文章编号：1000-8608(2026)01-0103-08

基于改进 POT 模型的土石坝渗流监控指标拟定方法

周　扬[1,2]，李初寅[1]，庞　锐*[1,2]，徐　斌[1,2]

（1.大连理工大学 建设工程学院，辽宁 大连　116024；
2.大连理工大学 海岸与海洋工程全国重点实验室，辽宁 大连　116024）

摘要：针对现有土石坝渗流监控指标拟定方法存在主观性较强和精度较低的不足，基于智能算法改进的超阈值(peaks over threshold，POT)模型，提出了优化的土石坝渗流监控指标拟定方法.以3σ准则为确定最优阈值的理论基础，采用基于混沌映射、结合Levy飞行和逆向学习的动态选择策略改进的麻雀搜索算法(improved chaos sparrow search algorithm，ICSSA)，对POT模型中阈值的选取方法进行优化.建立了ICSSA-POT模型，实现对监测资料尾部数据的拟合，从而得到更为合理的土石坝渗流监控指标.研究表明，相比于传统方法，所提方法可有效避免主观性与随机误差，得到的监测资料尾部数据的拟合决定系数提高了5%，具有更高的计算精度，拟定的渗流监控指标更偏于安全，对防范土石坝渗流破坏、确保土石坝安全长效运行具有较强的指导意义.

关键词：土石坝；渗流监测；POT模型；麻雀搜索算法；参数优化
中图分类号：V698.12　　**文献标志码：**A　　**doi：**10.7511/dllgxb202601013

0　引　言

土石坝具有安全、经济和适应性强的特点，已成为世界公认的一种经济适用坝型[1].渗流是影响土石坝安全的重要因素之一，土石坝的各种破坏形式直接或间接与渗流相关[2]，因此对土石坝进行安全监测是十分有必要的.

对于大坝的安全监控指标拟定方法已经有了较深入的研究.魏德荣[3]诠释了监控指标的基本概念，对拟定监控指标的基本思路进行了研究.顾冲时等[4]结合数理统计方法和结构计算分析方法提出了多级监控指标拟定方法.丁倩等[5]以王甫洲水利工程复合土工膜防渗围堤土石坝为例，提出了基于渗流数值计算-测压管水位统计模型混合法的计算方法.唐贤琪等[6]以贝叶斯网络为基础，提出了土石坝风险评估的有效方法.

土石坝安全监控指标研究的常用方法有监测模型法[7]、结构分析法[8]、概率分析法[9].其中，概率分析法包括典型小概率法[10]和POT模型法等.典型小概率法一般只对监测序列中的极值进行分析，因此，在实际应用中对监测信息的利用率较低.POT模型法有效地保留了超阈值部分监测序列的信息，提高了监测数据的利用率[11].同时，POT模型全面考虑了所有可能出现的显著值，对不利工况下的实测数据样本分布特征的表征有明显优势.因此，本文选用POT模型进行指标研究.

影响POT模型效率最重要的因素之一是阈值的选取.现有的阈值中超出量均值函数图法和Hill图法通过主观分析图形趋势拟定阈值，存在难以实现程序化和误差较大的问题；样本峰度选定法虽具有清晰的理论基础，但其计算过程复杂[11].综合考虑，对POT模型的改进需要从阈值的确定方法入手，实现对阈值确定方法的客观性与程序化的改进.唐贤琪等[12]通过构建阈值递增序列，计算不同阈值条件下相应的监控指标，利用概率论中的3σ准则，提出了一种改进的阈值确定方法.周聪聪等[13]引入2σ准则和Chauvenet准则，建立了用于膨胀土渠坡位移监控指标拟定的改进POT模型.Xie等[14]采用灰狼算法(GWO)改进的基于3σ准则的自动阈值确定方法有效地

收稿日期：2024-06-06；　**修回日期：**2025-09-16.
基金项目：国家自然科学基金资助项目(52379117，52279096，52279125)；辽宁省科技计划联合计划资助项目(2023021239-JH2/1017).
作者简介：周　扬(1984—)，男，博士，副研究员，E-mail：zhouy@dlut.edu.cn；庞　锐*(1989—)，男，博士，副教授，E-mail：pangrui@dlut.edu.cn.

确定了混凝土重力坝的监测控制值.然而现有的优化算法在阈值最优选取的问题上存在易陷入局部最优和精度较低的问题.

麻雀搜索算法是确定最优参数的一种有效方法,具有较强的全局搜索能力和较快的收敛速度[15].但其在初始化种群分布时缺乏均匀性和多样性,且在搜索阶段容易陷入局部最优.混沌映射具有随机性、遍历性和规律性,适用于对群智能算法进行优化[16].Levy 飞行具有让算法跳出局部最优的能力[17].逆向学习能够对数值解评估后保留较好的结果[18].现阶段相关研究结合以上数学模型对标准麻雀搜索算法进行改进,从而提高算法的搜索能力及精度.

本文在 POT 模型原理的基础上,结合改进的麻雀搜索算法(ICSSA),以 3σ 准则为确定阈值的理论基础构建超阈值子样本序列.本文所提方法可有效避免阈值选取过程的主观性与随机误差,使其具有更高的计算精度,从而提高 POT 模型的准确性和可靠性.

1 基于改进的麻雀搜索算法优化的 POT 模型

1.1 POT 模型的原理

阈值和广义帕累托分布是 POT 模型中的两个核心概念[12].POT 模型认为原始测值序列是服从分布函数为 $F(x)$ 的独立分布随机变量 x 的测值序列 $\{x_1,x_2,\cdots,x_n\}$;在测值序列上下限内选取阈值 T,将满足 $x_j>T$ 的变量称为超阈值测值,将其构造为超阈值测值序列;将满足 $y_j=x_j-T$ 的值称为超出量,将其构造为超出量序列 $\{y_j\}$.POT 模型通过引入阈值概念,重点在于对随机序列尾部数据的特征进行分析.

超出量序列的条件分布函数 $F_T(y)$ 为

$$F_T(y)=P(x-T\leqslant y|x>T) \tag{1}$$

$F(x)$ 关于 $F_T(y)$ 的表达式为

$$F(x)=F_T(y)[1-F(T)]+F(T) \tag{2}$$

$F(x)$ 是拟定显著性水平 α 下监控指标 x_α 的依据,即:

$$x_\alpha=F^{-1}(x,\alpha) \tag{3}$$

由前述条件可知,原始测值序列、超阈值测值序列与超出量序列的分布函数之间存在相关关系,因此可以构建关系式对其进行求解.

极值理论中的 PBdH 定理表明,对于充分大的阈值 T,超出量 y 的条件分布函数 $F_T(y)$ 收敛于广义帕累托分布[19],即:

$$F_T(y)\to G(y,\xi_T,\sigma_T)=\begin{cases}1-\left(1+\xi_T\dfrac{y}{\sigma_T}\right)^{-1/\xi_T}; & \xi_T\neq 0,y\geqslant 0,\\ & 1+\xi_T\dfrac{y}{\sigma_T}>0\\ 1-\exp\left(-\dfrac{y}{\sigma_T}\right); & \xi_T=0,\ y\geqslant 0\end{cases} \tag{4}$$

其中 ξ_T、σ_T 分别为形状参数和尺度参数.合理确定阈值是正确估计参数 ξ_T、σ_T 的前提.阈值选取得过高,会导致用于估计分布函数的超限样本太少,使估计出来的参数方差较大;阈值选取得过低,则不能保证超限分布的收敛性,使估计产生大的偏差[11].本文以此为超出量分布函数的假定和检验的理论基础.

1.2 麻雀搜索算法

1.2.1 *标准麻雀搜索算法的原理* 麻雀搜索算法(sparrow search algorithm,SSA)的原理来源于麻雀觅食和反捕食行为[15,20].麻雀种群在捕食过程中分为发现者、加入者和预警者三部分,发现者会引导种群觅食,加入者跟随发现者觅食,预警者在意识到有危险时会提供预警.

发现者位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}x_{i,j}^{t}\exp\left(\dfrac{-i}{\alpha_1 N}\right); & R<S_{\mathrm{t}}\\ x_{i,j}^{t}+c\alpha_2; & R\geqslant S_{\mathrm{t}}\end{cases} \tag{5}$$

式中:$x_{i,j}$ 为种群中第 i 个麻雀的第 j 维位置;N 为初始条件设定的最大迭代次数;t 为当前迭代次数;α_1、α_2 和 R 为(0,1]之间服从均匀分布的随机数;c 为服从正态分布的随机数;S_{t} 为初始条件设定的安全指标值.

加入者位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}c\exp\left(\dfrac{x_{\mathrm{w}}^{t}-x_{i,j}^{t}}{i^2}\right); & i>n/2\\ x_{\mathrm{p}}^{t+1}+\left|x_{i,j}^{t}-x_{\mathrm{p}}^{t+1}\right|\cdot\boldsymbol{A}^{+}\cdot\alpha_2; & i\leqslant n/2\end{cases} \tag{6}$$

式中:x_{p} 为当前迭代循环中适应度最优个体位置;x_{w} 为当前迭代循环中适应度最差个体位置;$\boldsymbol{A}$ 为随机包含 -1 和 1 两个元素的 $1\times d$ 矩阵,$\boldsymbol{A}^{+}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{A}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}})^{-1}$.

预警者位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1}=\begin{cases}x_{\mathrm{b}}^{t}+c\left|x_{i,j}^{t}-x_{\mathrm{b}}^{t}\right|; & f_i>f_{\mathrm{b}}\\ x_{i,j}^{t}+K\dfrac{\left|x_{i,j}^{t}-x_{\mathrm{w}}^{t}\right|}{(f_i-f_{\mathrm{w}})+\varepsilon}; & f_i=f_{\mathrm{b}}\end{cases} \tag{7}$$

式中：x_b 为全局中当前适应度最优个体位置；f_i 为个体当前的适应度值；K 为[-1,1]之间的随机数；f_b 和 f_w 为全局中适应度最优和最差个体的适应度值；ε 为一个极小的数，避免分母为0.

1.2.2　*改进的麻雀搜索算法*　对于标准麻雀搜索算法，发现者在全局搜索中没有在早期迭代的搜索和后期迭代之间保持良好的平衡：在早期迭代中缺乏广泛搜索的能力，在后期迭代中的精度略低.针对上述问题，丰富初始种群多样性、维持发现者前期搜索与后期迭代过程动态平衡和提高加入者逃避陷入局部最优的能力是改进标准麻雀搜索算法研究的重点.

混沌映射序列具有随机性、遍历性和规律性的特点，适用于对群智能算法进行优化，因此被学者广泛应用[16,21-22]. 常见的混沌映射有 Logistic 映射和 Tent 映射. 本文通过对两种映射方法进行结合得到 Logistic-Tent 映射，其表达式如下：

$$x_{n+1}=\begin{cases} rx_n(1-x_n)+\dfrac{(4-r)x_n}{2}; & x_n<0.5 \\ rx_n(1-x_n)+\dfrac{(4-r)(1-x_n)}{2}; & x_n\geqslant 0.5 \end{cases} \tag{8}$$

其中 $r\in(0,4]$，x_n 为第 n 个混沌值.

早期迭代中，发现者通过较大的惯性权重，以较大幅度进行全局探索，快速找到全局最优解. 后期迭代中，发现者通过较小的惯性权重，提高局部开发能力加快收敛速度，同时避免陷入局部最优解. 结合改进方法对发现者位置更新公式提出了新的改进，更新公式如下：

$$x_{i,j}^{t+1}=\begin{cases} \omega x_{i,j}^t\exp\left(\dfrac{-i}{\alpha_1 N}\right); & R<S_t \\ \omega x_{i,j}^t+c\alpha_2; & R\geqslant S_t \end{cases} \tag{9}$$

其中，参数 ω 的计算公式如下：

$$\omega=\begin{cases} \omega_0; & t\leqslant t_0 \\ (1/t)^{0.9}; & t>t_0 \end{cases} \tag{10}$$

式中：ω_0 为给定的正实数；t 为当前的迭代次数；t_0 为给定的迭代次数.

Levy 飞行是一类非高斯随机过程，步长的概率分布是随机游走的重尾分布. Levy 飞行让算法具有在随机游走中以更高的发生概率大幅跳出局部最优的能力[17]. 基于 Levy 飞行的麻雀位置更新公式如下：

$$x_i^{t+1}=x_i^t+\gamma\oplus Levy(\lambda) \tag{11}$$

式中：γ 为步进控制参数；$Levy(\lambda)$ 为随机搜索路径，满足

$$Levy(\lambda)=t^{-\lambda};\ 1<\lambda\leqslant 3 \tag{12}$$

逆向学习是一种通过当前解，找到对应的逆解，评估后保留较好的解的方法[21]. 因此逆向学习经常被用来跳出局部最优. 基于逆向学习的麻雀位置更新公式如下：

$$\begin{aligned} x'_{best}(t)&=b_u+\beta\oplus(b_l-x_{best}(t)) \\ x_i^{t+1}&=x_i^t+k\oplus(x_{best}(t)-x'_{best}(t)) \end{aligned} \tag{13}$$

式中：b_u 和 b_l 分别为变量的上限和下限，β 为符合标准均匀分布的随机数，k 为控制参数.

为进一步提高麻雀搜索算法的搜索能力，基于上述两种方法，采用动态选择策略更新麻雀位置，以一定概率交替采用 Levy 飞行和逆向学习更新位置. 在 Levy 飞行策略中，利用阶跃因子扩大搜索范围，跳出局部最优困境. 同时，在逆向学习策略中，增加解的多样性，提高算法的搜索优化性能.

动态选择策略方法如下：当 $rand\in(0,0.5)$，选择 Levy 飞行策略进行麻雀位置更新；否则，选择逆向学习策略进行麻雀位置更新.

1.3　基于智能算法改进的阈值确定方法

根据 PBdH 定理，通过设定阈值 T，可从原始测值序列$\{x_i\}$中构造出超出量序列$\{y_j\}$，并得到其分布函数 $F_T(y)$. 由式(2)可知，可对任意设定的满足条件的阈值 T 求解其对应的原始测值序列的分布函数 $F(x)$. 由式(3)可知，可由原始测值序列的分布函数 $F(x)$ 确定拟定显著性水平 α 下监控指标 x_α. 综上所述，得到阈值 T 与监控指标 x_α 之间存在的内在关联关系便可拟定合理的监控指标.

工程应用中根据概率学中的 3σ 准则划分监控指标的等级. 随机分布序列中的效应量有约4.5%的概率落在$(\mu-2\sigma,\mu+2\sigma)$以外，可被视为小概率事件作为警戒值 $x_{4.5\%}$ 的依据，表明监控对象从正常工作状态向异常工作状态转变；效应量有约0.3%的概率落在$(\mu-3\sigma,\mu+3\sigma)$以外，可被视为不可能事件作为危险值 $x_{0.3\%}$ 的依据，表明监控对象从异常工作状态向危险工作状态转变.

上述定义可表示为

$$x_{4.5\%}=E(x)\pm 2\sigma,\ x_{0.3\%}=E(x)\pm 3\sigma \tag{14}$$

式中：$E(x)$、σ 分别为效应量的数学期望值和标准差；$x_{4.5\%}$、$x_{0.3\%}$ 分别为显著性水平 $\alpha=4.5\%$ 和 $\alpha=0.3\%$ 时的监控指标值，即监控指标的警戒值和危

险值.

可得测值序列与拟定的监控指标之间存在的相关关系：

$$x_{0.3\%}-x_{4.5\%}=\pm\sigma \tag{15}$$

对原始测值序列$\{x_i\}$构造出一个满足其上下限要求的阈值随机序列$\{T_1,\cdots,T_j,\cdots,T_M\}$. 对其中每一个阈值 T_j，构造出对应的超阈值测值序列和超出量序列，并计算相应的监控指标警戒值 $x_{4.5\%T_j}$ 和危险值 $x_{0.3\%T_j}$.

在阈值随机序列中，最合理的阈值 T_{best} 应满足

$$c_j=|\Delta_j-\sigma|\to 0 \tag{16}$$

式中：Δ_j 为 $x_{4.5\%T_j}$ 与 $x_{0.3\%T_j}$ 的差值，即 $\Delta_j=x_{0.3\%T_j}-x_{4.5\%T_j}$；$c_j$ 为 Δ_j 与原始监测序列标准差 σ 的差值的绝对值，$c_j=|\Delta_j-\sigma|$.

本文所提出的基于改进的麻雀搜索算法优化的 POT 模型，将阈值选取过程通过程序实现，结合智能优化算法对其进行寻优，提高了阈值选取的可靠度. 所提出的土石坝渗流监控指标拟定模型的实现流程图如图 1 所示.

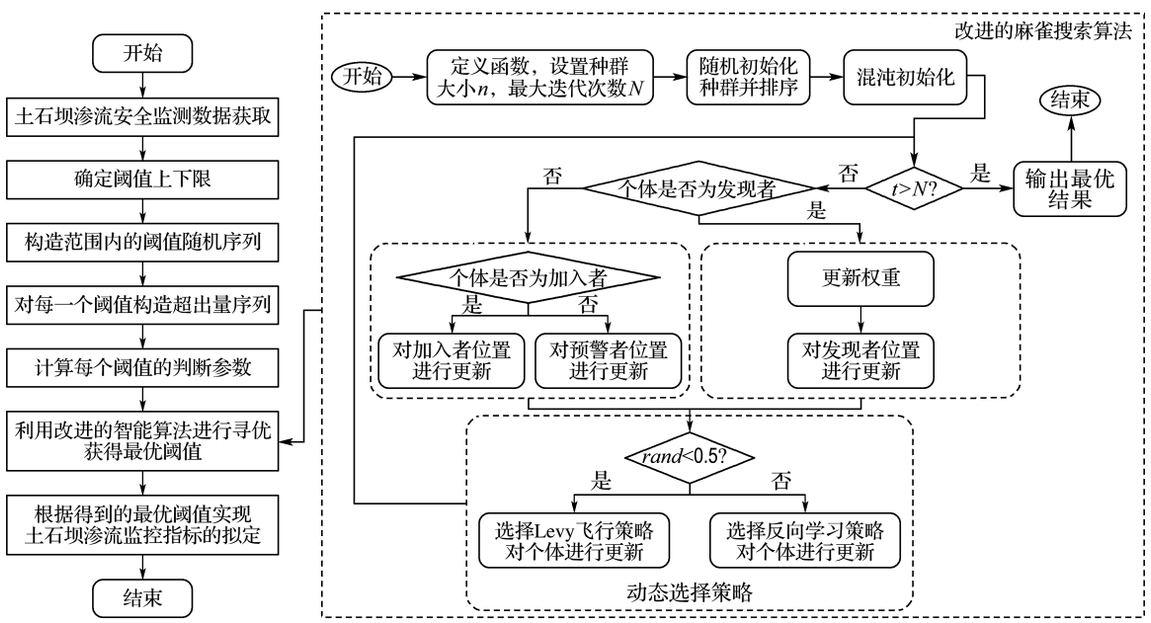


图 1 模型的实现流程图

Fig. 1 Flowchart of the implementation of the model

2 实例应用

糯扎渡水电站是澜沧江流域工程规模和调节库容最大的电站[23]. 为监测该大坝安全，在坝体内共设有 21 个渗压观测点，测点编号为 DB-HW-1～DB-HW-21.

以测点 DB-HW-12、DB-HW-14、DB-HW-15 为例，采用本文提出的基于改进的麻雀搜索算法优化的阈值选取方法，拟定测点的监控指标. 样本时段为 2011-09-24～2013-05-13，每个测点样本数为 174. 图 2 为 3 个测点实测水位变化过程线.

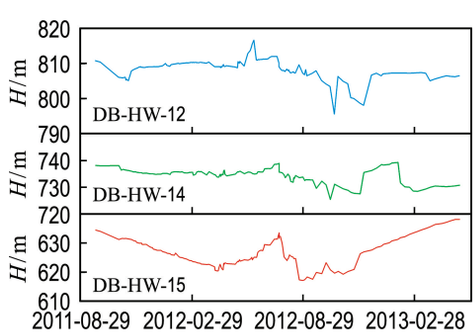


图 2 实测水位变化过程线

Fig. 2 Measured water level variation process line

2.1 监测数据初步处理

测点水位监测序列中，根据水位监测数据最小值和最大值确定阈值上下限，同时计算样本标准差，结果见表 1.

2.2 阈值的确定与监控指标的拟定

根据本文所提方法计算监控指标，其计算参数见表 2，测点监测数据阈值利用智能算法优化迭代过程如图 3 所示，测点最优阈值对应帕累托拟合对比图如图 4 所示.

表 1　监测数据处理结果

Tab. 1　Monitoring data processing results

测点	水位		
	最小值/m	最大值/m	标准差
DB-HW-12	795.6	815.2	2.65
DB-HW-14	725.3	739.3	2.49
DB-HW-15	617.2	638.1	4.60

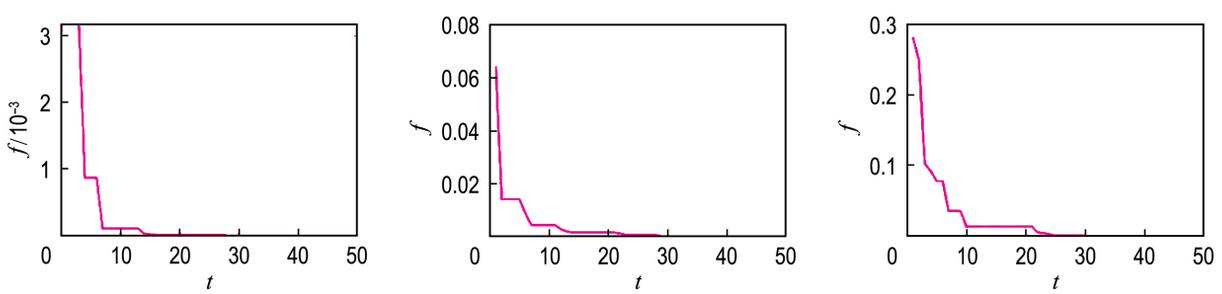
在对统计数据的拟合分析过程中，R^2 即决定系数，表示模型对数据的解释程度，值越接近 1 表示拟合效果越好，因此本文将其作为评价指标对两种方法确定的阈值对应的帕累托分布与原始监测资料进行对比分析，结果见表 3.

表 3 的数据表明：本文所提方法选取的阈值对尾部数据的拟合即决定系数更接近 1，均提高了 5%以上，表明对重尾分布数据的拟合更为准确.

表 2　测点 POT 模型计算参数

Tab. 2　Calculation parameters of POT model at measuring points

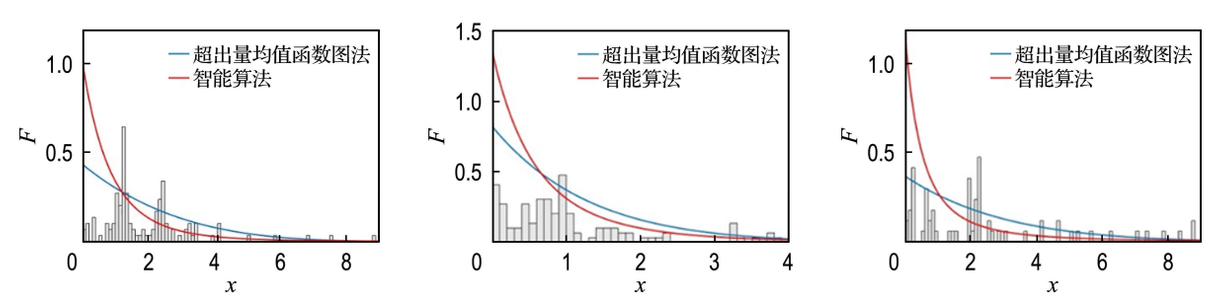
测点	样本数	T_j/m	ξ_{T_j}	σ_{T_j}	$c_j=\lvert\Delta_j-\sigma\rvert$	$x_{4.5\%}$/m	$x_{0.3\%}$/m
DB-HW-12	174	807.85	−0.095 7	1.455 8	4.73×10^{-4}	815.56	817.24
DB-HW-14	174	734.76	−0.063 0	1.214 5	5.58×10^{-7}	740.32	742.48
DB-HW-15	174	630.72	−0.079 6	2.414 6	5.76×10^{-6}	641.32	645.16



(a) DB-HW-12　(b) DB-HW-14　(c) DB-HW-15

图 3　智能算法优化迭代过程

Fig. 3　Iterative process of intelligent algorithm optimization



(a) DB-HW-12　(b) DB-HW-14　(c) DB-HW-15

图 4　最优阈值对应帕累托拟合对比图

Fig. 4　Contrast graph of the optimal threshold corresponds to the Pareto fitting

2.3　改进方法的验证

超出量均值函数图法确定阈值 T 时，以超出量均值函数图中曲线出现明显拐点处对应的数值为合理结果来确定阈值. 根据此方法可得到测点的监控指标. 由本文提出的方法和超出量均值函数图法得到的监控指标拟定结果见表 4.

表 4 的数据表明：两种方法所确定的阈值 T 大小接近，且本文所提方法得到的阈值普遍具有阈值较小的规律. 结合图 4 中两种方法对于监测资料尾部数据的拟合情况对比可知：由于本文所

表3 拟合结果对比

Tab.3 Comparison of fitting results

测点	R^2	
	超出量均值函数图法	智能算法
DB-HW-12	0.865	0.931
DB-HW-14	0.901	0.946
DB-HW-15	0.878	0.928

提方法着重于对监测数据具有的重尾分布特点进行研究,对其在不利工况下的分布特征的表征优势明显.结合表1与表4的数据可以得到:本文所提方法相较于传统方法具有更低的监控指标,同时满足监测序列中的极值范围要求,因此对监测过程具有参考意义.

从指标拟定分析过程可知:传统方法需要根据超出量均值函数图的趋势进行主观分析,存在较大的分析误差;本文提出的方法通过智能算法对阈值进行自动识别,实现阈值选取的程序化,量化阈值拟定适应度判断标准,进而提高了阈值选取的精度.综上所述,本文所提方法拟定的监控指标更为合理.

表4 两种方法拟定的监控指标结果

Tab.4 Results of monitoring index determined by two methods

测点	x_{max}/m	超出量均值函数图法			智能算法改进的POT模型法		
		T_j/m	$x_{4.5\%}$/m	$x_{0.3\%}$/m	T_j/m	$x_{4.5\%}$/m	$x_{0.3\%}$/m
DB-HW-12	816.7	808.60	816.79	825.67	807.85	815.56	817.24
DB-HW-14	739.3	735.40	743.94	756.30	734.76	740.32	742.48
DB-HW-15	638.1	631.20	647.65	678.37	630.72	641.32	645.16

3 结 论

(1)本文考虑到传统POT模型法拟定土石坝监控指标具有较强的主观性与较大的随机误差,利用3σ准则结合改进的麻雀搜索算法,对POT模型中阈值的选取方法进行优化,实现了阈值的自适应选择,具有较强的可程序化特点.

(2)本文所提出的改进麻雀搜索算法,引入混沌映射及结合Levy飞行和逆向学习的动态选择策略,针对标准算法中搜索能力的平衡问题进行改进,提高了优化算法的效率和精度.

(3)POT模型建立在概率论的理论基础上,着重于对已有的历史监测资料规律进行分析,全面考虑了所有可能出现的显著值,对不利工况下的实测数据样本分布特征的表征有明显优势.

(4)由结果分析可知,相较传统方法,采用改进方法拟定的监控指标使尾部数据的拟合决定系数提高了5%,拟定的监控指标偏安全,同时满足监测序列极值的范围要求,从而可以认为本文所提方法拟定的监控指标更具有参考意义.

参考文献:

[1] 邓 刚,皇甫泽华,武颖利,等.土质心墙土石坝变形协调控制发展与展望[J].水力发电学报,2020,**39**(5):1-16.
DENG Gang, HUANGFU Zehua, WU Yingli, *et al*. Development and prospect of deformation compatibility control of earth core embankment dams [J]. **Journal of Hydroelectric Engineering**, 2020, **39**(5): 1-16. (in Chinese)

[2] ZHOU Lanting, GU Chongshi, LI Bo. Application of partial least-squares regression in earth-rock dam seepage monitoring model [C]// **Proceedings of the 2nd International Conference on Modelling and Simulation, ICMS2009**. Manchester: World Academic Union, 2009: 531-536.

[3] 魏德荣.大坝安全监控指标的制定[J].大坝与安全,2003(6):24-28.
WEI Derong. On working out dam safety monitoring index [J]. **Dam and Safety**, 2003(6): 24-28. (in Chinese)

[4] 顾冲时,赵二峰.大坝安全监控理论与方法[M].南京:河海大学出版社,2019.
GU Chongshi, ZHAO Erfeng. **Dam Safety Monitoring Theories and Methods** [M]. Nanjing: Hohai University Press, 2019. (in Chinese)

[5] 丁 倩,黄耀英,费大伟,等.复合土工膜防渗土

石坝测压管水位二级监控指标拟定[J]. 水电能源科学，2022，**40**(11)：94-97，102.
DING Qian，HUANG Yaoying，FEI Dawei，*et al*. Second-level monitoring index for piezometer levels of earth-rock dams with composite geomembrane [J]. **Water Resources and Power**，2022，**40**(11)：94-97，102.（in Chinese）

[6] 唐贤琪，施玉群，杨海云，等. 基于贝叶斯网络推理的大坝风险评估[J]. 武汉大学学报(工学版)，2024，**57**(2)：152-158.
TANG Xianqi，SHI Yuqun，YANG Haiyun，*et al*. Dam risk assessment based on Bayesian network inference [J]. **Engineering Journal of Wuhan University**，2024，**57**(2)：152-158.（in Chinese）

[7] 吴继业，马　刚，艾志涛，等. 时空融合的堆石坝变形预测模型及在安全监测中的应用[J]. 水利学报，2024，**55**(5)：564-576.
WU Jiye，MA Gang，AI Zhitao，*et al*. Spatial-temporal fusion model for deformation prediction of rockfill dams and its application in safety monitoring [J]. **Journal of Hydraulic Engineering**，2024，**55**(5)：564-576.（in Chinese）

[8] 齐翠阁，牛慧余，孙永明，等. 基于结构分析法的重力坝坝顶水平位移预警指标拟定[J]. 三峡大学学报(自然科学版)，2023，**45**(4)：33-37.
QI Cuige，NIU Huiyu，SUN Yongming，*et al*. Deformation early-warning index for horizontal displacement of gravity dam crest based on structural analysis method [J]. **Journal of China Three Gorges University**（**Natural Sciences**），2023，**45**(4)：33-37.（in Chinese）

[9] 李延卓，李姝昱. 概率分析和结构计算的大坝变形监控指标拟定[J]. 山西建筑，2021，**47**(8)：162-164.
LI Yanzhuo，LI Shuyu. Dam deformation monitoring index determined by probability analysis and structural calculation [J]. **Shanxi Architecture**，2021，**47**(8)：162-164.（in Chinese）

[10] 周稳忠，谷艳昌，黄海兵，等. 基于改进典型小概率法的大坝变形安全监控指标拟定[J]. 人民珠江，2020，**41**(6)：39-43.
ZHOU Wenzhong，GU Yanchang，HUANG Haibing，*et al*. Determination of dam deformation safety monitoring index based on improved typical small probability method [J]. **Pearl River**，2020，**41**(6)：39-43.（in Chinese）

[11] 苏怀智，王　锋，刘红萍. 基于 POT 模型建立大坝服役性态预警指标[J]. 水利学报，2012，**43**(8)：974-978，986.
SU Huaizhi，WANG Feng，LIU Hongping. Early-warning index for dam service behavior based on POT model [J]. **Journal of Hydraulic Engineering**，2012，**43**(8)：974-978，986.（in Chinese）

[12] 唐贤琪，杨海云，吴　凡，等. 基于改进 POT 模型的混凝土坝监控指标拟定[J]. 水利水运工程学报，2021(2)：117-123.
TANG Xianqi，YANG Haiyun，WU Fan，*et al*. Determination of monitoring index for concrete dam based on improved POT model [J]. **Hydro-Science and Engineering**，2021(2)：117-123.（in Chinese）

[13] 周聪聪，沈振中，马福恒. 基于 2σ-Chauvenet 准则的 POT 模型的膨胀土渠坡位移监控指标拟定[J]. 水电能源科学，2023，**41**(2)：195-198.
ZHOU Congcong，SHEN Zhenzhong，MA Fuheng. Development of monitoring index of channel slope displacement based on 2σ-Chauvenet criterion POT model [J]. **Water Resources and Power**，2023，**41**(2)：195-198.（in Chinese）

[14] XIE Zhiwen，YU Tiantang. Determination of monitoring control value for concrete gravity dam spatial deformation based on POT model [J]. **CMES-Computer Modeling in Engineering and Sciences**，2023，**135**(3)：2119-2135.

[15] LI Bin，WANG Honglei. Multi-objective sparrow search algorithm：A novel algorithm for solving complex multi-objective optimisation problems [J]. **Expert Systems with Applications**，2022，**210**：118414.

[16] PALACIOS A. Cycling chaos in one-dimensional coupled iterated maps [J]. **International Journal of Bifurcation and Chaos**，2002，**12**(8)：1859-1868.

[17] HAKLI H，UČUZ H. A novel particle swarm optimization algorithm with Levy flight [J]. **Applied Soft Computing Journal**，2014，**23**：333-345.

[18] ZHOU Yang，LI Chuyin，PANG Rui，*et al*. A new approach for seepage parameter inversion of earth-rockfill dams based on an improved sparrow search algorithm [J]. **Computers and Geotechnics**，2024，**167**：106036.

[19] PICKANDS J. Statistical inference using extreme order statistics [J]. **Annals of Statistics**，1975，**3**(1)：119-131.

[20] YUE Yinggao，CAO Li，LU Dongwan，*et al*. Review and empirical analysis of sparrow search

algorithm [J]. **Artificial Intelligence Review**, 2023, **56**(10): 10867-10919.

[21] ZHANG Xuanyu, ZHOU Kaiqing, LI Pengcheng, *et al*. An improved chaos sparrow search optimization algorithm using adaptive weight modification and hybrid strategies [J]. **IEEE Access**, 2022, **10**: 96159-96179.

[22] 吕 鑫, 慕晓冬, 张 钧, 等. 混沌麻雀搜索优化算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2021, **47**(8): 1712-1720.
LYU Xin, MU Xiaodong, ZHANG Jun, *et al*. Chaos sparrow search optimization algorithm [J]. **Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics**, 2021, **47**(8): 1712-1720. (in Chinese)

[23] 李 犁. 糯扎渡水电站通过国家核准 [N]. 云南日报, 2011-03-25(1).
LI Li. Nuozhadu Hydropower Station was approved by the state [N]. **Yunnan Daily**, 2011-03-25(1). (in Chinese)

Method based on improved POT model for determining seepage monitoring index of earth-rock dam

ZHOU Yang[1,2], LI Chuyin[1], PANG Rui[*1,2], XU Bin[1,2]

(1. School of Infrastructure Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. State Key Laboratory of Coastal and Offshore Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In view of the shortcomings of the existing methods for determining seepage monitoring index of earth-rock dam, which are subjective and low in accuracy, an optimization method for determining seepage monitoring index of earth-rock dam is proposed based on the improved peaks over threshold (POT) model using intelligent algorithm. Using 3σ criterion as the principle of determining the most reasonable threshold, the improved chaos sparrow search algorithm (ICSSA), which is based on chaotic mapping and dynamic selection strategy combined with Levy flight and reverse learning, is adopted to optimize the selection method for threshold of POT model. The ICSSA-POT model is established to realize the fitting of the tail data of monitoring data, so as to obtain a more reasonable seepage monitoring index of earth-rock dam. Research shows that compared with traditional methods, the proposed method can effectively avoid subjectivity and random errors, and the fitting determination coefficient of the obtained tail data of monitoring data is increased by 5%, which has higher calculation accuracy. The proposed seepage monitoring index is more safety oriented, and has strong guiding significance for preventing seepage damage of earth-rock dam and ensuring safe and long-term operation of earth-rock dam.

Key words: earth-rock dam; seepage monitoring; POT model; sparrow search algorithm; parameter optimization