

基于 PSO-SVM 算法的乐昌峡鹅公带 滑坡体位移预测模型*

徐文兵¹, 王国河², 王生¹, 伍明兆¹, 姚清河¹

(1. 中山大学应用力学与工程系, 广东 广州 510006;
2. 中广核研究院有限公司, 广东 深圳 518040)

摘要: 以乐昌峡鹅公带滑坡体作为研究对象, 考虑日降雨量、渗压对边坡变形的影响, 建立了 BP、SVM、PSO-BP、PSO-SVM 四种滑坡体变形预测模型。从乐昌峡安全检测系统导出近 4 年研究数据, 筛选使用其中 410 组数据进行训练, 取 30 组变形位移作为输出, 分析后发现 PSO-SVM 模型为最佳模型。以 PSO-SVM 模型为研究对象, 对粒子群算法迭代次数、种群规模、速度位置相关系数 (k) 等因素进行研究, 得知三者分别为 100、30、0.5 时得到最优的 PSO-SVM 模型, 此时的 RMSE、MAPE、 R^2 分别为 0.202 mm、0.589%、0.985。相对于大型有限元仿真软件、多元线性回归模型等传统方法, 文章所提出的预测模型可以减少计算成本; 在面对非线性问题时也能够获得更好的处理效果。

关键词: 鹅公带滑坡体; 位移预测; PSO-SVM 模型; 参数寻优

中图分类号: TU432 **文献标志码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2020) 05-0057-09

Displacement prediction model of Egongdai landslide in Lechangxia based on PSO-SVM algorithms

XU Wenbing¹, WANG Guohe², WANG Sheng¹, WU Mingzhao¹, YAO Qinghe¹

(1. Department of Applied Mechanics and Engineering, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510006, China;

2. China Nuclear Power Technology Research Institute Co. Ltd, Shenzhen 518040, China)

Abstract: Taking Lechangxia Egongdai landslide as the research object, the influence of daily rainfall and osmotic pressure on slope deformation is considered. By establishing BP, SVM, PSO-BP, PSO-SVM four landslide body deformation prediction models, the research data of the last 4 years is derived from the Lechangxia safety inspection system, and 410 sets of data are used for training through screening, and 30 sets of deformation displacements are taken as an output, after analysis, the PSO-SVM model is found to be the accurate model. Taking the PSO-SVM model as the basic model, the factors such as the number of iterations of the particle swarm algorithm, the population size, and velocity position correlation coefficient (k) are studied, and the best PSO-SVM is obtained when the three are 100, 30, and 0.5, respectively. In this model, the RMSE, MAPE, and R^2 are 0.202 mm, 0.589%, and 0.985, respectively. Compared with traditional methods such as large-scale finite element simulation software and multiple linear regression models, the prediction model proposed in this article can reduce the computa-

* 收稿日期: 2019-07-27

基金项目: 广东省促进经济高质量发展专项资金海洋经济发展重大项目 (GDOE [2019] A01)

作者简介: 徐文兵 (1994 年生), 男; 研究方向: 流体力学; E-mail: xuwb9@mail2.sysu.edu.cn

通信作者: 姚清河 (1980 年生), 男; 研究方向: 流体力学; E-mail: yaoqhe@mail.sysu.edu.cn

tional cost and obtain better processing results in the face of nonlinear problems. At the same time, it can reduce the lack of fitting accuracy caused by incomplete factor analysis.

Key words: Egongdai landslide; displacement prediction; model of PSO-SVM; parameter optimization

在水电站大坝的蓄水和施工建设阶段,受所在区域地质条件等因素的影响,加上工人施工过程中的操作不当,往往会对坝区周边稳定性欠佳的地质环境造成严重破坏,进而引发滑坡现象^[1]。历史经验表明,山体滑坡是极为频发的一种自然灾害,它的出现会带来巨大的财产损失,严重时甚至会危及到人的生命安全^[2]。滑坡等事故给工程正常施工造成阻碍,并且降低了工程运营效率,这已然成为了影响水电站整体性能的关键因素。因此,大坝周边滑坡体的变形预测十分重要。

目前,对滑坡体位移的预测主要是利用各种边坡稳定性有限元软件^[3-4]和建立多元线性回归模型^[5-7]等方法。如果使用的是大型软件,在耗费大量时间的同时还会面临较大的成本负担^[8-9]。若基于线性回归模型的方式展开分析,在面对非线性问题时将存在较为明显的局限性,因其无法充分考虑众多的影响因子,进而带来了拟合精度不良的问题。对此,有学者引入了神经网络模型,由此展开对滑坡体的位移预测分析工作。

李桥等^[10]运用 EEMD-SE-IPSO-LSSVM 模型对坝肩边坡变形进行预测。虽耦合多种算法提高了预测精度,但是该模型仅提供 5 个月 64 组训练样本,预测的时间段较小。魏博文等^[11]通过将残差预测值与回归模型预测值叠加,提出了考虑残差修正的混凝土坝体位移组合预测模型,使组合模型在拟合精度和收敛速度方面更好。Lian 等^[12]提出了一种新型 M-EEMD-ELM 模型,该模型基于改进的集合经验模态分解(EEMD)的极端学习机(ELM)用于滑坡位移预测。该方法虽深入分析了输入数据的结构,提高了输出的预测数据精度,但是并没有对 ELM 进行算法优化。彭令等^[13]建立 GA-SVR 预测模型对白家包滑坡体进行了位移预测,虽对 SVR 模型惩罚因子 c 、RBF 核函数参数 r 和损失函数参数 p 进行了参数优化,但是并没有对 GA(遗传算法)迭代步数、隐藏节点个数等进行寻优。Zhou 等^[14]使用 WT-ELM、ABC-KELM、ELM 和支持向量机(SVM)方法等四种模型对扬子江滑坡体进行预测对比。预测结果表明 ABC-KELM 模型在准确性和稳定性方面都具有更佳的性能,

但是未对 SVM 模型进行优化。影响边坡变形的因素很多,易庆林等^[15]将水库水位以及降雨等因素作为输入,并将边坡变形值作为预测输出,在上述基础上创建出非线性人工神经网络模型。

虽然,许多学者对 PSO 优化算法进行了改进,并将这些算法应用于相关模型参数优化中^[16-18]。在研究过程中,重点围绕 PSO 算法内部结构的修改而展开,在整个研究工作中并未对算法的参数设置给予高度的重视^[19]。同时,有很多研究^[20-22]表明,基于合适的 PSO 参数,能够在很大程度上提升算法的优化效率,还能够避免陷入局部最优值的问题之中。

因此,本文考虑降雨、渗压对乐昌峡鹅公带滑坡体变形的影响,从乐昌峡安全检测系统导出近 4 年研究数据,筛选使用其中 410 组数据进行训练,选取 30 组变形位移作为预测对象,并在此基础上构建了四种神经网络模型。并基于 PSO 算法对 SVM 进行了优化,利用 PSO 算法在解空间中找到最佳的粒子,从而得到最佳惩罚参数 c 及核函数参数 g 。最后,通过对 PSO 迭代步数、种群规模、 k 等因素进行研究,选出最优迭代步数、种群规模、 k 数值,进一步优化了 PSO-SVM 模型。结果表明,这一模型的计算精度更高,是一种可靠的滑坡体变形预测方法,能够为大坝安全运行监测提供有价值的参考。

1 理论研究方法分析

1.1 神经网络模型介绍

1.1.1 BP 神经网络简述 BP 神经网络可以被视为一种典型的前馈神经网络模型,由输入层、隐藏层以及输出层等三部分组成(图 1)。相关算法步骤可划分为两个主要的过程,具体为信号前向传递以及误差反向传递,此环节数据信号将由输入层完成输入工作,此后再转入到隐藏层做进一步处理,再被输出层输出的过程。但是,假如输出层没有得到想要的输出结果(即预测误差无法达到精度要求),此时网络将会变更为反向传播状态,该过程主要通过不断地调整权重和偏差使得网络的计算结果能够不断地去靠近期望的结果。图 1 中, x_i 表示第 i 个节点输入值, y_j 表示第 j 个节

点预测输出的结果。

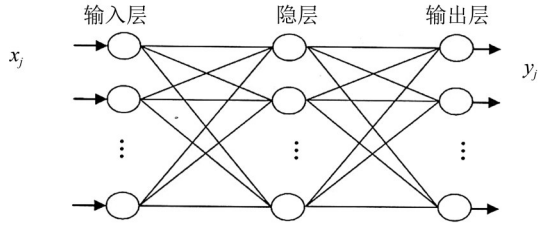


图1 BP神经网络的拓扑构架流程图

Fig. 1 Topology framework flow chart of BP neural network

1.1.2 粒子群算法简述 粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是许多学者经过大量的研究后提出的, 它所对应的模型基本原理相对简单, 并且也未提出目标函数可微的要求^[23-24], PSO算法普遍存在局部最优这一问题, 伴随着惯性权重的改变对应的收敛速度也将发生变化^[25], 但通过对 PSO 算法参数的反复试验和调整, 则可以较好的规避上述问题。

当采用 PSO 算法时, 关于潜在解的问题都可以被视为搜索空间的粒子。对于任何一个粒子而言, 在优化函数的作用下它都会形成一个适应度值, 同时还对应有一个额外的速度, 它决定了粒子们飞的方向以及距离。粒子位置更新方法如图 2 所示。

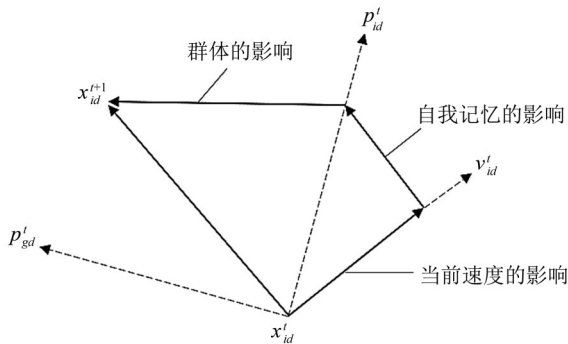


图2 每代粒子位置的更新方式

Fig. 2 Updating method of particle location for each generation

图2中, v 指的是粒子的“飞行”速度; x 指的是粒子起始位置; p 表示搜索到的粒子最优位置。

我们可以假设在 D 维的目标搜索空间内部, 里面有 N 个粒子组成的群体, 此时第 i 个离子则可以被视作 D 维向量, 有:

$$X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

第 i 个 v 也可以表示为 D 维向量, 表示为:

$$V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

第 i 个粒子寻找到的最优解作为单体的极值, 为:

$$p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

所有粒子一起找到的整体最优解被称为全局的极值, 表示为:

$$g_{\text{best}} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}) \quad (4)$$

粒子速度和位置更新公式为:

$$V_i^{j+1} = \omega \times V_i^j + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{\text{best}} - x_i^j) + c_2 \times \text{rand}() \times (g_{\text{best}} - x_i^j) \quad (5)$$

$$x_i^{j+1} = x_i^j + v_i^j \quad (6)$$

其中, N 指的便是种群规模; ω 指的是惯性权重; V_i^j 指的是粒子 i 经过多次迭代且在第 j 次迭代中所对应的速度; $\text{rand}()$ 指的是介于 0 至 1 区间内的随机数; x_i^j 指的是粒子 i 经过多次迭代且在第 j 次迭代中所对应的位置; c_1 和 c_2 均指的是学习因子; p_{best} 指的是粒子 i 所对应的个体最优值; 最后, g_{best} 指的是群体最优值。

为了防止粒子的盲目搜索, 一般建议将其位置和速度限制在一定的区间 $[-X_{\text{max}}, X_{\text{max}}], [-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}]$ 。则粒子的飞行速度的取值范围为 $[-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}] = k \times [-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}]$, 若 k 取值太小, 粒子飞行速度过慢, 导致全区搜索能力过低, 算法计算效率低; k 取值范围过大, 算法则存在着粒子容易飞出边界或飞过最优解的问题。借鉴刘欣蔚等^[26] 新安江模型中 PSO 算法的惯性权重 ω 、学习因子 c_1 和 c_2 等最优参数, 分别为 1.3, 1.5 和 1.7。

1.1.3 SVM 神经网络简述 支持向量机回归的基本思想过程为: 假设训练数据集, 将输入量 x 映射至函数 $\Phi(x)$, 在此基础上引入了高维数特征空间的相关内容, 基于 $f(x) = \omega \times \Phi(x) + b$ 实现对数据的拟合操作, 并引入核函数来取得非线性回归的效果。具体过程需先确定一个最优目标函数:

$$\min R(\omega, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \omega \times \omega + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (7)$$

其约束条件为:

$$\begin{cases} y - (\omega \times \Phi(x) + b) < \varepsilon + \xi_i \\ (\omega \times \Phi(x) + b) - y_i < \varepsilon + \xi_i^*, \quad i = 1, 2, \dots, n \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

(7) 式中等号右侧的首项指的是泛化能力,

紧接着的第二项则为惩罚项； c 为惩罚参数； ξ_i ， ξ_i^* 为损失函数（当预测存在误差时都大于 0，否则等于 0）。

在拉格朗日乘子的作用下，可以实现对原问题的处理，进一步转换为对偶优化问题，经相关求解后可以得到回归方程，具体有：

$$f(x) = W \times F(x) + b$$

$$= \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x, x_i) + b \quad (9)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(\frac{-\|x - z\|^2}{g^2}\right) \quad (10)$$

α_i 和 α_i^* 为 Lagrange 乘子，对应点即为支持向量。

1.2 PSO-SVM 模型建立

本文考虑降雨、渗压对边坡变形的影响，以日降雨量、渗压作为输入，位移变形作为输出。通过对 PSO 迭代步数、种群规模、 k 等参数寻优，然后通过最优 PSO 算法来搜索获取最优的 c 和 g 以提高 SVM 预测结果的准确性。基于 PSO-SVM 模型的滑坡体位移预测流程见图 3。PSO 算法具体过程如下：

(1) 展开有关于初始化粒子群的参数设置工作，主要涉及粒子位置、速度以及种群规模。

(2) 计算每个粒子的适应度值 $\text{Fit}[i]$ 。

(3) 使用所有粒子的适应度值 $\text{Fit}[i]$ 和个体的极端值 $p_{\text{best}}(i)$ 进行比较。若 $\text{Fit}[i] > p_{\text{best}}(i)$ ，则用 $\text{Fit}[i]$ 替换掉 $p_{\text{best}}(i)$ 。

(4) 围绕粒子适应度值 $\text{Fit}[i]$ 和全局极值 $g_{\text{best}}(i)$ 展开对比分析。如果出现 $\text{Fit}[i] > g_{\text{best}}(i)$ 的情况，则意味着满足 $\text{Fit}[i]$ 替换掉 $g_{\text{best}}(i)$ 的条件。

(5) 依据式 (5)、(6) 跟新粒子位置 x_i 和速度 v_i 。

(6) 如满足，获得优化的 c 和 g ；否则返回 (2) 步骤。

(7) 对结果进行误差分析。对迭代步数、种群规模、 k 参数进行寻优。

(8) 寻找到优化参数，即建立满足条件的滑坡体位移预测模型。

2 实例应用

2.1 工程概况介绍

乐昌峡水利枢纽工程是当前乐昌市境内最为重要的水利项目之一，它与乐昌市区的距离仅为 14 km，且与韶关市相连，它在整个北江上游防控

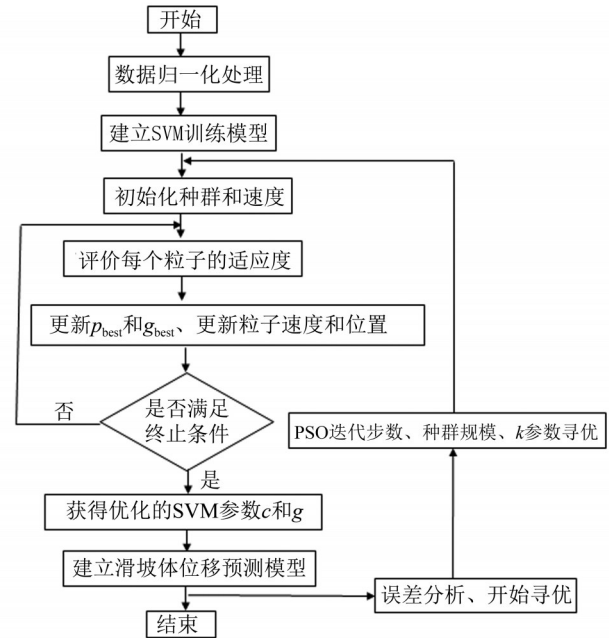


图 3 滑坡体位移预测流程图

Fig. 3 Flow chart of landslide displacement prediction

工作中发挥出极为重要的作用。该水利工程以防洪控制为主，还兼具发电与航运等多种应用功能。

参考相关工程资料得知，坝址上游库区多年来均存在岸坡体稳定性不足的问题，并且鹅公带滑坡体最为严重。此部分的坡体总方量达到 240 万 m^3 ，对平面布置图进行分析得知其主要呈椭圆形，长度达到 400 m，平均宽度达到 240 m；区域周边的山脊边坡陡度较大，但地形总体来说较为完整，上部后缘陡度普遍达到 45° 。对滑坡体的地质进行分析，主要以全风化粉砂质板岩为主，且含有大量的强风化岩块，在近几年多次发生小型滑坡现象。乐昌峡地区部分滑坡见图 4，鹅公带滑坡体平面监测示意图见图 5。

2.2 神经网络预测结果与误差分析

本文以乐昌峡鹅公带滑坡体作为研究对象，考虑 1-1' 剖面滑坡体日降雨量及 P3 点渗压对 P3 点边坡变形的影响。建立了 BP、SVM、PSO-BP、PSO-SVM 四种滑坡体变形预测模型，迭代次数为 100，此外种群规模与 k 值分别对应为 20 与 0.6。从乐昌峡安全检测系统导出近 4 年研究数据，筛选使用其中 410 组数据进行训练，对 30 组变形位移作为输出，相关数据见表 1

为了进一步量化各个模型之间的可靠性和准确性，使用三种指标展开评估工作，具体如下：

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (D_i - d_i)^2} \quad (11)$$



图 4 乐昌峡地区部分滑坡图

Fig. 4 Some landslide maps in Lechangxia

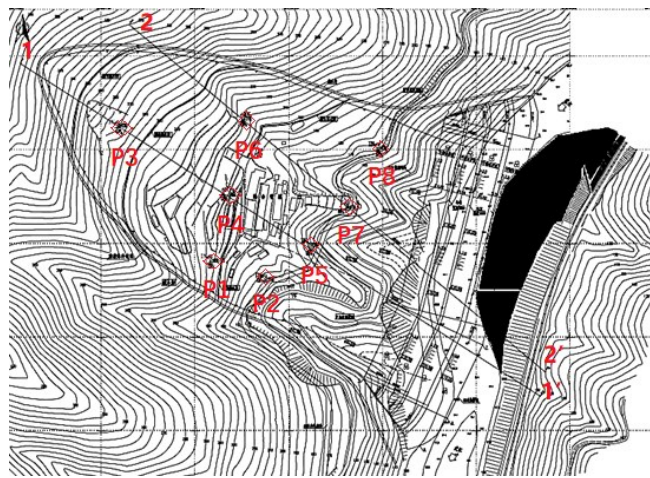


图 5 鹅公带滑坡体平面示意

Fig. 5 Plane indication of landslide body in Egongdai

表 1 乐昌峡系统导出数据

Table 1 Data derived from Lechangxia system

样本	日降雨/mm	渗压/m	位移变形/mm	样本	日降雨/mm	渗压/m	位移变形/mm
1	0.000	233.000	0.660	16	0.000	234.047	0.172
2	10.500	233.908	0.667	17	0.000	234.307	0.245
3	32.500	233.941	0.572	18	11.000	234.430	0.339
4	11.000	233.891	0.169	19	0.000	234.386	0.110
5	24.500	233.833	0.433	20	0.000	234.321	0.110
6	0.000	233.861	0.393
7	2.000	233.853	0.350	432	1.000	237.212	0.683
8	1.000	233.838	0.397	433	0.000	235.288	1.154
9	1.500	233.826	0.401	434	0.000	234.611	1.677
10	5.500	233.846	0.361	435	0.000	234.576	1.122
11	16.000	233.866	0.386	436	0.000	235.416	1.599
12	11.500	233.863	0.266	437	0.500	234.403	-4.113
13	23.000	233.843	0.276	438	1.500	233.605	-4.044
14	7.500	233.835	0.470	439	0.500	234.497	-3.408
15	4.000	233.869	0.198	440	0.000	234.455	-3.527

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{D_i - d_i}{d_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (D_i - d_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{d}_i - d_i)^2} \quad (13)$$

式中, d_i 指的是实际值, \bar{d}_i 指的是实际值所对应的算术平均值; D_i 为预测值; n 为预测样本的个数。

本文通过建立 BP、PSO-BP、SVM、PSO-SVM 等四种模型来进行 P3 点位移预测, 迭代次数为 100, 此

外种群规模与 k 值分别对应为 20 与 0.6。

从图 6 可以直观地看出拟合精度为 PSO-SVM 模型 > SVM 模型 > PSO-BP 模型 > BP 模型, 且在使用 PSO 算法优化时 BP 和 SVM 模型预测精度明显提高。进一步分析得知, BP 模型均方根误差的降低幅度为 0.21 mm, 计算后得知平均绝对百分误差减小幅值为 1.49%, 此外其拟合优度有所提升, 增幅为 0.18。SVM 模型均方根误差减小 0.20 mm, 计算后得知平均绝对百分误差减小幅值为 0.34%, 此外其拟合优度也有微弱的提升, 增幅为 0.04。

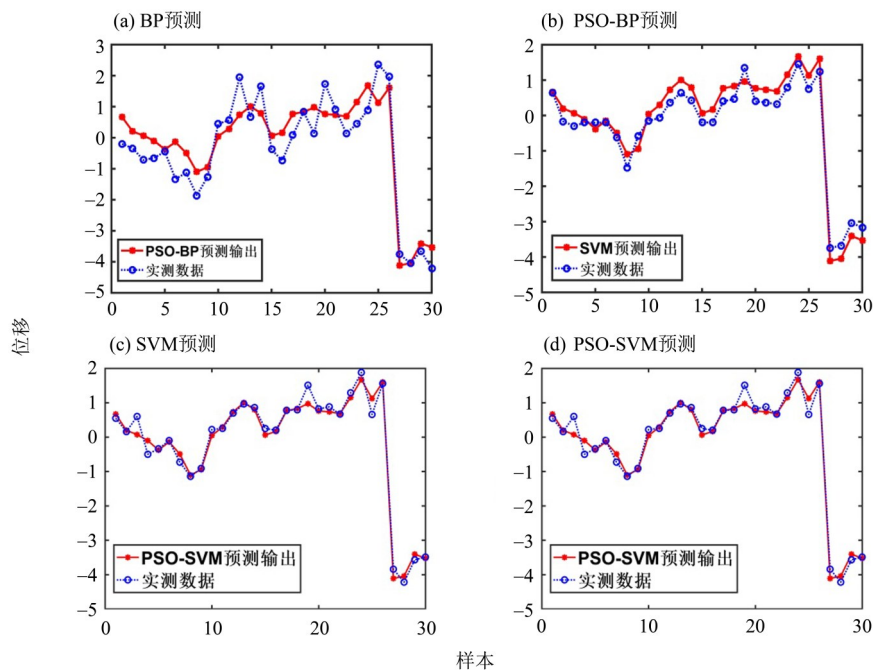


图 6 神经网络预测结果

Fig. 6 Neural network prediction result

(a) BP prediction model、(b) PSO-BP prediction model (c) SVM prediction model、(d) PSO-SVM prediction model

由表 2 可知, SVM 模型相比 BP 模型更适合对滑坡体位移预测, PSO 算法对 BP 和 SVM 模型预测都有较好的优化, 提高了模型预测的准确率。

表 2 误差分析
Table 2 Error analysis

模型	RMSE	MAPE	R^2
BP	0.89	2.77 %	0.67
PSO-BP	0.68	1.28%	0.85
SVM	0.53	1.14%	0.90
PSO-SVM	0.33	0.80%	0.94

2.3 PSO 参数寻优

在本文的分析中, 首先对 PSO 算法展开了迭代步数寻优操作, 使其种群规模为 20, k 为 0.6,

迭代步数从 10 - 1 000 之间进行寻找最佳迭代步数。然后, 选择最佳迭代步数, 令种群规模在 10-200 之间进行寻优。最后, 选择最佳迭代步数和种群规模, 探索最佳 k 值, 选出最优 PSO-SVM 模型。

在对迭代次数进行研究后, 我们从图 7 (a) 图能够直观地看出随着迭代次数的增加, 计算时间呈明显的增加趋势。从图 7 (b) 可知, 当迭代步数在 100 以后 RMSE、 R^2 数值基本不变, MAPE 在迭代次数 500 次后也基本保持不变。对结果数据进行分析, 为节约计算成本, 选择迭代次数为 100 为迭代最优次数, RMSE 为 0.332 9 mm, MAPE 为 0.797%, R^2 为 0.94。

当迭代次数与 k 值分别为 100 与 0.6 时, 此时要求种群规模介于 10~200 之间, 在此基础上展开寻优工作。

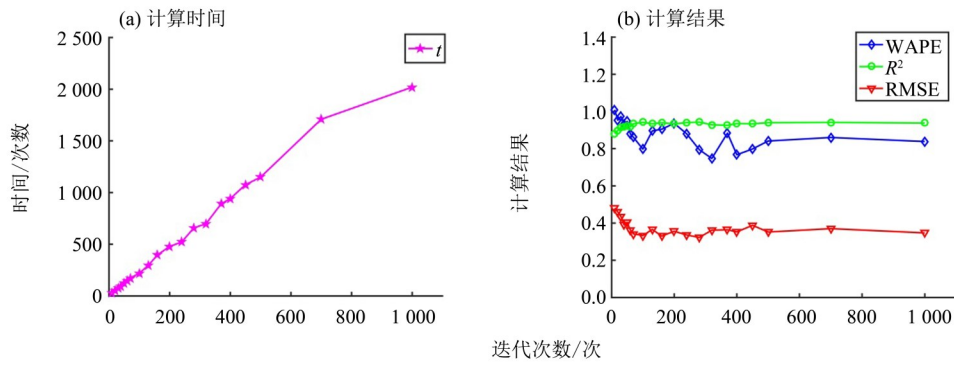


图 7 计算时间和结果随迭代次数的变化

Fig. 7 Calculation time and results change with the number of iterations

如图 8 (a) 所示, 随着种群规模的增加, 计算时间呈明显的直线增加趋势。从图 8 (b) 可以看出: 种群规模在 10~200 之间总体变化不大, 但整体预测精度与图 7 (b) 相比已经有所提高; 当

种群规模为 30 时, RMSE 为 0.263 4 mm, MAPE 为 0.75%, R^2 为 0.964。此时种群规模最优参数为 30。将迭代次数确定为 100, 同时种群规模达到 30, 要求 k 介于 0~1 范围内, 由此展开寻优工作。

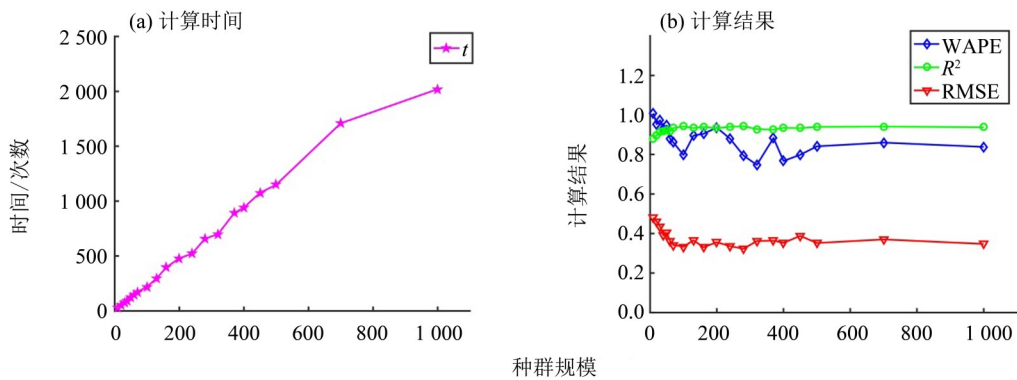


图 8 计算时间和结果随种群规模的变化

Fig. 8 Calculation time and results RMSE, MAPE, R2 as a function of population size

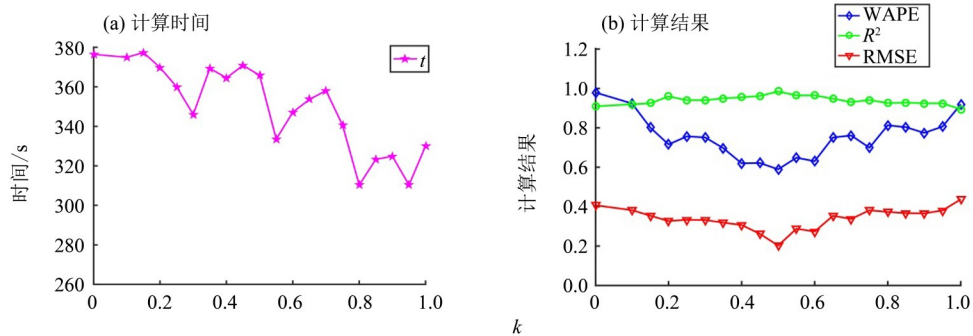


图 9 计算时间和结果的 RMSE、MAPE、 R^2 随 k 变化图

Fig. 9 RMSE, MAPE, R^2 under different calculation time and results change with k

基于对图 9 (a) 的分析得知, 如果 k 值持续增加, 那么模型计算时间则表现出持续下降的趋势。从图 (b) 曲线可以看出 RMSE、MAPE 在 0~0.5 之间呈减小趋势, 在 0.5~1 之间呈增长趋势。 R^2 曲线变化则与之相反。不难看出, 当 k 为 0.5 时,

PSO-SVM 模型预测准确率最高。此时, RMSE、MAPE、 R^2 分别为 0.202 mm、0.589%、0.985。

通过上述研究, 发现迭代次数、种群规模、 k 分别为 100、30、0.5 时得到最优 PSO-SVM 模型, 此时 RMSE、MAPE、 R^2 分别为 0.202 mm、

0.589%、0.985, 如图 10 所示。

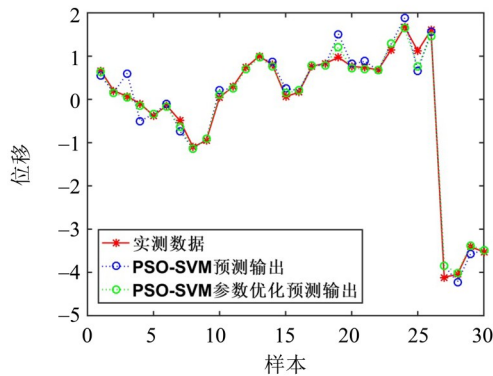


图 10 PSO-SVM 模型参数优化预测对比图

Fig. 10 PSO-SVM model parameter optimization prediction comparison chart

参考文献:

- [1] 李明, 曾金志. 基于 ARIMA 模型的大坝滑坡体表面位移监测分析预报[J]. 东华理工大学学报(自然科学版), 2016(S1): 17-20.
LI M, ZENG J Z. Monitoring, analysis and forecast of surface displacement of dam landslide based on ARIMA model [J]. Journal of East China University of Technology: Natural Science, 2016(S1): 17-20.
- [2] DAI F C, LEE C F, NGAI Y Y. Landslide risk assessment and management: an overview [J]. Engineering Geology, 2002, 64(1): 65-87.
- [3] JIANG J W, EHRET D, XIANG W, et al. Numerical simulation of Qiaotou Landslide deformation caused by drawdown of the three gorges reservoir, China [J]. Environmental Earth Sciences, 2011, 62(2): 411-419.
- [4] LEE K T, HO J Y. Prediction of landslide occurrence based on slope-instability analysis and hydrological model simulation [J]. Journal of Hydrology, 2009, 375(3): 489-497.
- [5] CHENG L, ZENG Z G, YAO W, et al. Multiple neural networks switched prediction for landslide displacement [J]. Engineering Geology, 2015, 186: 91-99.
- [6] ZENGY, YAN E C, LI C F, et al. Application of multi-variable time series based on RBF neural network in prediction of landslide displacement [C]// Proceedings of 2008 International Workshop on Chaos-Fractals Theories and Applications & the 9th International Conference for Young Computer Scientists, 2008: 15-20.
- [7] CAI Z L, XU W Y, MENG Y D, et al. Prediction of landslide displacement based on GA-LSSVM with multiple factors [J]. Bulletin of Engineering Geology & the Environment, 2016, 75(2): 637-646.
- [8] 白航, 王伟竹, 姚清河. 某水下机器人阻力特性的数值模拟 [J]. 中山大学学报(自然科学版), 2018, 57(1): 150-159.
BAI H, WANG W Z, YAO Q H. Numerical simulation of the resistance character of an underwater vehicle [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2018, 57(1): 150-159.
- [9] 冯立文, 姚清河, 苏炜等人. 洪湾渔港工程潮流泥沙的输运特性 [J]. 中山大学学报(自然科学版), 2019, 58(1): 56-64.
FENG L W, YAO Q H, SU W, et al. Transportation characteristic analysis of tidal current sediment in Hongwan fishing port [J]. Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni, 2019, 58(1): 56-64.
- [10] 李桥, 巨能攀, 黄健, 等. 基于 EEMD 与 SE 的 IPSO-LSSVM 耦合模型在坝肩边坡变形预测中的应用 [J]. 长江科学院院报, 2019, 36(12): 47-53.
LI Q, JU N P, HUANG J, et al. A prediction method for abutment slope deformation based on IPSO-LSSVM model integrating ensemble empirical mode decomposition and sample entropy [J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2019, 36(12): 47-53.
- [11] 魏博文, 熊威, 李火坤, 等. 融合混沌残差的大坝位移蛙跳式组合预报模型 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(9): 1272-1278.
WEI B W, XIONG W, LI H K, et al. Dam Deformation forecasting of leapfrog combined model merging re-

3 结论

针对滑坡体的变形预测问题, 本文建立了 BP、PSO-BP、SVM、PSO-SVM 四种模型, 在此基础上开展了参数寻优工作, 由此得到了 PSO-SVM 模型。通过参数优化分析, 明确了三大参数与模型变化之间的相关关系。进行了 PSO 算法的迭代次数、种群规模、 k 参数分析, 由此确定出最佳值, 加强了 PSO 对 SVM 模型 c 、 g 参数的寻优功能, 进一步提高了预测结果的准确性。最终的计算结果表明, 参数寻优后的 PSO-SVM 模型, 优于 BP、SVM、PSO-BP 模型, 是一种有效的滑坡体位移预测新方法, 为目前滑坡体监测困难提供了一条简便的监测方法。

- sidual errors of chaos[J]. *Geomatics & Information Science of Wuhan University*, 2016,41(9):1272-1278.
- [12] LIAN C,ZENG Z G,YAO W, et al. Displacement prediction model of landslide based on a modified ensemble; empirical mode decomposition and extreme learning machine [J]. *Natural Hazards*, 2013, 66 (2) : 759-771.
- [13] 彭令,牛瑞卿,吴婷. 时间序列分析与支持向量机的滑坡位移预测[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2013,47(9): 1672-1679.
- PENG L, NIU R Q, WU T. Time series analysis and support vector machine for landslide displacement prediction[J]. *Journal of Zhejiang University(Engineering Science)*,2013,47(9): 1672-1679.
- [14] ZHOU C, YIN K L, CAO Y, et al. A novel method for landslide displacement prediction by integrating advanced computational intelligence algorithms [J]. *Scientific Reports*, 2018,8(1):47-53.
- [15] 易庆林,曾怀恩,黄海峰. 利用BP神经网络进行水库滑坡变形预测[J]. *水文地质工程地质*, 2013,40(1): 124-128.
- YI Q L,ZENG H E,HUANG H F. Reservoir landslide deformation forecast using BP neural network [J]. *Hydrogeology and Engineering Geology*, 2013, 40 (1) : 124-128.
- [16] MIAO F S , WU Y , XIE Y P , et al. Research on progressive failure process of Baishuihe landslide based on Monte Carlo model [J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2017,31:1683-1696.
- [17] KANGA F, LIA J J, ZHAOA S Z, et al. Structural health monitoring of concrete dams using long-term air temperature for thermal effect simulation[J]. *Engineering Structures* , 2019,180: 642 - 653.
- [18] 张文明,董增川,朱成涛,等. 基于粒子群算法的水文模型参数多目标优化研究[J]. *水利学报*, 2008, 39(5): 20-26.
- ZHANG W M,DONG Z C,ZHU C T, et al. Automatic calibration of hydrologic model based on multi-objective particle swarm optimization method [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2008,39(5): 20-26.
- [19] 王问宇,袁鹏,邵骏,等. 改进粒子群算法在新安江模型参数优选中的应用[J]. *水力发电*, 2008, 34(8): 14-16.
- WANG W Y, YUAN P, SHAO J, et al. Application of improved particle swarm algorithm to the parameter selection optimization of Xin'anjiang Model [J]. *Journal of Hydropower*, 2008, 34(8): 14-16.
- [20] 齐红,任洪娥,贾鹤鸣,等. 基于改进 PSO 神经网络的微米木纤维切削参数优化[J]. *中山大学学报(自然科学版)*, 2018,57(2): 116-122.
- QI H, REN H E, JIA H M, et al. Optimization study of cutting parameters of micron wood fiber based on improved PSO neural network[J]. *Acta Scientiarum Naturalium Universitatis Sunyatseni*, 2018, 57 (2) : 116-122.
- [21] SHI Y , EBERHART R C . Empirical study of particle swarm optimization [C]// *Congress on Evolutionary Computation*. IEEE, 2002.
- [22] 王维博,林川,郑永康. 粒子群算法中参数的实验与分析[J]. *西华大学学报(自然科学版)*, 2008,27(1): 76-80.
- WANG W B, LING C, ZHENG Y K. Experiment and analysis of parameters in particle swarm optimization [J]. *Journal of Xihua University (Natural Science Edition)*, 2008,27(1): 76-80.
- [23] 丁根宏,曹文秀. 改进粒子群算法在水库优化调度中的应用[J]. *南水北调与水利科技*, 2014,12(1): 118-121.
- DING G H, CAO W X. Application of improved particle swarm optimization algorithm in optimal operation of reservoir[J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2014,12(1): 118-121.
- [24] KENNEDY J , EBERHART R . Particle swarm optimization [C]// *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995.
- [25] 沈学利,张红岩,张纪锁. 一种新的改进粒子群优化算法[J]. *计算机仿真*,2011,28(3): 246-249.
- SHEN X L, ZHANG H Y, ZHANG J S. A new improved particle swarm optimization algorithm [J]. *Computer Simulation*, 2011,28(3): 246-249.
- [26] 刘欣蔚,王浩,雷晓辉,等. 粒子群算法参数设置对新安江模型模拟结果的影响研究[J]. *南水北调与水利科技*, 2018,16(1): 69-74.
- LIU X W, WANG H, LEI X H , et al. Influence of parameter settings in PSO algorithm on simulation results of Xin'anjiang model [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2018, 16 (1) : 69-74.