数据挖掘技术的白水河滑坡多场信息关联准则分析 [ J ] . *中国地质灾害与防治学报*, 2021, 32(6): 1 – 8. [ CHEN Rui, FAN Xiaoguang, WU Yiping. Analysis on association rules of multi-field information of Baishuihe landslide based on the data mining [ J ] . *The Chinese Journal of Geological Hazard and Control*, 2021, 32(6): 1 – 8. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 29 ] 汤明高, 吴川, 吴辉隆, 等. 水库滑坡地下水动态响应规律及浸润线计算模型——以石榴树包滑坡为例 [ J ] . *水文地质工程地质*, 2022, 49(2): 115 – 125. [ TANG Minggao, WU Chuan, WU Huilong, et al. Dynamic response and phreatic line calculation model of groundwater in a reservoir landslide: Exemplified by the Shiliushubao landslide [ J ] . *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2022, 49(2): 115 – 125. (in Chinese with English abstract) ]
- [ 30 ] 王家柱, 巴仁基, 葛华, 等. 基于 MACD 指标的渐变型滑坡临滑预报模型研究 [ J ] . *水文地质工程地质*, 2022, 49(6): 133 – 140. [ WANG Jiazhu, BA Renji, GE Hua, et al. Research on early-warning prediction model of critical slide of creep landslide based on the MACD index [ J ] . *Hydrogeology & Engineering Geology*, 2022, 49(6): 133 – 140. (in Chinese with English abstract) ]