引文格式：宋忠宁. 改进灰狼优化 BP 神经网络的大坝水平位移预测研究[J]. 地理空间信息, 2026, 24(7): 132-135. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2026.07.026

改进灰狼优化BP神经网络的大坝水平位移预测研究

宋忠宁
（青海省第一地质勘查院，青海 海东 810600）

摘　要：针对BP神经网络随机获取初始权值和阈值策略导致大坝水平位移预测模型精度较低的问题，提出了改进灰狼优化算法与BP神经网络相结合的大坝沉降预测方法。首先通过佳点集初始化种群、非线性收敛因子和自适应权重等策略优化灰狼算法，获取全局最优解；再利用改进灰狼算法优化BP神经网络寻优参数策略，获得最优参数，构建改进灰狼优化BP神经网络的大坝水平位移预测模型；最后通过丰满大坝水电站实测数据，验证该方法大坝水平位移预测模型精度。实验结果表明，改进灰狼优化BP神经网络的大坝水平位移预测模型的寻优速度、预测精度和稳定性均优于支持向量机、BP神经网络和灰狼优化BP网络模型。

关键词：改进灰狼优化算法；佳点集初始化种群；非线性收敛因子；自适应权重；BP神经网络；大坝水平位移预测模型
中图分类号：P258　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2026）07-0132-04

Research on Dam Horizontal Displacement Prediction Using Improved Grey Wolf Optimized BP Neural Network

SONG Zhongning
(The First Geological Exploration Institute of Qinghai Province, Haidong 810600, China)

Abstract: In response to the problem of low accuracy in the prediction model of dam horizontal displacement caused by the random acquisition of initial weights and threshold strategies by BP neural network, we proposed a dam settlement prediction method combining the improved grey wolf optimization algorithm with BP neural network. Firstly, we optimized the grey wolf algorithm through various strategies such as initializing the population of optimal point sets, nonlinear convergence factors, and adaptive weights to obtain the global optimal solution. Then, we used the improved grey wolf algorithm to optimize BP neural network optimization parameter strategy, obtained the optimal parameters, and constructed a dam horizontal displacement prediction model based on improved grey wolf optimized BP neural network. Finally, we verified the dam horizontal displacement prediction accuracy of this method through the measured data of Fengman dam hydropower station. The experimental results show that the dam horizontal displacement prediction model based on improved grey wolf optimized BP neural network has better optimization speed, prediction accuracy, and stability than support vector machine, BP neural network, and grey wolf optimized BP network models.

Key words: improved grey wolf optimization algorithm, initializing the population of optimal point sets, nonlinear convergence factor, adaptive weight, BP neural network, dam horizontal displacement prediction model

水库大坝为水资源持续利用、防洪减灾和能源保障提供基础设施，其安全运行对社会经济发展具有重要意义[1-3]。2023年卡霍夫卡水电站决堤、2024年肯尼亚南部大坝决堤等事故的发生，凸显了大坝变形监测的紧急性与重要性。因此，开展大坝水平位移监测具有重要的现实意义和学术价值[4]。大坝水平位移易受材料、环境变化等多种因素影响，神经网络、支持向量机（SVM）、灰色模型等传统大坝变形预测方法虽取得了一定的应用成果，但在处理复杂动态大坝变形时，仍难以满足高精度的预测需求[5-6]。随着智能寻优算法的提出，一系列算法[7-13]被用于改进大坝变形预测性能，但这些算法重点关注模型的拟合精度，且灰狼优化算法（GWO）存在易陷入局部最优解、计算效率低等问题。鉴于此，本文提出了改进GWO（IGWO）优化BP神经网络的大坝水平位移预测方法。通过搜索机制、非线性收敛因子和自适应权重等策略优化GWO算法，再结合BP神经网络序列数据处理能力构建了一个稳定性强、精度高的大坝水平位移预测模型，为大坝预警与安全监测提供技术支撑。

1　IGWO算法

GWO算法依据狼群的等级制度和狩猎行为完成最优解的搜索。该算法中灰狼位置为可行解，通过灰狼的适应度完成种群的社会分级。假设 α、β、δ 为种群中的3只头狼，负责猎物追踪与狼群引导， α 为当前最优解、 β 为次优解、 δ 为第三优解； ω为 种群中

作者简介：宋忠宁（1975—），大学专科，工程师，主要研究方向为GNSS数据处理及应用，E-mail：songzn_75@163.com。

剩余的狼，负责围猎猎物，根据头狼的引导更新自己位置，最终达到猎物附近，即最优解。灰狼的狩猎数学模型可表示为：

$$\begin{aligned} X(t+1)&=X_p(t)-A\times D\\ D&=|C\times X_p-X(t)| \end{aligned} \tag{1}$$

式中，t 为当前迭代次数；$X_p(t)$、$X(t)$ 分别为第 t 次迭代猎物、狼群的位置；D 为狼群个体与猎物间的距离；A、C 为扰动参数，$A=2\alpha\times\gamma_1-\alpha$、$C=2\gamma_2$，$\alpha=2(1-t/T)$；$\gamma_1$、$\gamma_2$ 为0~1的随机数；T 为最大迭代次数。

在搜索猎物的过程中，ω 将根据 α、β、δ 的引导逐渐逼近猎物，灰狼个体移动距离与方向的更新公式为：

$$\begin{cases} D_\alpha=\left|C_1\boldsymbol{X}_\alpha(t)-X(t)\right|\\ D_\beta=\left|C_2\boldsymbol{X}_\beta(t)-X(t)\right|\\ D_\delta=\left|C_3\boldsymbol{X}_\delta(t)-X(t)\right| \end{cases}$$
$$\begin{cases} \boldsymbol{X}_1=\boldsymbol{X}_\alpha-A_1D_\alpha\\ \boldsymbol{X}_2=\boldsymbol{X}_\beta-A_2D_\beta\\ \boldsymbol{X}_3=\boldsymbol{X}_\delta-A_3D_\delta\\ X(t+I)=(\boldsymbol{X}_1+\boldsymbol{X}_2+\boldsymbol{X}_3)/3 \end{cases} \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{X}_\alpha$、$\boldsymbol{X}_\beta$、$\boldsymbol{X}_\delta$ 为 α、β、δ 的位置向量；$\boldsymbol{X}_1$、$\boldsymbol{X}_2$、$\boldsymbol{X}_3$ 分别为 α、β、δ 计算的灰狼位置向量；D_α、D_β、D_δ 分别为 α、β、δ 与 ω 之间的距离；A_i、$C_i(i=1,2,3)$ 为系数参数。

在狼群捕捉猎物的过程中，每次更新狼群位置后依次获取各狼的适应度值，并以 α、β、δ 的位置为引导进行下一次迭代，最终获得最优解问题。GWO具有输入参数少、结构简单、易于实现等优点，对于GWO的优化主要集中在初始种群生成、搜索机制和参数改进3个方面[13]。

1）佳点集初始化种群改进策略。在GWO算法中，灰狼群体的初始位置为：

$$X_i=GW_{\text{lb}}+\text{rand}(GW_{\text{ub}}-GW_{\text{lb}}) \tag{3}$$

式中，GW_{ub}、GW_{lb} 为灰狼个体位置的上、下限。

以灰狼种群在二维空间为例，在[0,10]范围内生成200个灰狼个体，利用式（3）进行灰狼个体位置的初始化，获得种群在整个空间的分布。狼群在整个空间的分布不均匀，多样性欠佳，GWO算法的效率不高且极易陷入局部最优解。因此，本文在初始化灰狼种群时引入佳点集理论，优化后的狼群初始化策略为：

$$X_i=GW_{\text{lb}}+\{P_n(k)\}(GW_{\text{ub}}-GW_{\text{lb}}) \tag{4}$$

引入佳点集使得狼群初始化位置在整个搜索空间均匀分布，初始化种群位置的质量与稳定性均有提高，有利于后期获得全局最优解。

2）非线性收敛因子改进策略。GWO算法中的收敛参数在0~2之间线性减少，算法的前期搜索性、后期开采性较差。为平衡算法前期搜索与后期开采能力，本文通过非线性收敛因子策略，提高算法的全局最优解求解能力。在迭代前期，快速减少收敛因子；在迭代后期，缓慢减少收敛因子的减少速度[14]。通过指数函数优化收敛因子改变策略，则有：

$$a=a_{\min}-(a_{\max}-a_{\min})e^{-\left(\frac{2t}{t_{\max}}\right)^4} \tag{5}$$

3）自适应权重改进策略。在GWO算法中狼群个体更新位置受 α、β、δ 位置的引导，采用算术平均的方式获得前进步长，无法体现不同头狼位置在引导过程的优先等级，收敛速度有待提高。因此，本文将不同头狼的适应度值作为确定权重的依据，区分不同头狼在引导狼群个体位置更新作用。改进后的灰狼位置更新公式为：

$$\begin{aligned} X(t+1)&=\frac{1}{3}\sum_{i=1,2,3}\omega_iX_i(t+1)\\ \omega_i&=\frac{f(X_i(t+1))}{\sum\limits_{i=1,2,3}f(X_i(t+1))} \end{aligned} \tag{6}$$

式中，$f(X_i)(i=1,2,3)$ 为 α、β、δ 的适应度值；ω_i 为头狼在狼群个体更新位置的权值。

2　改进灰狼优化BP神经网络的大坝沉降预测模型

2.1　BP神经网络算法原理

1986年Rumelhart团队提出包含输入层、隐含层和输出层的BP神经网络模型。该网络中层与层通过神经元紧密连接，网络层间的权重和阈值参数通过样本数据不断训练调整。参数学习主要包括正向传播和反向传播两部分，样本数据经输入层传递到隐含层，在隐含层中进行函数计算，在输出层转换为各单元对应的输出值。假设输入、隐含和输出层的节点数量分别为 H、I、G，输入样本为 $Z=(b_0,b_1,\cdots,b_h)$，则有：

$$\begin{cases} \mu_l^i(n)=\sum\limits_{k=0}^{n}\omega_{ki}(n)v_{ll}^h(n)\\ v_l^i(n)=f(\mu_l^i(n)) \end{cases} \tag{7}$$

式中，$\mu_l^i(n)$、$v_l^i(n)$ 为隐含层神经元 i 的输入、输出值；$f()$ 为隐含层间的Sigmoid函数；ω_k 为隐含层与输入层间的权重连接值。

BP神经网络的输出值可表示为：

$$\begin{cases} \mu_K^k(n)=\sum\limits_{i=0}^{l}\omega_k(n)v_l^i(n)\\ v_K^k(n)=q(\mu_K^k(n)) \end{cases} \tag{8}$$

式中，$\mu_K^k(n)$、$v_K^k(n)$ 为输出层神经元 k 的输入、输出

值；$q()$ 为输出层的传递函数。

$$e_k(n)=p_k(n)-v_K^k(n) \tag{9}$$

$$E=\frac{1}{2}\sum_{k=1}^{K}e_k^2(n) \tag{10}$$

式中，$e_k(n)$ 为输出层神经元 k 的误差值；$p_k(n)$ 为输出层神经元 k 的输出值，E 为整个神经网络的总误差。

BP神经网络模型迭代计算正向传播时，若模型输出层转换处结果精度未达到要求，则反向推算期望值与正向传播的误差，进而调整隐含层权重值。整个网络训练学习的关键在于网络层权值与阈值的迭代调整，确保总体误差最小，以获得最优的网络模型。

2.2 模型构建步骤

为有效预测大坝水平位移，选择合适的输入参数至关重要，需注意输入参数的边缘递减效应和计算效率下降问题。参考相关研究[15]，将大坝位移分为水压分量 $f(H)$、温度分量 $f(T)$ 和基岩流变引起的时效分量 $f(\theta)$，$f(H)=\sum_{i=1}^{n}a_i\left(H^i-H_0^i\right)$、$f(T)=\sum_{i=1}^{n}b_iT_i$、$f(\theta)=c_1\theta+c_2\ln\theta$，网络模型的输入参数包括时效分量 $(\theta,\ln\theta)$、水压分量 $\left(H,H^2,H^3,H^4,H^5\right)$、温度分量 $\left(T,\sin(2\pi t/365),\sin(4\pi t/365),\cos(2\pi t/365),\cos(4\pi t/365)\right)$。

本文采用改进灰狼优化BP神经（IGWO-BP）网络中的参数来构建大坝沉降预测模型，通过佳点集初始化种群、非线性收敛因子和自适应权重等策略优化GWO算法，为BP神经网络提供最优的权值与阈值，进而获得优化后的模型预测结果。具体步骤包括：①输入原始大坝水平位移监测数据；②构建BP神经网络模型，将隐含层神经元节点数量设置为 $\sqrt{H+G}+e$，e 为 $[1,10]$ 的整数；③初始化最大迭代次数、种群规模、收敛因子等狼群参数；④初始化狼群位置，选取佳点集理论初始化狼群位置，获得空间均匀分布的灰狼个体；⑤以预测与实际位移值的中误差为适应度函数，计算灰狼个体的适应度值 $f\left(X_k\right)=\left(\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y}_i)^2\right)/n$，筛选出 α、β、δ，并计算其位置 D_α、D_β、D_δ；⑥更新非线性收敛参数 α，并计算 A、C；⑦更新灰狼个体位置，重新计算各灰狼的 $f\left(X_k\right)$；⑧更新 D_α、D_β、D_δ 和适应度值；⑨判断迭代是否满足停止要求，满足则返回最优解，不满足则返回步骤⑤；⑩将多策略优化灰狼优化算法获得的最优权重和阈值输入BP神经网络模型中，进行基于IGWO-BP的大坝水平位移预测模型训练，并获得预测值与精度评价值。

3 实验与结果分析

为验证IGWO-BP网络在大坝水平位移预测模型中的有效性，将本文算法与SVM、BP神经网络和GWO-BP网络等模型进行对比分析，并通过丰满大坝30号坝段1985年1月—1988年7月的监测数据进行测试。

3.1 工程概况

丰满大坝于1960年5月安装完毕，是我国最早建成的大型水电站之一，位于吉林市东南24 km处的丰满峡谷谷口；坝全长1 080 m，坝高91.7 m，坝加高后为267.7 m；坝体分为60个坝段，从左岸算起1～8号、20号、32～60号为挡水坝段，9～19号坝段为溢流坝段，每个坝段宽约为18 m，最大坝基宽为65 m。本文选用30号坝段的340组坝顶水平位移、同期水库位、温度和时效数据进行模型精度验证，以其中300组数据为训练样本数据，构建IGWO-BP网络的大坝沉降预测模型，以剩余40组数据为验证数据，监测数据见图1~3。

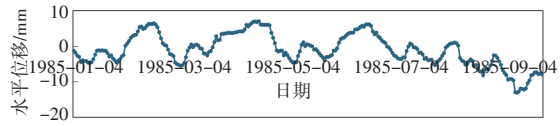


图1 监测点水平位移

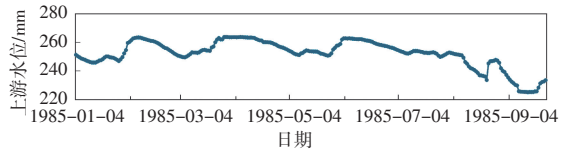


图2 监测期间水位变化

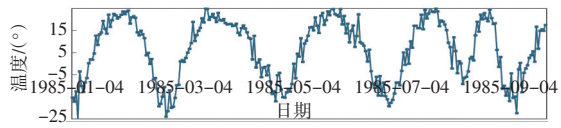


图3 监测期间温度变化

3.2 模型参数寻优

为验证IGWO算法对BP神经网络的优化能力，本文比较了GWO和IGWO算法的搜索能力和优化结果。迭代次数过少，则无法确保算法达到收敛状态的最优解；迭代次数过多，则无法准确反映智能寻优算法间的差异。为了真实反映两种算法参数寻优的稳定性和高效性，本文设置迭代次数为40、种群规模为20，BP神经网络的权值与阈值范围为(−3.0,3.0)。两种算法的迭代寻优结果见图4，可以看出，GWO算法在参数寻优初始阶段快速收敛，但在中间部分局部最优解参数调整缓慢且最终结果不理想；IGWO算法在运算初期能确定适应度范围，在第16次迭代运算时确定搜索范围内的最优适应度函数，后期搜索状态稳定，在第40次迭代运算时获得的适应度函数值明显优于GWO算法。

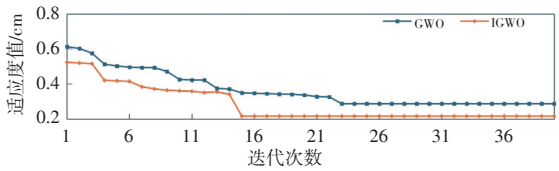


图4　算法迭代寻优曲线

3.3　模型训练与预测

为验证本文算法在大坝水平位移方面的可行性与优越性，选用SVM、BP神经网络、GWO-BP神经网络构建预测模型，并将结果与IGWO-BP模型进行对比分析，结果见图5，可以看出，本文算法对丰满大坝水平位移的预测效果明显优于其他模型，SVM和BP神经网络的预测效果较差，GWO-BP神经网络模型较SVM和BP神经网络模型的效果有较大提升，预测结果与期望值较接近，证明了GWO算法的可行性与优越性。本文通过佳点集初始化种群、非线性收敛因子和自适应权重等策略避免局部最优，进而获得全局最优解，利用IGWO-BP网络寻优参数策略获得最优参数，使得预测结果与期望值最接近，体现了IGWO-BP网络的优越性。

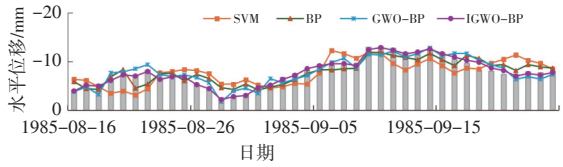


图5　不同预测模型结果的对比分析

不同模型预测结果与期望值的残差见图6，可以看出，利用IGWO-BP网络构建的大坝水平位移预测模型效果最佳，误差波动范围最小，整体拟合效果明显优于其他模型。为进一步验证IGWO-BP模型的预测精度，预测结果的最大误差、最小误差、误差均值、均方根误差和拟合系数见表1，可以看出，IGWO-BP模型预测结果的均方根误差为0.475 6 mm、拟合系数为0.964 9，而BP神经网络模型的均方根误差为2.864 7 mm、拟合系数为0.883 5，说明IGWO-BP网络模型比BP神经网络和SVM的预测误差小，预测结果更优。

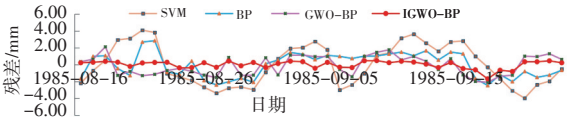


图6　不同模型预测残差

表1　各模型精度定量分析结果

预测模型	最大误差/mm	最小误差/mm	误差均值/mm	均方根误差/mm	拟合系数
SVM	4.110 0	0.280 0	2.165 0	7.314 5	0.765 4
BP神经网络	2.860 0	0.120 0	1.316 8	2.864 7	0.883 5
GWO-BP	2.130 0	0.370 0	1.081 0	1.715 8	0.912 4
IGWO-BP	1.670 0	0.080 0	0.379 0	0.475 6	0.964 9

4　结　论

本文利用佳点集初始化种群、非线性收敛因子和自适应权重等策略避免局部最优，进而获得全局最优解，通过IGWO-BP网络寻优参数策略获得最优的参数，构建大坝水平位移预测模型。基于丰满大坝历史监测数据，从时效、温度、库水位等方面确定影响因子，验证了本文算法的效果。结果表明，IGWO-BP网络预测的大坝水平位移具有更好的稳定性和更高的精度，在大坝水平位移预测工程实践中具有一定应用价值。

参考文献

[1] 朱军桃,程胜,邢尹. 改进灰狼算法优化SVM的大坝变形预测[J]. 桂林理工大学学报,2019,39(3):669-673

[2] 陈以浩,李明伟,安小刚,等. 基于混沌云量子蝙蝠CNN-GRU大坝变形智能预报方法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报,2024,45(1):110-118

[3] 卢文欣,张雷,刘波,等. 基于EMD-MGWO-LSTM的大坝沉降预测模型[J]. 科学技术与工程,2024,24(35):15224-15232

[4] 魏博文,柳波,徐富刚,等. 融合PSO-SVM的混凝土拱坝多测点变形监控混合模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2023,48(3):396-407

[5] 史波,艾青松,张斌,等. BDS基准网处理技术在大坝安全监测中的应用[J]. 地理空间信息,2024,22(11):57-61

[6] 胡振东,郭明强. 改进水循环优化BP神经网络的大坝变形预测[J]. 地理空间信息,2024,22(1):92-95

[7] 韩宸宇,黄腾,李桂华,等. 基于改进指数平滑神经网络模型的大坝沉降预测[J]. 地理空间信息,2022,20(3):30-33

[8] 张炎,刘立龙,蒙金龙,等. 多元宇宙算法在大坝水平位移预测中的应用[J]. 测绘科学,2022,47(11):48-55

[9] 徐韧,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

[10] 李鹏鹏,苏怀智,郭芝韵,等. 基于人工蜂群算法与Elman神经网络的大坝变形监控模型[J]. 水利水电技术,2017,48(3):104-108

[11] 龙江,左生龙,徐朗,等. 基于影响因子筛选和GWO-KELM的大坝变形预测模型[J]. 中国农村水利水电,2024(8):194-199

[12] 姚成宝,岳春芳,张胜江,等. 基于改进PSO-GWO算法的渠系优化配水模型研究[J]. 人民黄河,2025,47(1):128-133

[13] 张晓凤,王秀英. 灰狼优化算法研究综述[J]. 计算机科学,2019,46(3):30-38

[14] 丁瑞成,周玉成. 引入莱维飞行与动态权重的改进灰狼算法[J]. 计算机工程与应用,2022,58(23):74-82

[15] 缪新颖,单玉鹏,纪建伟. PCA-GA-LM模型在水库土石坝渗流预测中的应用[J]. 沈阳农业大学学报,2021,52(3):377-384