

基于 FOA-RF 算法的心墙砾石土压实质量预测模型

崔 博,闫辰博,王佳俊

(天津大学水利工程仿真与安全国家重点实验室,天津 300350)

摘要:针对随机森林(RF)算法预测心墙砾石土压实质量存在决策树数量选取缺乏深入研究和忽视 P0.075 质量分数对压实质量影响的问题,提出了一种基于果蝇优化(FOA)算法的随机森林算法(FOA-RF 算法),并构建了基于 FOA-RF 算法的心墙砾石土压实质量预测模型(FOA-RF 模型)。该模型一方面通过对料源参数和干密度进行相关性分析,新增了 P0.075 质量分数作为模型的输入参数;另一方面利用 FOA 算法对随机森林进行优化,解决了 RF 算法难以取得决策树数量最优解、没有同时考虑决策树数量与随机特征数影响的问题。以西南某在建砾石土心墙堆石坝工程为例,分别应用基于传统 RF、BP 神经网络、多元线性回归的预测模型和 FOA-RF 模型进行压实质量预测。结果表明,FOA-RF 模型在预测精度上具有优越性,并基于该模型开发压实质量预测模块,将该模块嵌入碾压质量实时监控系统中可实现压实质量的实时预测。

关键词:堆石坝;砾石土心墙;压实质量预测;随机森林;果蝇优化算法

中图分类号:TV512 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2023)03-0042-07

Research on compaction quality prediction model of core wall gravel soil based on FOA-RF algorithm//CUI Bo, YAN Chenbo, WANG Jiajun (State Key Laboratory of Hydraulic Engineering Simulation and Safety, Tianjin University, Tianjin 300350, China)

Abstract: Aiming at the problems that the random forest (RF) used in predicting compaction quality of core gravel soil, such as decision tree number selection and ignoring the influence of P0.075 mass fraction on compaction quality, a random forest (FOA-RF) algorithm based on the fruit fly optimization algorithm (FOA) is proposed, and a core wall gravel soil compaction quality prediction model based on the FOA-RF algorithm considering the content of P0.075 is constructed. On one hand, this model can analyze the correlation between material source parameters and dry density, and P0.075 content can be added as the input parameter. On the other hand, the FOA algorithm is used to optimize the random forest, which solves the problem that the RF algorithm is difficult to obtain the optimal solution of decision tree number and does not consider the influence of decision tree number and random feature number at the same time. Finally, taking a gravel-core wall rockfill dam project in construction in Southwest China as an example, the prediction model based on the traditional RF algorithm, BP neural network, multiple linear regression and the FOA-RF model was used to predict the compaction quality respectively. The result shows that the FOA-RF algorithm has superiority in prediction accuracy. Based on this model, a compaction quality prediction module can be developed and embedded in a real-time monitoring system for rolling quality, which can realize real-time prediction of compaction quality.

Key words: rock-fill dam; gravel and soil core wall; compaction quality prediction; random forest; fruit fly optimization algorithm

砾石土心墙是常见的土石坝防渗体,其施工质量直接关系到大坝安全,因此,如何对砾石土心墙的施工质量进行控制成了大坝安全研究的重点。砾石土心墙施工质量控制的关键在于对压实质量的控制。近几十年来,国内外学者在坝料压实质量的检测、分析与评价、控制方面展开了深入研究并取得了

丰硕的成果。传统的压实质量控制往往通过严格的现场试验对压实质量进行把控,对于不同性质的坝料采用不同的控制指标与检测方法^[1-4],其中,三点击实试验法^[5]可快速测定土料击实湿容重,成为土料尤其是心墙砾石土压实质量检测的有效手段。然而常规的人工控制手段采用的样本数量有限,无法

基金项目:国家自然科学基金(51779169);国家自然科学基金委员会-雅砻江流域水电开发有限公司雅砻江联合基金(U1865204)
作者简介:崔博(1983—),男,副教授,博士,主要从事水利水电工程智能建设与智慧管理研究。E-mail:cuib@tju.edu.cn
通信作者:王佳俊(1991—),男,助理研究员,主要从事大坝智能建设研究。E-mail:jiajun_2014_bs@tju.edu.cn

得知样本点以外坝料的压实质量,因此具有一定的局限性,随着物联网等高新技术的发展,采用数字化技术^[6]进行大坝建设管理成为一种趋势;Zhong等^[7]研发的堆石坝碾压质量实时监控系統实现了碾压参数全方面、全过程的实时监测及反馈控制;Mooney等^[8]提出了总谐波失真率指标并将其用于土壤压实质量评价;White等^[9-10]、Facas等^[11]分别提出采用连续压实控制(continuous compaction control,CCC)和智能压实(intelligent compaction,IC)的技术方法来评估碾压施工参数质量的控制效果。采用数字化技术可以获得海量的压实施工数据,但缺乏对这些数据的智能深度分析,为此,钟登华等^[12]提出了智慧大坝的概念,提出将智能方法应用于压实施工数据的分析中,由此形成了以智能预测为核心的压实质量分析评价研究方向;李庆斌等^[13]回顾了大坝建造发展历程,梳理了大坝智能建造的关键问题与智能控制的关系。在碾压混凝土压实质量智能分析与评价研究方面,田正宏等^[14]构建了基于GA-BP神经网络的压实度预测模型以及基于瑞雷波速^[15]和含湿率的多元非线性回归预测模型;Zhang等^[16]提出了基于声压值(SCV)的堆石料压实质量评价方法;刘东海等^[17-18]采用多元回归模型和人工神经网络方法研究了碾压参数和压实质量标准的关系,发现了两者间的非线性关系;王瑞等^[19]采用BP神经网络方法研究压实度与各参数之间的非线性关系,并分析了土石坝坝料的压实度分布;Wang等^[20-21]采用混沌萤火虫算法(CFA)和支持向量回归算法(SVR)整合了多类施工参数,建立了基于核方法(KM)与自适应混沌细菌觅食(AC-BFA)模糊逻辑的土石坝压实质量评价模型;林威伟等^[22]通过相关性分析验证了料源参数、施工参数、气象参数与干密度的相关性,建立基于随机森林算法的砾石土料压实质量评价模型,对比验证了随机森林模型相对于BP神经网络、多元线性回归等常用模型的一致性和优越性。

综上所述,在心墙砾石土压实质量预测的研究工作中,人们已经证实了料源参数、施工参数、气象参数对压实质量的影响,同时因为随机森林(RF)算法相对于多元线性回归等常用算法具有优越性,逐渐成为应用于心墙砾石土压实质量预测中的主流算法。然而,以下两方面问题还有待进一步研究解决:①在料源参数对压实质量的影响方面,需要考虑P0.075质量分数(粒径小于0.075 mm的颗粒质量占颗粒总质量的百分比)对干密度的影响。在大坝掺配参数设计要求^[23]中,P0.075质量分数是掺配成品料的设计指标;长河坝水电站大坝工程不均匀

土料击实试验结果表明^[24],P0.075质量分数变化对压实度的影响较为明显,压实度随着P0.075质量分数的增大而减小,而P0.005质量分数变化对压实度的影响较小。因此,有必要将P0.075质量分数纳入心墙砾石土压实质量预测的研究中。②在数据模型方面,决策树数量和随机特征数是影响RF算法性能的重要参数^[22],不仅会影响模型构建的效率,还会影响模型预测的精度。目前对决策树数量、随机特征数的取值方法是分别对决策树数量和随机特征数以一定步长取值代入模型中试算,且没有同时考虑决策树数量、随机特征数的影响,往往难以求得最优解。FOA算法作为一种寻求全局优化的启发式方法^[25-26],从全局范围寻找最优解,避免人为确定取值范围进行试算;同时,FOA算法是通过模拟果蝇搜索食物特性提出的,不仅可以在迭代前期快速逼近最优解,而且可以在迭代后期准确取得最优解,有效解决了人为确定步长可能导致无法求得最优解的问题。因此,本文采用FOA算法对RF算法进行优化。

针对上述问题,本文在考虑P0.075质量分数影响的条件下,以料场检测数据、气象要素数据、碾压质量实时监控系統监测数据和试坑试验数据为数据基础,采用FOA算法对RF算法进行参数优化,分析RF算法参数取值在研究大坝压实质量时的特殊性,构建一种基于FOA-RF算法的心墙砾石土压实质量预测模型(以下简称FOA-RF模型),并结合中国西南某在建砾石土心墙堆石坝工程对FOA-RF模型进行分析,以验证该模型的优越性。

1 FOA-RF 算法

FOA算法依据果蝇觅食特性,先利用灵敏的嗅觉向食物源大体方位飞近,然后利用敏锐的视觉飞向食物。采用FOA算法对RF算法进行优化,主要是对随机森林中决策树数量进行优化,同时考虑了不同随机特征数的影响,提出了基于FOA的FOA-RF算法,具体步骤如下:

步骤1 导入数据集并初设果蝇群体规模 and 最大迭代次数,分别为 s_{sp} 和 t_{max} ,果蝇初始横、纵坐标分别为 X_0, Y_0 ,初始步长为 L_0 。

步骤2 果蝇以某步长向某方向进行搜索:

$$\begin{cases} X_j = X_0 + L \\ Y_j = Y_0 + L \end{cases} \quad (1)$$

$$L = L_0 p^c \quad (2)$$

$$c = \frac{t}{t_{max}} - \cos\left(\frac{t}{t_{max}}\right) + 1 \quad (3)$$

式中: X_j, Y_j 分别为果蝇 j 的横坐标、纵坐标; L 为果

蝇 j 的步长; p 为指数因子; t 为当前迭代次数; c 为过度参数。

步骤3 通过式(4)、式(5)计算果蝇 j 与原点的距离 D_j 、味道浓度判定值 S_j , 把 S_j 作为随机森林算法中的决策树数量 N_{ntree} 。

$$D_j = \sqrt{X_j^2 + Y_j^2} \tag{4}$$

$$S_j = \frac{1}{D_j} \tag{5}$$

步骤4 分别将各随机特征数 M_{mtry} 和 N_{ntree} 代入随机森林模型中, 导入数据求出均方误差 $M_{j,k}$, 并把 $M_{j,k}$ 作为味道浓度值 $s_{j,k}$ 。

步骤5 找到果蝇群体的最优个体, 同时记录当代最优浓度值、位置坐标和当前 M_{mtry} :

$$\min s_{j,k} = (s_{bs}, s_{bi}, M_{mtry}) \tag{6}$$

式中: s_{bs} 为当代最优浓度; s_{bi} 为坐标编号。

步骤6 判断果蝇浓度值大小, 若当前果蝇味道浓度优于上代最优味道浓度, 则更新果蝇味道浓度信息:

$$s_{sb} = s_{bs} \tag{7}$$

$$X_{axis} = X(s_{bi}) \tag{8}$$

$$Y_{axis} = Y(s_{bi}) \tag{9}$$

$$s_{bm} = M_{mtry} \tag{10}$$

式中: s_{sb} 为所有果蝇个体的最优味道浓度; X_{axis} 、 Y_{axis} 分别为该果蝇横坐标、纵坐标; s_{bm} 为最优随机特征数。若当前果蝇味道浓度等于上代最优味道浓度, 则可能得到局部最优解, 采用式(11)对果蝇搜索步长进行扰动, 增大求解过程中跳出局部最优的可能性。

$$L = RL_0p^c \tag{11}$$

式中: R 随机数; L_0 为初始步长。

步骤7 迭代过程, 重复执行步骤2至步骤6, 直到达到最大迭代次数。

步骤8 将最优的 n_{ntree} 和 m_{mtry} 代入随机森林模型中进行预测。

步骤9 输出预测干密度。

根据上述步骤, 得到 FOA-RF 算法流程如图1所示。

2 模型验证

以中国西南某在建砾石土心墙堆石坝工程为案例对 FOA-RF 模型进行验证。该工程为一等大(1)型工程。坝址控制流域面积 6.57 万 km^2 , 坝址处多年平均流量 666 m^3/s , 最大坝高 295 m, 由于对砾石土压实质量的控制非常重要, 因此构建 FOA-RF 模型对该砾石土心墙堆石坝工程压实质量进行预测分析, 从而验证 FOA-RF 模型的优越性。

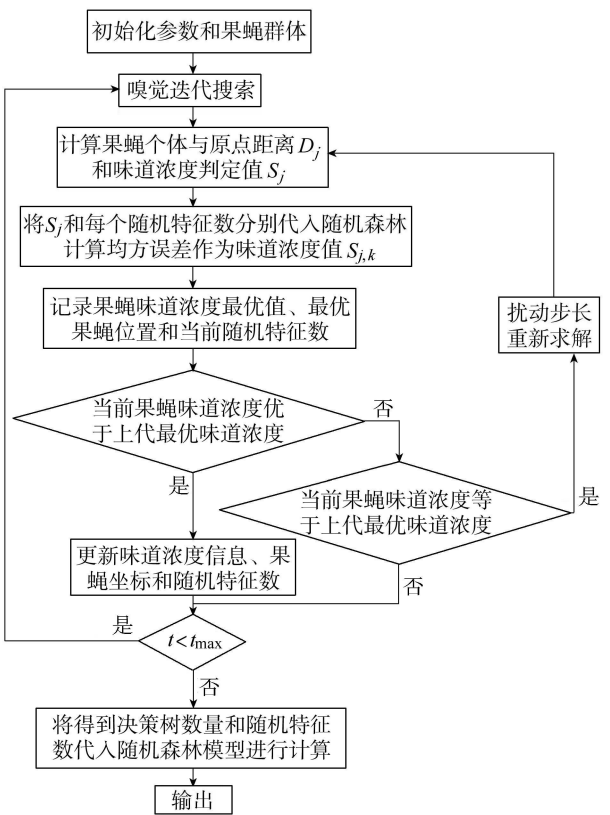


图1 FOA-RF 算法流程

2.1 模型构建

2.1.1 数据集的生成及预处理

利用工程现场试验获得料源参数, 从工程现场气象站获得气象参数, 从碾压质量实时监控系 统获得施工过程参数, 利用试坑试验获得目标参数干 密度。由于上述参数未发生直接关联, 为此根据“时 空一致”的原则进行数据匹配。数据的预处理主要包 括剔除离群点、简化重复数据, 最终获得 111 组数据。

2.1.2 相关性分析

料源参数、碾压参数和气象参数是干密度的主 要影响因素, 碾压参数在文献[17]中已被证实与干 密度有较强的相关性, 本文主要对料源参数和气象 参数与干密度的相关性进行深入研究。由于料源参 数、气象参数非线性特征明显, 参数种类多, 采用 Pearson 相关系数衡量料源参数和气象参数与干密 度之间的关系, 选取与干密度相关性高的参数作为 模型的输入参数, 可以提高模型的精度。经过相关 性分析发现, 含水率、P5 质量分数、曲率系数 C_u 、湿 度与干密度相关系数的绝对值均大于 0.6, 存在较 强的相关性, 且显著水平较高, 验证了过去学者^[27] 在研究料源参数和气象参数与干密度相关性方面的 成果, 而温度、 C_u 与干密度的相关系数分别为 -0.32 和 0.24, 相关性微弱。

在相关性分析中发现, 砾石土料的 P0.075 质量 分数与干密度的相关系数大于 0.6, $p(p$ 为在原假设

成立的情况下,观测到比所得到样本观测结果更极端的结果出现的概率)远小于0.05,二者显著相关,验证了韩兴等^[24]的说法。相关性分析结果如图2所示(图中左下方数字为参数间的 Pearson 相关系数,右上方圆的面积越大则参数间相关性越大)。

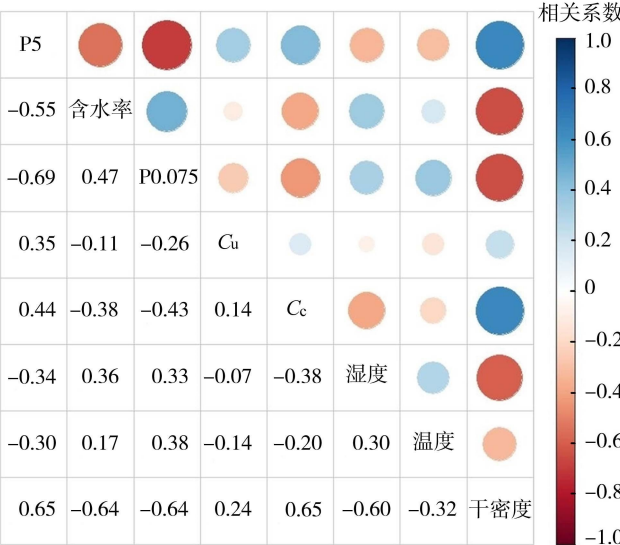


图2 料源参数和气象参数与压实度相关性分析

因此,本文选取含水率、P5 质量分数、曲率系数、P0.075 质量分数、湿度、碾压遍数作为压实质量预测模型的输入参数,干密度作为模型的输出参数。

2.1.3 FOA-RF 算法学习

将含水率、P5 质量分数、P0.075 质量分数、曲率系数、湿度和碾压遍数作为 FOA-RF 算法的输入参数,将干密度作为 FOA-RF 算法的输出参数,建立压实质量预测模型。首先用一部分数据进行模型训练,再用其余数据进行模型测试,通过改变训练/测试的数据组数来达到较为稳定的测试效果。经比较分析,本文取 88 组数据为训练数据,23 组数据为测试数据。

2.2 预测结果分析

随机取数据集集中的 88 组数据为训练集,其余 23 组数据为测试集输入压实质量预测模型中进行求解,得到干密度实测值与模型预测值的对比如图 3 所示。

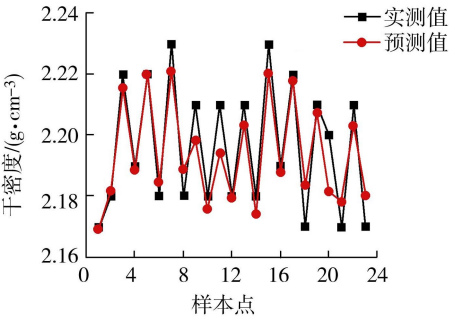


图3 干密度实测值与模型预测值

取实际值与预测结果的均方误差 (MSE)、平均绝对误差 (MAE)、相关系数 R 等参数,来评估压实质量预测模型的预测效果。经计算显著性检验结果为 1.43×10^{-10} , 低于显著性水平 0.05, 实际值与预测值的相关系数为 0.9297, 二者完全相关, 说明预测结果能很好地反映实际值, 因此 FOA-RF 算法可以用于心墙砾石土的压实质量预测。同时 MAE 为 0.00652, MSE 为 6.71×10^{-5} , MSE 远低于干密度实际值的 0.0001, 说明本模型预测精度较高, 预测结果与实际值拟合度较好。

2.3 FOA-RF 模型与 RF 模型对比分析

FOA-RF 模型中种群规模取 20, 迭代次数取 20; RF 模型中决策树数量初始取值为 50, 每次递增 50, 最终取到 1000 为止, 随机特征数由文献[22]方式得到。将 111 组数据中的 88 组作为训练数据, 其余 23 组作为测试数据分别代入 FOA-RF、RF 两模型中, 取含水率、P5 质量分数、曲率系数、湿度、碾压遍数为输入参数^[27], 取干密度为输出参数, 得到均方误差如图 4 所示。

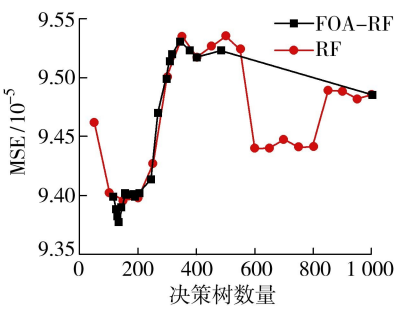


图4 不同决策树数量 FOA-RF 与 RF 模型干密度预测值与实际值均方误差

由图 4 可知:①FOA-RF 模型和 RF 模型在误差的整体趋势上是一致的, 两者误差最小时对应的决策树数量均在 150 附近, FOA-RF 模型为 132, RF 模型为 150。②相比于 RF 模型, FOA-RF 模型在求解初期能更快地接近最优值, 同时随着迭代次数的不断增加, 步长不断减小, 模型在求解后期能更好地逼近最优值, 求解结果精度更高。

通常来讲, 随机特征数取 1 时 RF 模型的准确率更高^[28], 而采用 FOA-RF 模型计算时发现, 随机特征数为 1、2、3、4、5 时对应的均方误差分别为 1.148×10^{-4} 、 0.940×10^{-4} 、 0.963×10^{-4} 、 0.964×10^{-4} 和 0.966×10^{-4} 。即随机特征数取 1 时误差最大, 之后随着随机特征数的增大, 均方误差逐渐增大, 这是因为输入参数中碾压遍数几乎不变, 只有个别点处比正常碾压遍数小, 根据随机森林与决策树原理, 若随机特征数取 1, 一旦构建决策树的特征取到碾压遍数, 由该决策树得出的结论会与其他决策

树得出的结论产生偏差,使得最终预测值产生较大误差。当随机特征数大于 1 时,即使构建决策树的特征中包括碾压遍数,随机森林的内部机制也会使得碾压参数对构建的决策树影响变小,从而使最终预测值误差迅速减小。

2.4 不同压实质量预测模型的对比分析和讨论

目前已经有一些算法用于压实质量预测模型的构建中,为了对比不同算法在实际应用中的效果,本文采用 FOA-RF、RF、BP 神经网络、多元线性回归 (multiple linear regression, MLR) 4 种模型对同一数据源进行预测,并将预测情况进行对比分析,对比结果如表 1 所示;为了更直观地分析 P0.075 质量分数对预测结果的影响,采用 FOA-RF、P-FOA-RF(在输入参数时不输入 P0.075 质量分数的 FOA-RF)模型对同一数据源进行预测,二者预测情况对比见表 2。

表 1 4 种模型预测结果对比

模型	平均值	相对误差 /10 ⁻³	MSE /10 ⁻⁴	MAE /10 ⁻³	R	显著性检验 结果/10 ⁻⁹
MLR	2.191 9	1.92	1.11	9.11	0.877 4	38.71
BP	2.192 5	1.66	1.23	7.78	0.856 0	190.51
RF	2.193 5	1.19	0.76	7.06	0.918 9	0.61
FOA-RF	2.193 7	1.10	0.67	6.52	0.929 7	0.14

表 2 考虑 P0.075 质量分数预测结果

模型	平均值	相对误差 /10 ⁻³	MSE /10 ⁻⁴	MAE /10 ⁻³	R	显著性检验 结果/10 ⁻⁹
P-FOA-RF	2.193 1	1.36	9.23	7.74	0.896 8	6.93
FOA-RF	2.193 7	1.10	6.71	6.52	0.929 7	0.14

分析表 1 可以得出:①一致性。4 种模型求解结果与实测平均值的相对误差、MAE 精度级别均相同,MSE 的精度级别基本一致;在相关系数方面,4 种模型求解结果与实测值的相关系数均大于 0.8,说明 4 种模型的预测结果与实测值完全相关。综上所述,4 种模型在进行压实质量预测时具有较高的一致性。②优越性。在精度方面,FOA-RF 模型的预测平均值与实测平均值最为接近,RF 模型次之,BP 神经网络模型再次,MLR 模型最差;FOA-RF 模型预测结果与实测值的 MSE 和 MAE 均小于 RF 模型,RF 模型小于其他两种模型,因此,FOA-RF 模型在精度上要优于 RF 模型,RF 模型优于其他两种模型。在预测结果与实测值的相关性方面,FOA-RF、RF 模型、MLR 模型、BP 模型神经网络的相关系数依次递减;在显著性水平上,FOA-RF 模型和 RF 模型达到了 10⁻¹⁰ 级别,相比 RF 模型和 BP 神经网络模型更具有统计学意义,因此,FOA-RF 模型的预测结果更能代表实际情况。综上所述,FOA-RF 压实质量预测模型的预测结果在精度和与实测值的相关性

方面均优于其他 3 种模型,具有优越性。

分析表 2 可以得出:当考虑 P0.075 质量分数对心墙砾石土干密度的影响时(对应 FOA-RF 模型),压实质量预测模型的预测效果明显更好。在精度方面,考虑 P0.075 质量分数影响时,模型预测结果与实测值的误差更小;在预测结果与实测值的相关性方面,考虑 P0.075 质量分数影响时,模型预测结果与实测值相关性更强。这是因为 P0.075 质量分数与干密度大小存在一定规律,二者具有较强的相关性,对于 FOA-RF 模型来说,相关特征越多,预测结果越准确。

2.5 压实质量实时预测

以 FOA-RF 模型为基础,开发了压实质量预测模块并将其嵌入碾压质量实时监控系统中。该模块共分为 3 层,分别为负责压实质量预测值显示的视图层、负责运行 FOA-RF 压实质量预测模型的业务逻辑层和用于支撑业务逻辑层运算的数据层。压实质量预测模型的运行流程为:用户在客户端界面发出压实质量预测指令,客户端向服务器发出相应的请求,从而执行服务器中压实质量预测相关的逻辑代码,通过调用数据访问接口实现数据库数据的获取,压实质量预测方法执行结束后,将预测结果返回客户端,压实质量预测值即可显示在客户端上。模块的运行流程如图 5 所示,嵌入碾压质量实时监控系统中可实现心墙砾石土压实质量的实时预测,指挥人员可通过实时预测结果指导工人进行施工。

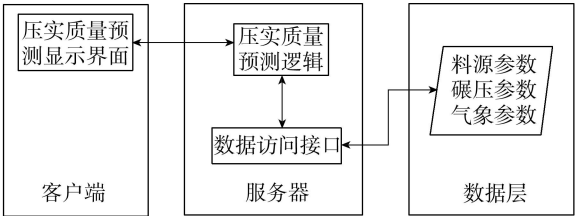


图 5 模块运行流程

3 结 论

- a. 提出了 FOA-RF 算法,该算法利用 FOA 算法解决了传统随机森林算法决策树数量取值方式不合理、没有同时考虑决策树数量和随机特征数影响的问题。
- b. 构建了基于 FOA-RF 算法的心墙砾石土压实质量预测模型,案例验证表明,与基于传统随机森林算法、BP 神经网络、多元线性回归的压实质量预测模型相比,FOA-RF 模型具有一致性和优越性。
- c. 通过将料源参数与干密度进行相关性分析,提出把 P0.075 质量分数加入到压实质量预测模型中。案例分析结果表明,预测模型加入 P0.075 质量

分数之后,具有更高的预测精度,而且求解结果也与实测值相关程度更高。

d. 基于 FOA-RF 模型开发了压实质量预测模块并将其嵌入碾压质量实时监控系統,实现了心墙砾石土压实质量的实时预测,指挥人员可通过实时预测结果指导工人进行施工。

参考文献:

[1] 《中国水力发电工程》编审委员会. 中国水力发电工程·施工卷[M]. 北京:中国电力出版社, 2000.

[2] 胡赛潇,张云发,刘超,等. 基于坝坡稳定复核的土石坝整体填筑质量评价[J]. 人民黄河, 2018, 40(5): 133-137. (HU Saixiao, ZHANG Yunfa, LIU Chao, et al. Evaluation of integral filling quality of earth-rock dam based on slope stability review [J]. Yellow River, 2018, 40(5): 133-137. (in Chinese))

[3] 李江,柳莹,何建新. 新疆碾压式沥青混凝土心墙坝筑坝技术进展[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(1): 82-89. (LI Jiang, LIU Ying, HE Jianxin. Advances in construction technologies of roller compacted asphalt concrete core wall dams in Xinjiang [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(1): 82-89. (in Chinese))

[4] 杨杰,蔡新,宋小波. 基于大三轴试验的胶凝堆石料力学特性[J]. 水利水电科技进展, 2014, 34(4): 24-28. (YANG Jie, CAI Xin, SONG Xiaobo. Mechanical properties of CSG material based on large triaxial tests [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2014, 34(4): 24-28. (in Chinese))

[5] 朱玉方. 三点击实试验法在大广坝水电工程中的应用[J]. 红水河, 1995 (2): 57-59. (ZHU Yufang. Application of three-point compaction test method in Daguangba Hydropower Project [J]. Hongshui River, 1995 (2): 57-59. (in Chinese))

[6] 马洪琪,钟登华,张宗亮,等. 重大水利水电工程施工实时控制关键技术及其工程应用[J]. 中国工程科学, 2011, 13(12): 20-27. (MA Hongqi, ZHONG Denghua, ZHANG Zongliang, et al. Key technologies of real-time construction control for major hydraulic and hydroelectric projects [J]. Strategic Study of CAE, 2011, 13(12): 20-27. (in Chinese))

[7] ZHONG Denghua, LIU Donghai, CUI Bo. Real-time compaction quality monitoring of high core rockfill dam [J]. Science China Technological Sciences, 2011, 54(7): 1906-1913.

[8] MOONEY M A, GORMAN P B, GONZALEZ J N. Vibration-based health monitoring of earth structures[J]. Structural Health Monitoring, 2005, 4(2): 137-152.

[9] WHITE D J, THOMPSON M J. Relationships between in situ and roller-integrated compaction measurements for

granular soils [J]. Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, 2008, 134 (12): 1763-1770.

[10] WHITE D J, VENNAPUSA P, THOMPSON M J. Field validation of intelligent compaction monitoring technology for unbound materials[R]. Minnesota: [s. n.], 2007.

[11] FACAS N W, RINEHART R V, MOONEY M A. Development and evaluation of relative compaction specifications using roller-based measurements [J]. Geotechnical Testing Journal, 2011, 11: 1-9.

[12] 钟登华,王飞,吴斌平,等. 从数字大坝到智慧大坝[J]. 水力发电学报, 2015, 34(10): 1-13. (ZHONG Denghua, WANG Fei, WU Binping, et al. From digital dam toward smart dam [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015, 34(10): 1-13. (in Chinese))

[13] 李庆斌,马睿,胡昱,等. 大坝智能建造理论[J]. 水力发电学报, 2022, 41(1): 1-13. (LI Qingbin, MA Rui, HU Yu, et al. Theory of intelligent dam construction [J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2022, 41(1): 1-13. (in Chinese))

[14] 田正宏,苏伟豪,郑祥,等. 基于 GA-BP 神经网络的碾压混凝土压实度实时评价方法[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(3): 81-86. (TIAN Zhenghong, SU Weihao, ZHENG Xiang, et al. Real-time evaluation method of compaction degree for roller-compacted concrete based on GA-BP neural network [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(3): 81-86. (in Chinese))

[15] 屈嘉程,田正宏,孙啸,等. 基于瑞雷波速的碾压混凝土压实效果评价[J]. 水利水电科技进展, 2020, 40(4): 58-64. (QU Jiacheng, TIAN Zhenghong, SUN Xiao, et al. Evaluation of compaction effect of RCC based on Rayleigh wave velocity [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2020, 40(4): 58-64. (in Chinese))

[16] ZHANG Qinglong, LIU Tianyun, ZHANG Zhaosheng, et al. Compaction quality assessment of rockfill materials using roller-integrated acoustic wave detection technique [J]. Automation in Construction, 2019, 97: 110-121.

[17] 刘东海,王光峰. 实时监控下土石坝碾压质量全仓面评估[J]. 水利学报, 2010, 41(6): 720-726. (LIU Donghai, WANG Guangfeng. Compaction quality evaluation of the entire rolled unit of earth dam based on real-time monitoring [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2010, 41(6): 720-726. (in Chinese))

[18] LIU D H, SUN J, ZHONG D H, et al. Compaction quality control of earth-rock dam construction using real-time field operation data [J]. Journal of Construction Engineering and Management, 2011, 138(9): 1085-1094.

[19] 王瑞,钟登华,吴斌平,等. 实时监控下考虑料源不确定

- 性的土石坝压实质量评估[J]. 水力发电学报, 2015, 34(9): 146-152. (WANG Rui, ZHONG Denghua, WU Binping, et al. Compaction quality evaluation of rockfill dam based on compaction and material parameters[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2015, 34(9): 146-152. (in Chinese))
 - [20] WANG J J, ZHONG D H, WU B P, et al. Evaluation of compaction quality based on SVR with CFA: case study on compaction quality of earth-rock dam[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2018, 32(3): 05018001.
 - [21] 王佳俊, 钟登华, 关涛, 等. 基于 KM 和 AC-BFA 模糊逻辑的土石坝压实质量实时评价[J]. 水力发电学报, 2019, 38(3): 165-178. (WANG Jiajun, ZHONG Denghua, GUAN Tao, et al. Real-time evaluation of compaction quality of earth-rock dams using fuzzy logic based on KM and AC-BFA[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2019, 38(3): 165-178. (in Chinese))
 - [22] 林威伟, 钟登华, 胡炜, 等. 基于随机森林算法的土石坝压实质量动态评价研究[J]. 水利学报, 2018, 49(8): 945-955. (LIN Weiwei, ZHONG Denghua, HU Wei, et al. Study on dynamic evaluation of compaction quality of earth rock dam based on Random Forest[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2018, 49(8): 945-955. (in Chinese))
 - [23] 熊亮杨, 杨金平. 两河口大坝掺砾土料掺配参数敏感性分析与控制措施[J]. 水利水电施工, 2017(5): 62-66. (XIONG Liangyang, YANG Jinping. Sensitivity analysis and control measures of gravel soil mixing parameters in Lianghekou dam[J]. Water Conservancy and Hydropower Working, 2017(5): 62-66. (in Chinese))
 - [24] 韩兴, 熊亮, 朱剑. 长河坝水电站大坝心墙砾石土料中粒径 0.075mm 含量对最大干密度影响的研究[J]. 四川水力发电, 2015(3): 20-24. (HAN Xing, XIONG Liang, ZHU Jian. Study on the influence of particle size 0.075 mm content on the maximum dry density of gravel soil in dam core wall of Changheba Hydropower Station[J]. Sichuan Water Power, 2015(3): 20-24. (in Chinese))
 - [25] PAN Wenchao. A new fruit fly optimization algorithm: taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26: 69-74.
 - [26] SHAN D, CHAO G H, DONG H. LGMS-FOA: an improved fruit fly optimization algorithm for solving optimization problems[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 10: 1256-1271.
 - [27] 崔博, 张慧高, 王佳俊, 等. 基于施工全过程参数的堆石坝掺砾土心墙压实质量实时评价[J]. 水利水电技术, 2021, 52(2): 109-118. (CUI Bo, ZHANG Huigao, WANG Jiajun, et al. Real time evaluation of compaction quality of gravelly soil core wall based on construction process parameters[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2021, 52(2): 109-118. (in Chinese))
 - [28] HAN Jiawei, KAMBER M, PEI Jian. Data mining: concepts and techniques[M]. Beijing: China Machine Press, 2012.
- (收稿日期: 2022-06-02 编辑: 骆超)
- +++++
- (上接第 33 页)
- [8] 沈姗姗, 薛明瑞, 周豪. 旋流泵内部非定常压力脉动分析[J]. 液压与气动, 2020(6): 97-102. (SHEN Shanshan, XUE Mingrui, ZHOU Hao. Analysis on unsteady pressure pulsation of inside vortex pump[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2020(6): 97-102. (in Chinese))
 - [9] 高雄发. 旋流式无堵塞泵优化设计与内流场 PIV 试验研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2017.
 - [10] 刘厚林, 杜辉, 董亮, 等. 离心泵蜗壳内压力脉动特性数值分析[J]. 水利水电科技进展, 2013, 33(1): 18-21. (LIU Houlin, DU Hui, DONG Liang, et al. Numerical analysis of pressure fluctuation in the volute of centrifugal pump[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2013, 33(1): 18-21. (in Chinese))
 - [11] 李嘉, 李华聪, 张伟, 等. 高压燃油离心泵压力脉动及非定常流动分析[J]. 西北工业大学学报, 2022, 40(1): 199-205 (LI Jia, LI Huacong, ZHANG Wei, et al. Transient flow structures and pressure pulsations of a high-pressure aero-fuel centrifugal pump[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(1): 199-205. (in Chinese))
 - [12] 张琳, 施卫东, 张德胜, 等. 基于大涡模拟的混流泵不稳定流动数值研究[J]. 排灌机械工程学, 2017, 35(4): 303-308. (ZHANG Lin, SHI Weidong, ZHANG Desheng, et al. Analysis of instability flow on mixed-flow pump based on LES[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2017, 35(4): 303-308. (in Chinese))
 - [13] 敏政, 朱月龙, 黎义斌, 等. 基于 DDES 的离心泵蜗壳内部涡动力学研究[J]. 西华大学学报(自然科学版), 2019, 38(4): 16-21. (MIN Zheng, ZHU Yuelong, LI Yibin, et al. Study on internal vorticity dynamics of centrifugal pump volute based on DDES[J]. Journal of Xihua University (Natural Science Edition), 2019, 38(4): 16-21. (in Chinese))
 - [14] 刘超群. Liutex-涡定义和第三代涡识别方法[J]. 空气动力学学报, 2020, 38(3): 413-431. (LIU Chaoqun. Liutex-third generation of vortex definition and identification methods[J]. Acta Aerodynamica Sinica, 2020, 38(3): 413-431. (in Chinese))
- (收稿日期: 2022-06-09 编辑: 俞云利)