

基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型

张 石,郑东健,陈卓研

(河海大学水利水电学院,江苏 南京 210098)

摘要:针对传统随机森林参数寻优方法的不足,引入均衡惯性权重和自适应变异对粒子群优化算法进行改进,提出了一种基于改进粒子群优化算法和随机森林算法(改进 PSO-RF 算法)的大坝变形预测模型。实例验证结果表明,在计算效率方面,与传统网格搜索法相比,改进 PSO-RF 算法显著提升了模型的寻优速度;在预测精度和稳定性方面,基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型明显优于长短期记忆网络、支持向量机和 BP 神经网络模型。

关键词:随机森林;变形预测;粒子群优化;惯性权重;自适应变异

中图分类号:TV698.1 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2022)06-0039-06

Dam deformation prediction model based on improved PSO-RF algorithm//ZHANG Shi,ZHENG Dongjian, CHEN Zhuoyan(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In view of the shortcomings of traditional random forest parameter optimization methods, the particle swarm optimization algorithm was improved by introducing equalizing inertia weight and adaptive mutation, and a dam deformation prediction model based on improved particle swarm optimization algorithm and random forest algorithm(improved PSO-RF algorithm) was proposed. The example analysis shows that in terms of computational efficiency, compared with traditional grid search method, the improved PSO-RF algorithm significantly improves the optimization speed of the model. In the aspects of prediction accuracy and stability, the dam deformation prediction model based on the improved PSO-RF algorithm is obviously better than long short-term memory, support vector machine and BP neural network.

Key words: random forest; deformation prediction; particle swarm optimization; inertia weight; adaptive mutation

变形监测是国内外大坝安全监控的主要内容,根据变形及环境量监测值构建大坝变形预测模型,可以有效预测坝体的位移变化规律及发展趋势,进而分析其服役状态,对大坝安全运行具有重要意义^[1]。由于影响大坝变形的因素复杂,常用的逐步回归、多元回归等回归分析方法易受变量多重共线性的影响,导致预测模型精度较低^[2-4]。随着人工智能和大数据分析技术的发展,支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、长短期记忆网络(LSTM)、极端梯度提升(XGBoost)等机器学习算法在大坝变形预测中得到广泛应用^[5-8],进一步提升了模型预测效果。然而,上述机器学习模型在应用过程中均存在不足之处,如支持向量机的模型超参数难以选取,神经网络模型易陷入局部极值以及存在过拟合问题等^[9]。

随机森林(RF)算法由 Breiman 在 2001 年提出^[10],能有效解决多参数之间的非线性映射问题,由于其具备预测精度高、训练速度快等优势,已在生

物学、地质学等领域得到广泛应用^[11-12],近年来也逐渐在大坝安全监控领域得到关注^[13]。田菊飞等^[14]基于随机森林算法构建大坝应力预测模型,采用经验法选取算法参数。仝晓哲等^[15]基于网格搜索法建立了网络搜索法-随机森林(GSM-RF)大坝变形预测模型,通过遍历搜索寻找随机森林模型的最优参数组合,并结合实例验证表明该模型具有较强的预测性能。陈诗怡等^[16]通过试算得到随机森林算法的最优参数,并以此建立混凝土坝变形预测模型。曾永军等^[17]在建立基于随机森林算法的混凝土坝变形预测模型的过程中,同样采用经验法进行参数寻优。总结前人研究成果可知,经验法和网格搜索法是随机森林参数寻优的常用方法,但这两种传统方法均存在较大局限性,前者由于主观性较强,容易陷入局部极值,进而导致算法预测性能下降;后者虽然能获得较好的寻优结果,但计算效率低,且受网格结构影响较大。目前,在计算智能领

基金项目:国家自然科学基金(52179128)

作者简介:张石(1998—),男,硕士研究生,主要从事水工结构安全监控研究。E-mail: zhangshi@hhu.edu.cn

通信作者:郑东健(1965—),男,教授,博士,主要从事水工结构安全监控研究。E-mail: zhengdj@hhu.edu.cn

域,粒子群优化(PSO)算法、蚁群(ACO)算法、人工鱼群(AFS)算法等群体智能算法因原理简单、收敛速度快、准确性高,已成为求解优化问题的常用方法^[18]。本文引入自适应变异和均衡惯性权重对 PSO 算法进行改进,提出一种基于改进 PSO 算法和 RF 算法(即改进 PSO-RF 算法)的大坝变形预测模型,并以某混凝土拱坝为例,通过对比 GSM-RF、LSTM、SVM 和 BP 神经网络(BPNN)模型,验证了本文所提出模型(即 RSO-RF 模型)的预测性能。

1 RF 算法原理

RF 算法的基本原理为集成学习,其实质是包含若干决策树的分类器。该算法通过组合随机形成的决策树,形成一个预测性能更加稳定的强分类器,最终由所有决策树的预测结果综合决定输出值。

1.1 决策树算法

决策树算法属于归纳学习算法中的一种。在回归预测中,决策树采用 CART (classification and regression tree)算法^[19],即从根节点开始,根据 Gini 指数最小原则选择最优属性,然后采用二分递归方法进行属性分裂和构造节点,直到满足条件时停止分裂并形成叶节点。决策树的预测建立在根节点至叶节点的路径上,输入数据经过的路径不同,产生的预测结果不同。相对于其他数据挖掘算法,决策树算法简单方便,计算速度快,且便于解释生成规则。

1.2 集成学习

由于单分类器在数据结构复杂、数据质量参差不齐等条件下存在局限性,集成学习逐渐成为大数据挖掘和分析的有效手段^[20],其基本方法是以某种规则或者方式综合若干基分类器的预测结果,从而有效避免单分类器存在的过拟合问题,以增强学习系统的泛化能力。按照基分类器是否关联,集成学习算法可分为无关联的 Bagging 系列算法和有关联的 Boosting 系列算法,而 RF 算法就是 Bagging 系列算法的代表。经典的 Bagging 系列算法通过自助法对原始样本进行有放回抽样,在生成的若干新样本集上分别训练基分类器,最后组合所有基分类器得到最终的集成分类器。在传统 Bagging 算法的基础上,RF 算法引入随机特征选择,即在构建基分类器时,随机选取内部节点的分裂属性集,以进一步增加决策树的多样性,提高预测性能。

1.3 RF 算法流程

- 采用自助抽样法随机生成 n 组训练样本集,并基于每组新样本构建决策树模型。
- 在每个内部节点(非叶子节点)选择属性时,从样本集的所有属性中随机抽取若干个属性作

为该节点的属性集,并以 CART 算法的评价规则选取最优属性进行分裂,直到决策树生长完全。在决策树的生长过程中,不进行剪枝处理。

- 输入测试样本集,每颗决策树计算生成一个预测值。在综合所有预测值的基础上,得出最终结果。对于回归问题,取所有决策树预测值的加权平均值作为最终预测值。

算法流程如图 1 所示。

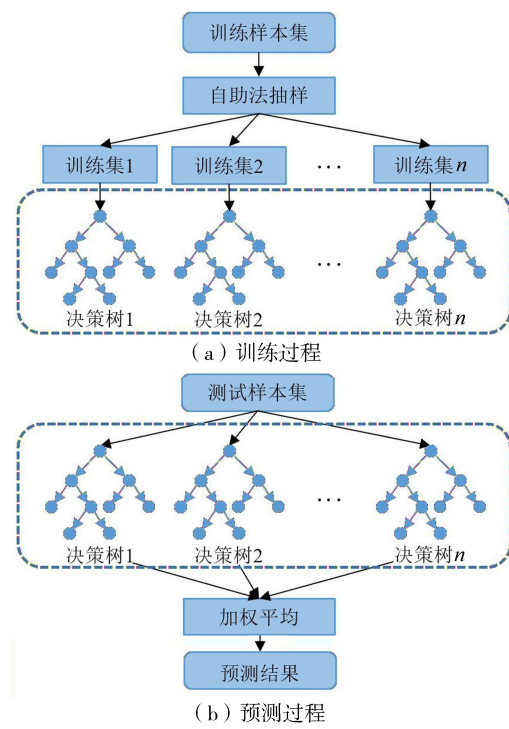


图 1 RF 算法流程示意图

2 改进 PSO-RF 算法

2.1 PSO 算法原理

PSO 算法源于对群鸟觅食行为的研究,是一种求解优化问题的群体智能算法^[21]。算法中每个粒子具有位置和速度两个基本属性。位置代表寻优问题的潜在解,经适应度函数计算后对应各粒子的适应度值。粒子的速度会随着自身和全局粒子的极值在每次迭代过程中进行动态调整和更新,从而决定下一迭代步中粒子的移动方向和距离,具体更新公式如下:

$$v_{id}^{(k+1)} = wv_{id}^{(k)} + s_1r_1(P_{id}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) + s_2r_2(P_{gd}^{(k)} - X_{id}^{(k)}) \quad (1)$$

$$X_{id}^{(k+1)} = X_{id}^{(k)} + v_{id}^{(k+1)} \quad (2)$$

式中: $v_{id}^{(k)}$ 、 $X_{id}^{(k)}$ 、 $P_{id}^{(k)}$ 分别为粒子 i 在第 d 维搜索空间经历第 k 次迭代后的速度、位置和个体极值; $P_{gd}^{(k)}$ 为种群在第 d 维搜索空间经历第 k 次迭代后的全局极值; s_1 、 s_2 为非负的加速度因子; r_1 、 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数; w 为惯性权重。经过若干次迭代更新后,即可实现可解空间中的参数寻优。

2.2 PSO 算法的改进

PSO 算法原理简单,收敛速度快,通用性强,但当数据复杂程度较大、维度较高、参数设置不当时,容易产生早熟收敛、搜索精度低、后期迭代效率不高等问题^[22]。随着迭代的进行,算法逐渐从全局搜索阶段转入局部搜索阶段。不同阶段对算法寻优能力的要求有所区别,前期搜索范围大,需在重视多样性的同时提高搜索效率,而后期更加注重算法的收敛能力,同时也要减少多样性的损失,以避免算法早熟收敛。动态调整 w 可使 PSO 算法在各阶段取得更好的寻优效果^[23],本文选取线性递减惯性权重来更好地均衡算法的全局搜索和局部搜索能力,其表达式为

$$w_k = w_1 - (w_1 - w_2)k/k_{\max} \quad (3)$$

式中: k 为当前迭代次数; $k_{\max}$ 为最大迭代次数; w_k 为第 k 次迭代时的惯性权重; w_1 、 w_2 分别为惯性权重的初始值和结束值。

在迭代过程中,PSO 算法可能会由于收敛速度过快而陷入局部极值,从而过早收敛。针对早熟收敛问题,引入遗传算法中的变异操作,即在每次迭代过程中,以一定概率初始化粒子位置,从而使部分粒子跳出先前搜索到的局部最优位置,在更大范围内重新开展搜索。

2.3 基于改进 PSO 算法的 RF 模型参数寻优步骤

步骤 1 设置最大迭代次数和种群规模,并初始化粒子位置和速度。搜索空间的维度由寻优参数数量决定。为防止盲目搜索,粒子各维度的位置和速度根据各寻优参数范围设定最大值与最小值。

步骤 2 设置均方误差为适应度函数,将粒子位置信息代入适应度函数计算各粒子初始适应度值。取初始粒子适应度值为个体极值,当前个体最优值为全局极值。

步骤 3 动态调整 w ,根据个体极值和全局极值更新下一代粒子的速度和位置。当粒子速度或位置超过最大值或低于最小值时,取相应最值。执行自适应变异操作,以一定概率初始化部分粒子位置。

步骤 4 计算各粒子适应度值,将当前迭代步各粒子适应度值与自身极值、全局极值作对比,更新并记录个体最优与全局最优适应度值及相应位置。

步骤 5 判断是否满足终止条件,即迭代次数是否达到最大值。满足,则输出全局最优适应度值,其对应位置即为随机森林模型的最优参数组合;不满足,则重复步骤 3 和 4,直到满足终止条件。

3 基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型构建

3.1 模型输入变量

影响大坝变形的因素复杂,包括水压、温度、渗流、施工、地基及时效等。根据混凝土拱坝运行期水

平位移的主要成因,构建模型输入变量为水压因子、温度因子和时效因子^[1],共 10 项,分别为水压因子 $h-h_0$ 、 $h^2-h_0^2$ 、 $h^3-h_0^3$ 、 $h^4-h_0^4$,温度因子 $\sin \frac{2\pi t}{365}$ 、 $\sin \frac{2\pi t_0}{365}$ 、 $\cos \frac{2\pi t}{365}$ 、 $\cos \frac{2\pi t_0}{365}$ 、 $\sin \frac{4\pi t}{365}$ 、 $\sin \frac{4\pi t_0}{365}$ 、 $\cos \frac{4\pi t}{365}$ 、 $\cos \frac{4\pi t_0}{365}$,时效因子 $\theta-\theta_0$ 、 $\ln\theta-\ln\theta_0$ 。其中 h 为监测日的坝前水深; h_0 为起测日的坝前水深; t 为监测日至起测日的累计天数; t_0 为建模起始日至起测日的累积天数; θ_0 为 0.01 t_0 ; θ 为 0.01 t 。

3.2 模型参数

影响 RF 模型性能的主要参数为决策树个数即训练样本集个数 n 和内部节点随机抽取的分裂变量数 m 。 n 一般不小于 100,默认值为 500, m 默认值为总变量数的算术平方根并向下取整。选取 n 、 m 为改进 PSO 算法的目标参数进行寻优,并将 RF 模型拟合结果的均方误差 M_{SE} 设定为适应度函数,以迭代计算出的 M_{SE} 最小值所对应的位置为 n 和 m 的最优组合。

3.3 建模流程

- 步骤 1** 读取原始数据,并对数据进行预处理。
- 步骤 2** 将样本集分为训练集和测试集,一般测试集的比例为总样本数的 10% ~ 20%。
- 步骤 3** 将训练集数据输入改进 PSO-RF 算法,通过粒子群优化算法迭代寻优,得出随机森林模型的最优参数组合。
- 步骤 4** 将测试集数据输入参数优化后的随机森林模型,得到预测结果。
- 步骤 5** 通过对比模型预测值和实际值,并计算均方误差 M_{SE} 、平均绝对误差 M_{AE} 和决定系数 R^2 ,分析模型预测效果。

综上,基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型的具体建模流程见图 2。

4 模型验证

4.1 工程概况

某水库位于安徽省六安市,流域面积为 745 km²,枢纽工程由拦河坝、泄洪中孔、泄洪隧洞、电站厂房等建筑物组成。水库拦河坝为碾压混凝土双曲拱坝,最大坝高 104.60 m。大坝工作性态总体正常,安全监测系统较为全面,已基本实现水位、变形、应力、应变、温度、渗流、滑坡及松动体等多方面的自动化数据采集与监测。大坝主体共分为 12 个坝段,在 2 号、4 号、6 号、8 号、11 号坝段各设 1 组正倒垂系统,用于监测坝体及坝顶的水平位移。垂线测点共 16 个,具体布置情况如图 3 所示(图中 1 ~

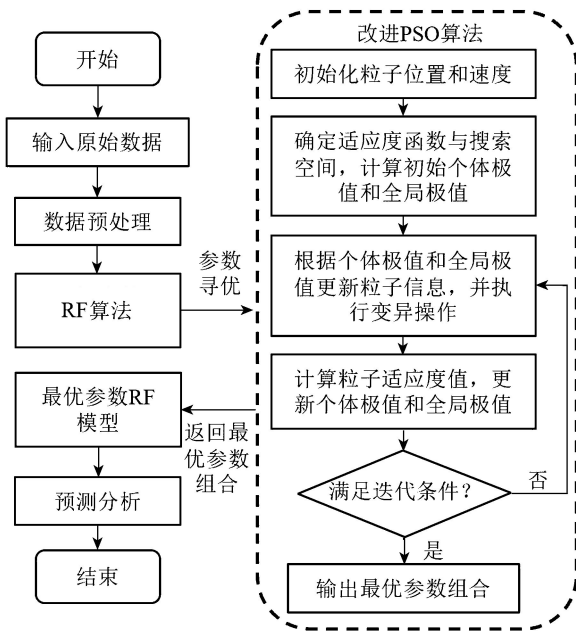


图2 基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型流程

12 为坝段号, PP-1 至 PP-16 为垂线测点, 其中 PP-1、PP-3、PP-4、PP-5、PP-6、PP-9、PP-11、PP-12 为正垂线测点, PP-2、PP-7、PP-8、PP-10、PP-13、PP-14、PP-15、PP-16 为倒垂线测点)。

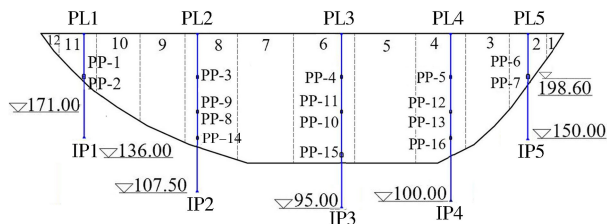


图3 大坝垂线测点布置(单位:m)

选取 4 号坝段 171.00 m 高程处 PP-13 测点的 900 组径向位移监测数据为研究对象, 时间为 2016 年 10 月 29 日至 2019 年 4 月 16 日。将前 720 组监测数据(2016 年 10 月 29 日至 2018 年 10 月 18 日)作为训练集, 后 180 组监测数据(2018 年 10 月 19 日至 2019 年 4 月 16 日)作为测试集。

4.2 模型参数寻优

对于 RF 模型的参数寻优, 目前主要采用经验法和网格搜索法(GSM)。本文采用改进 PSO 算法对 RF 模型参数进行寻优, 并在计算效率和寻优性能方面与 GSM 进行对比。由于经验法主观性较强, 应用局限性较大, 不作为本文模型比较对象。

4.2.1 基于 GSM 的模型参数寻优

GSM 在设定参数区间和寻优步长的基础上构建搜索空间, 以拟合精确度为评价指标, 通过遍历每一种参数组合进行寻优。先设定 n 和 m 的搜索区间和寻优步长, 对于参数 n , 设置区间为 $[100, 1000]$, 寻优步长为 2; 对于参数 m , 设置区间为

$[1, 10]$, 寻优步长为 1, 故网格节点总数为 4510 个。目标函数为均方误差 M_{SE} 。经计算, 得到最优参数组合为 $n=342, m=9$, 最小均方误差为 0.00434, 寻优时长为 5987 s。

4.2.2 基于改进 PSO 算法的模型参数寻优

改进 PSO 算法的相关参数设置如下: 最大迭代次数为 200, 粒子总数为 20, 加速度因子 s_1, s_2 均为 2, 惯性权重初始值 w_1 和结束值 w_2 分别为 0.9、0.5。同样设置参数 n, m 的寻优区间分别为 $[100, 1000]$ 、 $[1, 10]$, 适应度函数为均方误差 M_{SE} 。通过改进 PSO 算法进行参数寻优, 当迭代次数达到设定值后终止迭代, 具体迭代收敛过程见图 4。由图 4 可知, 相比于常规 PSO 算法, 改进 PSO 算法由于引入线性递减惯性权重和自适应变异, 有效避免了局部极值, 寻优精度更高, 并且寻优速度更快, 在第 33 次迭代时已收敛至最优结果, 得到最小均方差为 0.00427, 对应最优参数组合为 $n=407, m=9$ 。记录寻优时长为 753 s。

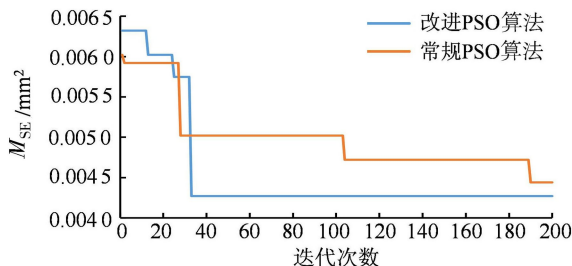


图4 改进 PSO 及常规 PSO 算法迭代收敛过程

4.3 模型训练和预测

基于 GSM 和改进 PSO 两种不同寻优算法得到的最优参数组合分别构建随机森林模型, 并输入测试集数据进行预测。同时, 为验证本文模型预测性能的优劣, 在相同训练集数据的基础上构建基于 LSTM、SVM 和 BPNN 的大坝变形预测模型, 同样对测试集数据进行预测。5 种预测模型的超参数取值如表 1 所示, 对应的预测曲线及残差过程线见图 5。由图 5 可知, 5 种模型均取得了较好的训练效果, 但 SVM 模型和 BPNN 模型由于受超参数取值、陷入局部极值等因素的影响产生了较为明显的过拟合现象, 导致其在测试集的预测中精度较差, 而 GSM-RF 模型和改进 PSO-RF 模型基于集成学习的优势, 泛化能力较强, 有效地避免了过拟合的问题, 在预测中表现较好。另外, 基于 dropout 技术^[4]的 LSTM 模型也未出现明显的过拟合问题, 但由于模型结构复杂, 且不能完全克服长序列预测中的梯度问题, 预测效果不及两种 RF 模型。

为进一步分析比较这 5 种模型的预测效果, 选取 M_{SE} 、 M_{AE} 和 R^2 作为评价指标进行计算, 结果见

表1 5种大坝变形预测模型的超参数取值范围及寻优值

模型	超参数	取值范围	寻优值
GSM-RF	决策树个数	[100,1000]	342
	分裂变量数	[1,10]	9
改进 PSO-RF	决策树个数	[100,1000]	407
	分裂变量数	[1,10]	9
LSTM	第一隐含层单元数	[1,150]	86
	第二隐含层单元数	[1,150]	50
SVM	惩罚因子	[0.1,100]	90.1
	核函数参数	[0.1,10]	0.2
BPNN	隐含层节点数	[1,20]	6

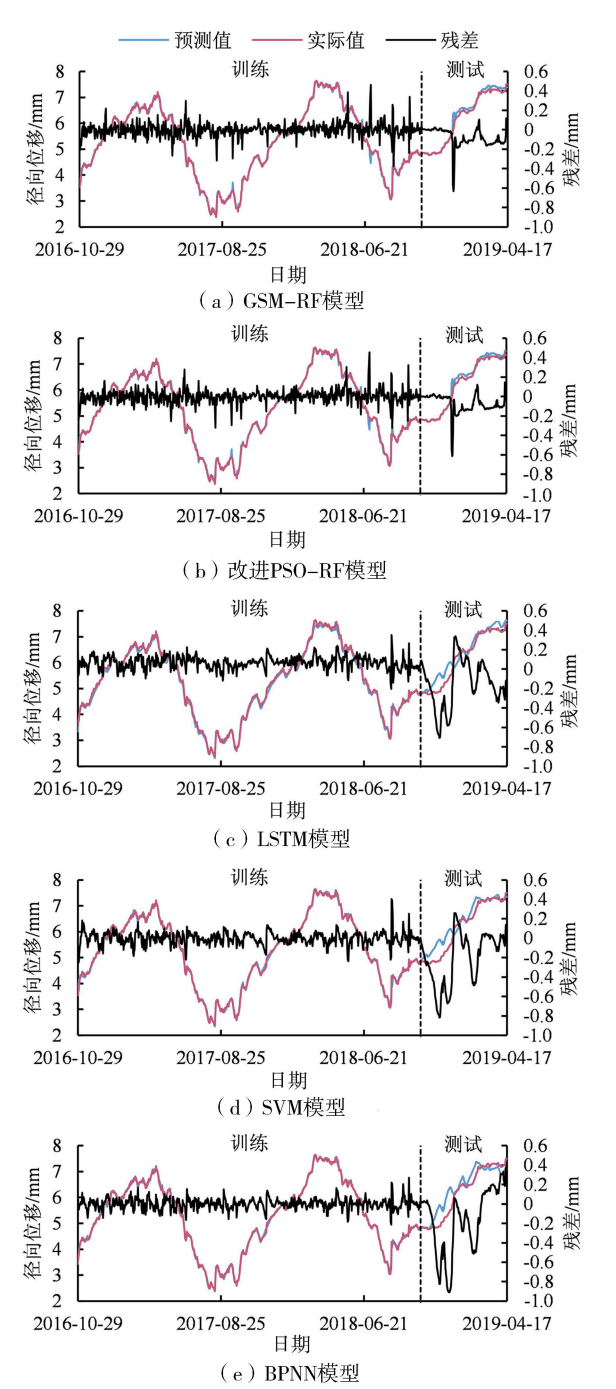


图5 5种大坝变形预测模型的预测曲线及残差过程线

表2.由表2可知,在训练集中,5种模型均达到了非常高的拟合程度;而在测试集的预测中,本文模型的

3项指标明显优于 LSTM、BPNN 和 SVM 模型,略优于 GSM-RF 模型,表明其预测性能更强,稳定性更好。同时,两种 RF 模型预测效果相近也说明两种算法得出的 RF 参数已接近最优,但改进 PSO-RF 算法收敛速度更快,在第 33 次迭代时即得到最优参数组合,且参数寻优时长相较 GSM 缩短 87.42%,进一步验证了 GSM-RF 模型可以在保证较高预测性能的基础上大幅度提高计算效率的结论。

表2 5种大坝变形预测模型预测性能比较

模型	训练集			测试集		
	M_{SE}/mm^2	M_{AE}/mm	R^2	M_{SE}/mm^2	M_{AE}/mm	R^2
GSM-RF	0.004	0.046	0.997	0.016	0.086	0.983
改进 PSO-RF	0.004	0.046	0.997	0.015	0.084	0.984
LSTM	0.008	0.078	0.995	0.083	0.226	0.914
SVM	0.004	0.044	0.998	0.116	0.249	0.879
BPNN	0.003	0.042	0.998	0.141	0.283	0.852

5 结 论

- a. 与传统网格搜索法相比,改进 PSO 算法可在保证模型寻优精度的同时,显著提升寻优速度,有效解决了 RF 算法的参数寻优问题。
- b. 基于改进 PSO-RF 算法的大坝变形预测模型的预测性能出色,预测精度和稳定性明显优于 LSTM、SVM 和 BPNN 模型,略优于 GSM-RF 模型。
- c. GSM-RF 模型的适用性较强,稍加修改即可应用于其他混凝土坝型,为高精度预测大坝变形提供了一种新途径。

参考文献:

[1] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 北京:高等教育出版社,2003.

[2] ZHENG Sen, SHAO Chenfei, GU Chongshi, et al. An automatic data process line identification method for dam safety monitoring data outlier detection[J]. Structural Control and Health Monitoring,2018:e2948.

[3] CHEN Bo, HUANG Zishen, BAO Tengfei, et al. Deformation early-warning index for heightened gravity dam during impoundment period[J]. Water Science and Engineering,2021,14(1):54-64.

[4] 欧斌,吴邦彬,袁杰,等. 基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):21-26. (OU Bin, WU Bangbin, YUAN Jie, et al. LSTM-based deformation prediction model of concrete dams[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022,42(1):21-26. (in Chinese))

[5] 牛景太. 基于奇异谱分析与 PSO 优化 SVM 的混凝土坝变形监控模型[J]. 水利水电科技进展,2020,40(6):60-65. (NIU Jingtai. Dam deformation monitoring model

- based on singular spectrum analysis and SVM optimized by PSO[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2020, 40(6): 60-65. (in Chinese))
- [6] 贾强强, 苏怀智, 郭芝韵, 等. 基于 NMEA-BP 大坝变形监测模型研究[J]. *水利水电技术*, 2018, 49(1): 70-74. (JIA Qiangqiang, SU Huaizhi, GUO Zhiyun, et al. NMEA-BP based study on dam deformation monitoring model[J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2018, 49(1): 70-74. (in Chinese))
- [7] 侯回位, 郑东健, 刘永涛, 等. 基于 EEMD-SE-LSTM 的混凝土坝变形监测模型[J]. *水利水电科技进展*, 2022, 42(1): 61-66. (HOU Huiwei, ZHENG Dongjian, LIU Yongtao, et al. Deformation monitoring model of concrete dams based on EEMD-SE-LSTM[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2022, 42(1): 61-66. (in Chinese))
- [8] 徐刼, 苏怀智, 杨立夫. 基于 GP-XGBoost 的大坝变形预测模型[J]. *水利水电科技进展*, 2021, 41(5): 41-46. (XU Ren, SU Huaizhi, YANG Lifu. Dam deformation prediction model based on GP-XGBoost[J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2021, 41(5): 41-46. (in Chinese))
- [9] SU Huaizhi, LI Xing, YANG Beibei, et al. Wavelet support vector machine-based prediction model of dam deformation [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 110: 412-427.
- [10] BREIMAN L. Random forests [J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5-32.
- [11] SU Huiyi, SHEN Wenjuan, WANG Jingrui, et al. Machine learning and geostatistical approaches for estimating aboveground biomass in Chinese subtropical forests [J]. *Forest Ecosystems*, 2020, 7(1): 1-20.
- [12] BARAL P, HAP M A. Spatial prediction of permafrost occurrence in Sikkim Himalayas using logistic regression, random forests, support vector machines and neural networks [J]. *Geomorphology*, 2020, 371: 107331.
- [13] GU Hao, YANG Meng, GU Chongshi, et al. A factor mining model with optimized random forest for concrete dam deformation monitoring [J]. *Water Science and Engineering*, 2021, 14(4): 330-336.
- [14] 田菊飞, 苏怀智. 基于随机森林算法的大坝应力预测模型的构建及其应用[J]. *水电能源科学*, 2018, 36(5): 54-56. (TIAN Jufei, SU Huaizhi. Development and application of dam stress prediction model based on random forest algorithm[J]. *Water Resources and Power*, 2018, 36(5): 54-56. (in Chinese))
- [15] 全晓哲, 赵黎晨, 王佳明. 随机森林回归在大坝变形预测中的应用研究[C]//2019 年江苏省测绘地理信息学会学术年会论文集. 南京:《现代测绘》编辑部, 2019: 49-51.
- [16] 陈诗怡, 杨杰, 程琳, 等. 基于 Copula-RF 的混凝土坝变形监测模型[J]. *三峡大学学报(自然科学版)*, 2020, 42(2): 18-23. (CHEN Shiyi, YANG Jie, CHENG Lin, et al. Concrete dam deformation monitoring model based on Copula-RF[J]. *Journal of China Three Gorges University (Natural Sciences)*, 2020, 42(2): 18-23. (in Chinese))
- [17] 曾永军, 张俊文, 曹登刚, 等. RS-RF 模型在混凝土坝变形预测中的应用[J]. *水利水电技术*, 2021, 52(5): 82-88. (ZENG Yongjun, ZHANG Junwen, CAO Denggang, et al. Application of RS-RF model in deformation prediction of concrete dam [J]. *Water Resources and Hydropower Engineering*, 2021, 52(5): 82-88. (in Chinese))
- [18] 毛焕宇, 王文东. 融合隶属度函数的自适应惯性权重模式的粒子群优化算法[J]. *计算机应用与软件*, 2020, 37(1): 277-283. (MAO Huanyu, WANG Wendong. Particle swarm optimization based on adaptive inertia weight model with membership function [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(1): 277-283. (in Chinese))
- [19] 罗浩, 郭盛勇, 包为民. 拱坝变形监测预报的随机森林模型及应用[J]. *南水北调与水利科技*, 2016, 14(6): 116-121. (LUO Hao, GUO Shengyong, BAO Weimin. Random forest model and application of arch dam's deformation monitoring and prediction [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2016, 14(6): 116-121. (in Chinese))
- [20] 王奕森, 夏树涛. 集成学习之随机森林算法综述[J]. *信息通信技术*, 2018, 12(1): 49-55. (WANG Yisen, XIA Shutao. A survey of random forests algorithms [J]. *Information and Communications Technologies*, 2018, 12(1): 49-55. (in Chinese))
- [21] 黄显峰, 吴志远, 李昌平, 等. 基于改进粒子群-逐次逼近法的水库调度图多目标优化[J]. *水利水电科技进展*, 2021, 41(2): 1-7. (HUANG Xianfeng, WU Zhiyuan, LI Changping, et al. Multi-objective optimization of reservoir operation chart based on IPSO-DPSA [J]. *Advances in Science and Technology of Water Resources*, 2021, 41(2): 1-7. (in Chinese))
- [22] 冯茜, 李擎, 全威, 等. 多目标粒子群优化算法研究综述[J]. *工程科学学报*, 2021, 43(6): 745-753. (FENG Qian, LI Qing, QUAN Wei, et al. Overview of multiobjective particle swarm optimization algorithm [J]. *Chinese Journal of Engineering*, 2021, 43(6): 745-753. (in Chinese))
- [23] 唐延强, 李成海, 宋亚飞. 基于改进粒子群优化和极限学习机的网络安全态势预测[J]. *计算机应用*, 2021, 41(3): 768-773. (TANG Yanqiang, LI Chenghai, SONG Yafei. Network security situation prediction based on improved particle swarm optimization and extreme learning machine [J]. *Journal of Computer Applications*, 2021, 41(3): 768-773. (in Chinese))

(收稿日期: 2022-01-19 编辑: 骆超)