

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20220912

基于 PSO-GRNN 的混凝土面板堆石坝 渗透系数反演方法及应用

李皓璇¹, 沈振中¹, 张文兵^{1,2}

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 上海海事大学海洋科学与工程学院, 上海 201306)

摘要: 针对混凝土面板坝渗透系数反演维数高、计算复杂、耗时长的问题, 采用正交试验设计构建渗透系数组合与测压点水头组成的学习样本, 通过广义回归神经网络(GRNN)建立渗压监测点水头与渗透系数之间的非线性映射关系, 并引入粒子群优化算法(PSO)搜寻适合特定工程的光滑因子 σ 值, 提高模型的泛化性和收敛速度, 建立了混凝土面板坝渗透系数反演的 PSO-GRNN 模型, 并应用于工程实例。结果表明, 基于该模型反演得到的渗透系数取值合理, 渗流分析得到的渗压监测点水头与实测值相对误差最大为 3.64%, 精度满足工程需要。

关键词: 混凝土面板坝; 渗透系数; 反演分析; 广义回归神经网络; 粒子群算法

中图分类号: TV223.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)05-0067-04

1 引言

采用大坝渗流监测数据反演坝体材料渗透系数是目前的研究热点, 而解决渗流监测资料与渗透系数之间的复杂非线性关系一直是反演工作的难题, 因此构建合适的模型来处理两者之间的非线性映射关系是反演混凝土面板坝渗透系数的关键。近年来, 人工智能算法已广泛应用于大坝渗透系数反演中, 如 BP 神经网络、支持向量机等。采用传统的 BP 神经网络、支持向量机等方法需要设置的参数多, 且部分参数(如 BP 神经网络隐含层节点数)目前无标准的确定方法, 参数选取不当则预测结果不精确, 若优化多个参数则网络收敛速度慢。对此, 引入设置参数少、收敛速度快的 PSO-GRNN 模型进行渗透系数反演。广义回归神经网络^[1](GRNN)在计算过程中只需确定唯一的参数光滑因子 σ , 克服了传统学习算法结构设计复杂、参数敏感等缺点, 实际工程监测中常因为仪器老化损坏等原因导致可用监测资料有限, 而 GRNN 在样本数据较少时也具有较好的预测效果。但仅根据经验或试算选择光滑因子 σ 又存在人为主观影响较大且收敛速度慢的问题。对此,

引入收敛速度快、全局寻优能力强的粒子群优化(PSO)算法, 构建混凝土面板坝渗透系数反演的 PSO-GRNN 模型, 可在保证模型预测精度的同时加快模型收敛速度。研究成果可为工程实践提供指导。

2 PSO 算法与 GRNN 基本理论

2.1 粒子群优化(PSO)算法

粒子群优化算法是一种模仿鸟群觅食过程的智能优化算法, 将鸟群中的每一个个体简化为无质量粒子, 粒子具有位置、速度和适应度值三个指标, 每个粒子所在位置均代表所求解问题的潜在解, 速度代表每次粒子更新的数值和方向, 适应度值代表当前解的精度。粒子速度与位置更新公式为:

$$V_{id}^{k+1} = \omega V_{id}^k + c_1 r_1 (P_{id}^k - X_{id}^k) + c_2 r_2 (P_{gd}^k - X_{id}^k) \\ d = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

$$X_{id}^{k+1} = X_{id}^k + V_{id}^{k+1} \quad d = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

式中, V_{id}^{k+1} 为粒子更新后的速度; V_{id} 为粒子速度; ω 为惯性权重; c_1 、 c_2 均为加速度因子; r_1 、 r_2 均为 $[0, 1]$ 区间的随机数; P_{id} 、 P_{gd} 分别为第 i 个粒子的个体极值位置和群体极值位置; X_{id} 为每个粒子所处位置; n 为输入因子的维数。

收稿日期: 2022-05-04, **修回日期:** 2022-08-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(52179130); 中央高校基本科研业务费专项资金项目(B210203065)

作者简介: 李皓璇(1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水利工程渗流特性分析控制, E-mail: 2785316528@qq.com

通讯作者: 沈振中(1968-), 男, 教授、博导, 研究方向为工程渗流特性分析控制, E-mail: zhzhshen@hhu.edu.cn

2.2 广义回归神经网络 (GRNN)

广义回归神经网络是径向基神经网络的一种变化形式,GRNN 继承了 RBF 神经网络强大的非线性映射能力、最佳逼近能力和全局最优性能的同时简化了运算复杂度,加快了网络学习收敛速度。GRNN 是由输入层、模式层、求和层和输出层四层组成的前馈性神经网络,其结构见图 1。

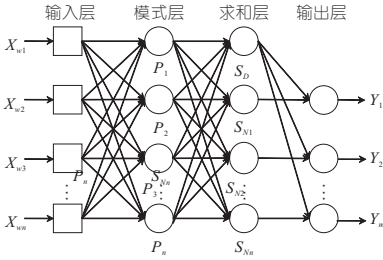


图 1 广义回归神经网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of GRNN

(1)输入层。用于接收样本数据的输入,将输入的变量通过线性函数直接传递给模式层,输入层的神经元个数与输入变量的维数一致。

(2)模式层。又称为径向基层。模式层的神经元个数等于训练样本的数量,各神经元与各训练样本一一对应,采用高斯函数作为传递函数,其形式为:

$$P_i = \exp[-(X - X_i)^T(X - X_i)/(2\sigma^2)] \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中, P_i 为模式层神经元输出值; X 为神经网络测试集的输入变量; X_i 为第 i 个神经元所对应的训练样本集输入变量; σ 为神经网络的光滑因子。

(3)求和层。求和层要进行两种不同种类的神经元求和。第一种称为分母单元,将模式层中各神经元输出值直接求代数和;另一种计算模式层输出值的加权和,其传递函数为:

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i \quad (4)$$

$$S_{N_j} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \quad i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式中, S_D 为模式层各神经元代数和; S_{N_j} 为模式层各神经元加权和; y_{ij} 为神经网络学习样本中第 i 个输出变量的第 j 个元素; m 为学习样本中输出向量的维数。

(4)输出层。将求和层的分子单元输出值除以对应的分母单元输出值,得到网络预测输出结果 Y_j 为:

$$Y_j = S_{N_j} / S_D \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

3.1 目标函数的选取

将渗压监测点水头作为反演的输入变量,渗透系数作为输出变量,目标函数选取大坝各种材料的渗透系数实际值与预测值的均方误差 M_{SE} 。目标函数即 PSO 算法的适应度函数,每次 PSO 算法迭代更新 GRNN 的 σ 值,直到找到使得目标函数达到最小的 σ 值。目标函数表达式为:

$$M_{SE} = \min \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (k_i - k'_i)^2 \right] \quad (7)$$

$$\text{s. t. } k_i^{\min} \leq k_i \leq k_i^{\max} \quad i = 1, 2, \dots, N$$

式中, N 为待反演渗透系数的材料种类数量; k_i 、 k'_i 分别为第 i 种材料的渗透系数实际值、计算值; k_i^{\min} 、 k_i^{\max} 分别为各种待反演渗透系数的下、上限值。

3.2 PSO-GRNN 反演分析模型构建

使用 PSO 算法寻找适合实际工程的 GRNN 光滑因子 σ ,构建 PSO-GRNN 渗透系数反演模型(图 2),具体操作步骤如下。

步骤 1 在坝体各种材料的渗透系数取值范围内采用正交设计方法^[2]生成若干渗透系数组合,将渗透系数组合代入有限元模型进行渗流正分析,计算出各测点的水头值,得到的各测点水头值与对应的渗透系数组合构成 GRNN 学习样本。

步骤 2 初始化 PSO 的粒子种群,粒子位置代表光滑因子 σ 值,调用 GRNN 将步骤 1 中的学习样本分为 2 组进行交叉验证,各测点水头值作为输入变量,对应的渗透系数组合作为输出变量,训练 GRNN 建立各渗压监测点水头与渗透系数组合的非线性映射关系。

步骤 3 以式(7)为目标函数,运用 PSO 算法迭代寻优光滑因子 σ 值,每次迭代均使用寻优得到的光滑因子 σ 重新训练 GRNN 进行交叉验证,计算适应度,当适应度达到迭代要求时停止循环。

步骤 4 运用步骤 3 得到的光滑因子 σ 构建 GRNN 模型,将大坝各渗压监测点的实测水头值输入模型,预测得到大坝各分区材料的渗透系数。

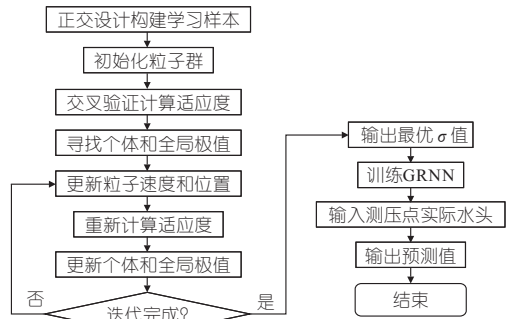


图 2 PSO-GRNN 反演模型流程图

Fig. 2 Flow chart of PSO-GRNN inversion model

3 PSO-GRNN 反演分析模型

4 应用

4.1 概况

某水电站拦河大坝为混凝土面板堆石坝,坝顶长度 344.46 m,坝顶宽度 8.00 m,坝顶高程 905.00 m,最大坝高 115.00 m。对坝体材料进行分区,主要为粘土铺盖区、垫层区、过渡区、主堆石区、次堆石区;坝址区强风化岩体厚度较小,弱风化岩层的下限埋深为 10~20 m,透水率 $q \leq 3$ Lu 相对隔水层顶板埋深为 20~30 m,40 m 以下主要为相对不透水层。在趾板地基处进行固结灌浆和帷幕灌浆,趾板下帷幕为单排防冲帷幕,深入 3 Lu 线以下基岩 3~5 m。桩号 0+195.850 最大坝高监测横断面见图 3。

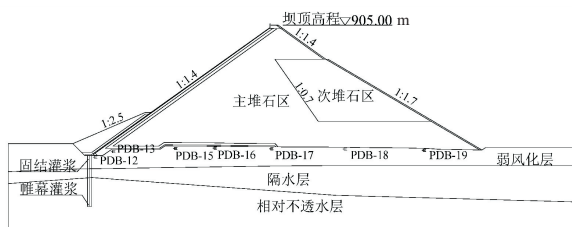


图 3 某混凝土面板堆石坝坝体典型断面

Fig. 3 Typical section of a concrete face rockfill dam

4.2 有限元模型及计算参数

选取桩号 0+195.850 断面所在混凝土面板坝典型坝段进行渗流有限元计算分析,建立单位长度三维有限元分析模型。在计算模型内设置直角坐标系,取顺水流方向为 x 轴正方向,由坝体向上下游分别延伸 205 m 取边界;取右岸指向左岸的坝轴线方向为 y 轴正方向,取单位长度 1 m;取垂直方向为 z 轴,底边界截取至河床帷幕高程以下约 175 m。利用有限元软件对断面超单元加密剖分,形成三维有限元网格,生成网格总节点数 21 636 个,总单元数 10 641 个,网格剖面图见图 4。

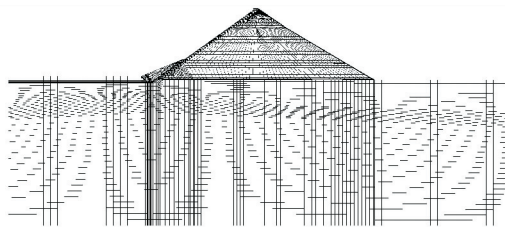


图 4 大坝剖面网格图

Fig. 4 Dam section mesh diagram

选取一个相对稳定的储存期(2010 年 2 月 6 日~2010 年 4 月 20 日)作为计算期进行准稳定渗流场反演分析,该反演工况下确定上游水位为 887.36 m,下游水位为 800.59 m。需要反演渗透系数的 5 种材料为主堆石料、防渗帷幕、弱风化层、隔水层和相对不透水层,根据地质勘探资料及

工程经验综合选取各介质渗透系数取值范围,见表 1。计算期内各测点实测水头值见表 2。

表 1 待反演材料渗透系数取值范围及反演结果

Tab. 1 The range of the permeability coefficient of the materials to be inverted and the inversion result m/s

反演材料	渗透系数范围	反演结果
相对不透水层	$3.00 \times 10^{-8} \sim 3.00 \times 10^{-6}$	1.26×10^{-6}
隔水层	$6.00 \times 10^{-8} \sim 6.00 \times 10^{-6}$	4.19×10^{-6}
弱风化层	$8.00 \times 10^{-7} \sim 8.00 \times 10^{-5}$	7.83×10^{-5}
主堆石料	$1.00 \times 10^{-3} \sim 1.00 \times 10^{-1}$	3.99×10^{-2}
防渗帷幕	$3.00 \times 10^{-8} \sim 3.00 \times 10^{-6}$	8.30×10^{-7}

表 2 各监测点实测水头

Tab. 2 Measured water head at each monitoring point

测点编号	实测水头	测点编号	实测水头
P12	809.72	P17	798.89
P13	806.28	P18	799.35
P15	802.43	P19	799.12
P16	800.51		

4.3 建立 PSO-GRNN 模型反演计算

反演所需渗透系数训练样本采用正交试验设计的方法构造,在各种材料的渗透系数取值范围内取 4 个水平(表 3),即 5 因子 4 水平,采用正交设计表 $L_{16}(4^5)$ 设计 16 组渗透系数组合方案(表 4)。将所得渗透系数组合分别代入有限元软件进行渗流正分析计算,得到各渗透系数组合所对应的各测点渗压水头。

表 3 正交设计各参数水平取值

Tab. 3 Value of each level based on orthogonal design parameters m/s

反演材料	水平取值			
	1	2	3	4
主堆石料	1.00×10^{-3}	3.26×10^{-2}	6.63×10^{-2}	1.00×10^{-1}
弱风化层	8.00×10^{-7}	2.72×10^{-5}	5.36×10^{-5}	8.00×10^{-5}
防渗帷幕	3.00×10^{-8}	1.02×10^{-6}	2.01×10^{-6}	3.00×10^{-6}
隔水层	6.00×10^{-8}	2.04×10^{-6}	4.02×10^{-6}	6.00×10^{-6}
相对不透水层	3.00×10^{-8}	1.02×10^{-6}	2.01×10^{-6}	3.00×10^{-6}

表 4 基于正交设计的渗透系数样本 $L_{16}(4^5)$

Tab. 4 Permeability coefficient sample based on orthogonal design $L_{16}(4^5)$ m/s

分样组本	主堆石料	弱风化层	防渗帷幕	隔水层	相对不透水层
第 1 组	1.00×10^{-3}	8.00×10^{-7}	3.00×10^{-8}	6.00×10^{-8}	3.00×10^{-8}
1 2 组	1.00×10^{-3}	2.72×10^{-5}	1.02×10^{-6}	2.04×10^{-6}	1.02×10^{-6}
3 组	1.00×10^{-3}	5.36×10^{-5}	2.01×10^{-6}	4.02×10^{-6}	2.01×10^{-6}
4 组	1.00×10^{-3}	8.00×10^{-5}	3.00×10^{-6}	6.00×10^{-6}	3.00×10^{-6}
5 组	3.26×10^{-2}	8.00×10^{-7}	1.02×10^{-6}	4.02×10^{-6}	3.00×10^{-6}
6 组	3.26×10^{-2}	2.72×10^{-5}	3.00×10^{-8}	6.00×10^{-6}	2.01×10^{-6}
7 组	3.26×10^{-2}	5.36×10^{-5}	3.00×10^{-6}	6.00×10^{-8}	1.02×10^{-6}
8 组	3.26×10^{-2}	8.00×10^{-5}	2.01×10^{-6}	2.04×10^{-6}	3.00×10^{-8}
第 9 组	6.63×10^{-2}	8.00×10^{-7}	2.01×10^{-6}	6.00×10^{-6}	1.02×10^{-6}
2 10 组	6.63×10^{-2}	2.72×10^{-5}	3.00×10^{-6}	4.02×10^{-6}	3.00×10^{-8}
11 组	6.63×10^{-2}	5.36×10^{-5}	3.00×10^{-8}	2.04×10^{-6}	3.00×10^{-6}
12 组	6.63×10^{-2}	8.00×10^{-5}	1.02×10^{-6}	6.00×10^{-8}	2.01×10^{-6}
13 组	1.00×10^{-1}	8.00×10^{-7}	3.00×10^{-6}	2.04×10^{-6}	2.01×10^{-6}
14 组	1.00×10^{-1}	2.72×10^{-5}	2.01×10^{-6}	6.00×10^{-8}	3.00×10^{-6}
15 组	1.00×10^{-1}	5.36×10^{-5}	1.02×10^{-6}	6.00×10^{-6}	3.00×10^{-8}
16 组	1.00×10^{-1}	8.00×10^{-5}	3.00×10^{-8}	4.02×10^{-6}	1.02×10^{-6}

将训练样本分为两组进行交叉验证,配合 PSO 算法迭代寻优最适合本工程的 GRNN 模型的光滑因子 σ 值。第 1 组作为 GRNN 的学习样本,选定一个初始 σ 值(取 $\sigma=1$),利用 GRNN 拟合各测点渗压水头与大坝各种材料渗透系数组合的非线性映射关系,然后将第 2 组数据的各测点渗压水头作为测试样本输入变量代入 GRNN 计算得到对应的渗透系数预测值组合,所得结果与第 2 组样本数据代入目标函数(式(7))计算适应度,若适应度未达到要求则将 σ 值代入 PSO 算法进行迭代寻优,得到新的 σ 值重新构建 GRNN 预测,如此循环直到目标函数计算的适应度值达到精度要求或者达到最大迭代次数则迭代终止,PSO-GRNN 反演模型的迭代收敛过程见图 5。将反演工况下的各测压点实际水头输入训练好的 PSO-GRNN 模型,得到待反演的坝体、坝基各种材料的渗透系数值(表 1)。

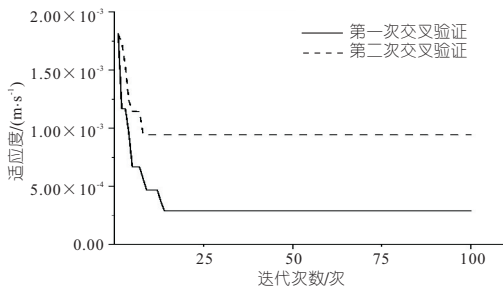


图 5 反演模型寻优的收敛过程

Fig. 5 Convergence process of inversion model optimization

4.4 反演结果分析

表 1 中 5 种反演得到的坝体、坝基渗透系数值均在规范范围内,初步判断该反演方法得到的数据合理可靠。为进一步验证反演数据的准确性,将反演得到的 5 种材料的渗透系数代入有限元计算模型进行渗流正分析,得到各渗压监测点计算水头,将计算值与实际值进行误差分析,渗压相对误差 = [(渗压实测水头 - 渗压计算水头) / 上下游水头差] × 100%, 计算结果见表 5。由图 6 可知,PSO-GRNN 模型反演得到的渗压预测值

表 5 反演工况下各渗压测点水头计算结果

Tab. 5 Calculation results of water head at each measuring point under inversion condition

测点编号	渗压实测值/m	反演计算值/m	绝对误差/m	相对误差/%
P12	809.72	808.13	1.59	1.83
P13	806.28	803.12	3.16	3.64
P15	802.43	801.13	1.30	1.50
P16	800.51	800.92	-0.41	-0.47
P17	798.89	800.80	-1.91	-2.20
P18	799.35	800.75	-1.40	-1.61
P19	799.12	800.69	-1.57	-1.81

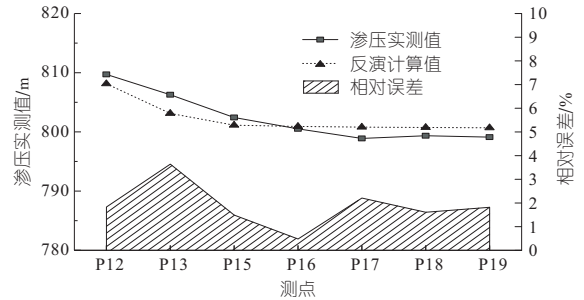


图 6 各渗压测点实测值与反演值对比
Fig. 6 Comparison of measured and inverted values of pressure measuring points

与实测值总体吻合度较好(相对误差取绝对值),7 个渗压监测点的预测相对误差控制在 0.47% ~ 3.64% 之间,因此使用 PSO-GRNN 模型反演得到的渗透系数较为合理。

相应的坝体、坝基渗流场浸润线和位势分布见图 7,等势线在坝体混凝土面板和防渗帷幕处分布密集,表明渗透坡降在这两处较大;坝体、坝基其余材料分区等势线稀疏,渗透坡降较小。此结论符合混凝土面板堆石坝渗流场位势分布一般规律,由此证明该反演方法可行有效。

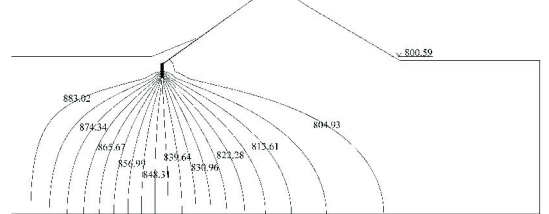


图 7 反演工况坝体和坝基渗流场位势分布图(单位:m)
Fig. 7 Potential distribution under inversion condition

5 结论

a. 针对 GRNN 泛化能力较差的缺点,引入 PSO 算法全局搜索适用于特定工程的光滑因子参数 σ 值,提高了计算模型的泛化性能,针对不同的工程只要选择合适的样本进行网络训练便可进行反演分析,应用简便。

b. 工程实例表明,使用 PSO-GRNN 模型反演得到的各介质渗透系数取值合理,渗流正分析计算得到的渗压监测点水头与实测值基本一致,因此该方法反演结果较为精确,且具有收敛速度快、设置参数少的优点,适用于混凝土面板坝渗透系数的反演分析。

c. 该反演模型具有良好的普适性,为确定及校核混凝土面板坝渗透系数提供了一种新方法,在工程运行、取得监测资料以后,可通过该方法反演大坝渗透系数,可为渗流分析计算提供符合实际的参数,对工程安全进行评价。

由表 10 可看出,在关阀总时间相同的基础上采用折线关阀管线加压段最小压力和直线关阀相同,自流段高 4.39 m,最大内水压力高 0.26 m,同时相比于 420 s 直线关阀时单向塔+高位水池总体积为 $10 \times 12.57 + 13 \times 78.54 + 12.5 \times 3.14 = 1\,185.97 \text{ m}^3$,采用折线关阀仅需 $10 \times 12.57 + 13 \times 38.48 = 625.94 \text{ m}^3$,极大地减少了工程量,降低了造价。

4 结 论

对于长距离加压重力流供水工程,采用空气罐单向塔高位水池联合防护可保证压力满足要求,末端阀门采用直线关闭便于操作但不利于减少防护措施体积;先慢后快关阀并不能起到优化内水压力的同时降低工程规模的作用,选取合适的先快后慢关阀规律可保证压力满足要求的同时极大地减少防护措施体积。

Study on Water Hammer Protection of Long-distance Pressurized Gravity Flow Water Conveyance Project

WANG Kai-lang, ZHANG Jian, YAO Tian-yu, WANG Yan

(College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: For the long-distance water supply project where the pump station pressurizes before the high point and gravity flows after the high point, when the end valve is closed in a straight line in case of power failure in an accident, a longer valve closing time is required to meet the pressure control standard, which virtually increases the scale of the protective measures and increases the investment. In order to solve this problem, a broken line valve closing rule is proposed to reduce the volume of protective measures while optimizing the pressure. The characteristic line method is used to check each scheme through FORTRAN programming, and the general rule is summarized by analyzing the influencing factors of the main parameters. The case results show that the broken line valve closing can reduce the volume of protective measures and reduce the project cost compared with the straight line valve closing within the same valve closing time under the premise of ensuring that the pressure meets the requirements.

Key words: long distance pressurized gravity flow; air vessel; elevated tank; polyline valve closing

(上接第 70 页)

参考文献:

[1] 贾义鹏,吕庆,尚岳全. 基于粒子群算法和广义回归神经网络的岩爆预测[J]. 岩石力学与工程学报,

参考文献:

[1] 朱记伟,蒋雅丽. 国内外跨流域调水工程建设管理经验及启示[J]. 陕西水利,2016(1):55-56.
 [2] STOKES Y M, MILLER A, HOCKING G. Pressure drop in pipelines due to pump trip event[J]. ANZI-AM journal, 2016, 57: M163-M204.
 [3] MIAO D, ZHANG J, CHEN S, et al. Water hammer suppression for long distance water supply systems by combining the air vessel and valve[J]. Journal of water supply: research and technology-AQUA, 2017, 66(5): 319-326.
 [4] 刘芳,张健,石林,等. 泵后球阀兼作泄压阀的水锤防护研究[J]. 水电能源科学, 2021, 39(9): 184-187, 119.
 [5] 李楠,张健,石林,等. 空气罐与超压泄压阀联合水锤防护特性[J]. 排灌机械工程学报, 2020, 38(3): 254-260.
 [6] 张健,黎东洲,结少鹏,等. 考虑摩阻的停泵水锤传播公式[J]. 水力发电学报, 2015, 34(9): 92-97.

2013, 32(2): 343-348.

[2] 崔智伟,沈振中,徐力群,等. 基于 AHP-GA 的某混凝土面板堆石坝渗透参数反分析方法[J]. 水电能源科学, 2016, 34(12): 90-93.

Inversion of Permeability Coefficient for Concrete Face Rockfill Dam Based on PSO-GRNN and Its Application

LI Hao-xuan¹, SHEN Zhen-zhong¹, ZHANG Wen-bing^{1,2}

(1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China;

2. College of Ocean Science and Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Considering the characteristics of inversion problems of concrete face dam, including high dimensionality, complex calculation and excessive calculation time, the orthogonal experimental design was used to construct the learning sample composed of the combination of permeability coefficient and the water head of pressure measuring point. The non-linear mapping relationship between the water head at monitoring points and permeability coefficient was established by general regression neural network (GRNN), and the particle swarm optimization (PSO) algorithm was used to search for the smoothing factor σ suitable for the specific project to improve the generalization and convergence speed of the model. The PSO-GRNN model for the inversion of the permeability coefficient of concrete face dam was established, and was applied on an engineering example. The results show that the value of permeability coefficient obtained by inversion based on the model is reasonable, and the maximum relative error between the calculated value of water head at monitoring points obtained by seepage analysis and the measured value is 3.64%, and the accuracy meets the needs of engineering.

Key words: concrete face dam; permeability coefficient; inversion analysis; GRNN; PSO