

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20222610

# 基于 BSA-BP 神经网络方法的引水隧洞围岩参数反演模型及应用

张忠义

(中铁十一局集团第四工程有限公司,湖北 武汉 430074)

**摘要:** 针对地下工程围岩参数取值,提出将回溯搜索优化算法(BSA)与BP神经网络相结合的混合网络(BSA-BP)方法,对隧道围岩参数进行反演研究。通过建立隧道有限元开挖模型,利用反演参数计算监测断面的位移并与现场实测值进行对比,最终对围岩稳定性进行分析预测。结果表明,经BSA算法优化的BP神经网络相对于GA-BP神经网络,具有更快的反演速度与计算效率。利用BSA-BP神经网络反演参数得到的位移计算值与现场实测值相对误差均在5%以内,表明该模型具有较高的反演精度,合理性可行,为地下工程参数反演提供了一种新方法。

**关键词:** 断层破碎带;参数反演;BP神经网络;回溯搜索技术

**中图分类号:** TV672<sup>+</sup>.1;TU457

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1000-7709(2023)05-0113-04

## 1 引言

围岩参数取值是隧道设计和施工阶段不可或缺的一部分。通过勘察获取的围岩参数直接用于支护设计具有一定的局限性,特别是对埋深大、断面大、结构破碎的地下工程影响尤为显著<sup>[1-3]</sup>。为此,快速有效地获取符合实际的围岩力学参数对于支护设计和优化尤为重要,也是岩土工程研究的热点和难点问题<sup>[4]</sup>。围岩参数取值通常较为复杂,采用传统的反分析方法难以有效解决位移与围岩参数之间的非线性关系。随着人工智能的不断发展,可借助计算机及机器学习来间接获取更加符合实际的围岩参数,其中比较典型的是BP神经网络<sup>[5]</sup>。根据现有对围岩参数的研究<sup>[6-8]</sup>,利用BP神经网络对围岩物理性质的研究已得到广泛应用,但BP神经网络存在权值阈值变幅大等技术缺陷<sup>[9]</sup>。因此,本文将回溯搜索优化算法(BSA)与传统BP神经网络相结合,构建了一种全新的混合神经网络(BSA-BP)方法。实例应用表明,所提算法具有更强的全局寻优能力和更快的收敛速度,同时可将断层等特殊地质体参数纳入反演范畴,合理有效。

## 2 基本方法

回溯搜索优化算法(BSA)在整体框架上与差分进化算法类似,对混合与扰动策略加以优化创新,在计算速度与全局搜索能力上得到了极大的提高。该算法由初始化种群、选择I、变异、交叉、选择II<sup>[10]</sup>五部分组成。根据模型输入和输出参数确定BP神经网络结构,从而确定BSA算法中的个体编码长度。其中每个个体都包含了BP神经网络的所有阈值和权值。个体的优劣则通过适应度函数值来衡量,通过两次选择以及交叉、变异等操作进行种群的更新迭代直至获得问题的最优解。最后将最优解赋予BP神经网络的初始权值和阈值并训练模型进行预测,具体选择步骤见图1。

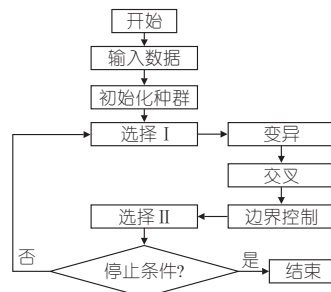


图1 BAS算法基本流程图

Fig. 1 Basic flow chart of BAS algorithm

## 3 应用

### 3.1 工程概况

收稿日期: 2022-12-19, 修回日期: 2023-01-24

作者简介: 张忠义(1973-),男,高级工程师,研究方向为隧道工程, E-mail: 2656639797@qq.com

福建溪源抽水蓄能电站的无压引水隧洞围岩为花岗岩,风化程度较低,但受节理切割严重,以Ⅲ级围岩为主。局部断层出露位置围岩等级为Ⅴ级。隧道断面净宽 16.51 m,净高 10.59 m。采用长 6 m 的  $\Phi 25$  系统锚杆进行支护,呈梅花形布置。

### 3.2 数值模型建立及参数选取

按照实际地形进行建模,模型左右边界与隧道中心间距取 4 倍洞跨。此外,现场调查发现隧道以大角度通过  $f_1$  断层,通过长度约 35 m。断层延伸约 10 km,宽约 30~50 m(图 2)。模型尺寸为 150 m×125 m×160 m。采用四面体划分网格,共划分 2 346 199 个网格单元(图 3)。为监测开挖过程中围岩的应力分布及位移变化过程,选用多点位移计分别沿隧洞轴线布置监测断面(图 4)。根据现场测试及室内试验成果,围岩参数取值见表 2。

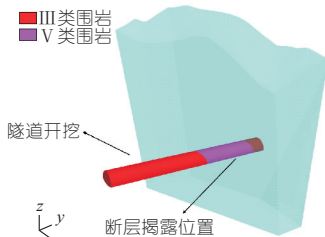


图 2 隧道与断层位置关系

Fig. 2 Location of tunnel and fault space

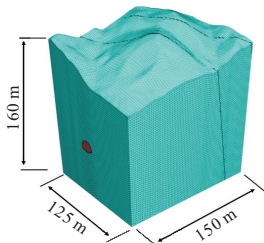


图 3 隧道三维模型网格划分

Fig. 3 Mesh division of the tunnel 3D model

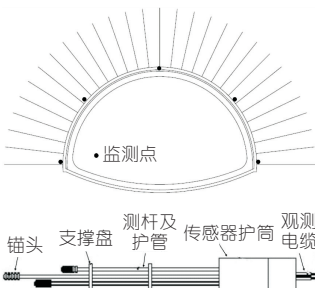


图 4 监测点布置示意图

Fig. 4 Schematic diagram of monitoring point layout

表 2 岩体参数取值

Tab. 2 Parameter values of rock mass

围岩类别	重度	弹性模量 $E/\text{GPa}$	泊松比	抗拉强度/ $\text{MPa}$	粘聚力 $c/\text{MPa}$	$\varphi/(\text{°})$
花岗岩(Ⅲ类)	2 650	9~15	0.23~0.27	1	1.0~1.2	41~47
节理密集带(Ⅳ类)	2 550	5~8	0.30~0.32	0.5	0.5~0.7	35~38
断层破碎带(Ⅴ类)	2 350	0.45~0.50	0.35	0	0.1~0.2	19~22

注:重度单位为  $\text{kg}/\text{m}^3$ 。

### 3.3 围岩参数的反演

#### 3.3.1 网络学习样本构造

该隧洞围岩以微风化花岗岩(Ⅲ类围岩)为主,且断层(Ⅴ类围岩)对围岩稳定性也有较大影响。这两类围岩参数的选取对隧道数值模拟的准确性起决定性因素。因此,在反演中主要是针对Ⅲ、Ⅴ类围岩物理参数(内摩擦角  $\varphi$ 、粘聚力  $c$ 、弹性模量  $E$ )进行计算。由于泊松比对围岩整体物理性质影响较小,暂不对其进行反演计算。采用正交表  $L_{27}(3^6)$  设计 6 因素 3 水平的试验方案,利用数值模拟软件代入每组参数,进行平衡计算,并根据现场实际情况设立相应的位移监测点,正交试验表见表 3。

表 3 正交试验表

Tab. 3 Quadrature test conditions

试验 编号	Ⅲ类围岩参数			Ⅴ类围岩参数		
	$E/\text{GP}$	$c/\text{MPa}$	$\varphi/(\text{°})$	$E/\text{GP}$	$c/\text{MPa}$	$\varphi/(\text{°})$
1	9.00	1.00	41.00	0.45	0.10	19.00
2	9.00	1.00	41.00	0.45	0.15	20.50
3	9.00	1.00	41.00	0.45	0.20	22.00
4	9.00	1.10	44.00	0.475	0.10	19.00
5	9.00	1.10	44.00	0.475	0.15	20.50
6	9.00	1.10	44.00	0.475	0.20	22.00
7	9.00	1.20	47.00	0.50	0.10	19.00
8	9.00	1.20	47.00	0.50	0.15	20.50
9	9.00	1.20	47.00	0.50	0.20	22.00
10	12.00	1.00	44.00	0.50	0.10	20.50
11	12.00	1.00	44.00	0.50	0.15	22.00
12	12.00	1.00	44.00	0.50	0.20	19.00
13	12.00	1.10	47.00	0.45	0.10	20.50
14	12.00	1.10	47.00	0.45	0.15	22.00
15	12.00	1.10	47.00	0.45	0.20	19.00
16	12.00	1.20	41.00	0.475	0.10	20.50
17	12.00	1.20	41.00	0.475	0.15	22.00
18	12.00	1.20	41.00	0.475	0.20	19.00
19	15.00	1.00	47.00	0.475	0.10	22.00
20	15.00	1.00	47.00	0.475	0.15	19.00
21	15.00	1.00	47.00	0.475	0.20	20.50
22	15.00	1.10	41.00	0.50	0.10	22.00
23	15.00	1.10	41.00	0.50	0.15	19.00
24	15.00	1.10	41.00	0.50	0.20	20.50
25	15.00	1.20	44.00	0.45	0.10	22.00
26	15.00	1.20	44.00	0.45	0.15	19.00
27	15.00	1.20	44.00	0.45	0.20	20.50

#### 3.3.2 网络训练

采用三层结构的 BP 神经网络,根据隧道监测断面不同位置处围岩位移值将输入层节点确定为 13 个,隐含层层数选定为 2 层,经过大量试验调试及经验值,隐含层节点设定为 15 个,输出层节点数设定为 6 个,输出结果为Ⅲ、Ⅴ类围岩物理参数。由于 BP 神经网络各结构层的节点数均已确定,回溯搜索优化算法中对应的维数为  $13 \times 15 + 15 + 15 \times 6 + 6 = 306$ ,可将种群规模确定为 100,遗传代数定为 160。交叉概率与变异概率通常影响搜索过程的收敛速度与鲁棒性,经过不断调试,最终确定为 0.65、0.50。设 GA-BP 神经网络基因数为 306,选用相同训练参数,并对同一样

本进行计算。随机选取 23 组数据作为训练样本,其余 4 组作为检验样本,位移值作为输入值,围岩参数值作为输出值,以此进行训练网络。各类网络训练误差曲线见图 5。

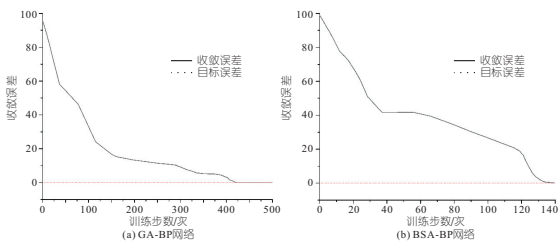


图 5 收敛误差的差异对比

Fig. 5 Comparison of differences in convergence errors

由图 5 可知,对于 BSA-BP 网络而言,在训练步数为 130 次时误差达到  $1 \times 10^{-4}$ ,相对于 GA-BP 神经网络,大大缩短了训练时间,同时网络稳定性明显优于传统 BP 神经网络。随着训练次数的增加,经 BSA 算法优化后的 BP 神经网络受扰动效果较弱,满足实际需求。在已训练好的各类神经网络中输入 CZ0+37.0 断面各监测点位移数据进行反演计算,得到围岩参数统计见表 4。

表 4 岩体参数反演值

Tab. 4 Inversion parameters of rock mass

模型类别	围岩类别	E/GPa	C/MPa	$\varphi/(^{\circ})$
传统 BP 神经网络	Ⅲ	10.68	1.173 8	41.94
	Ⅴ	0.40	0.156 3	20.89
GA-BP 神经网络	Ⅲ	11.51	1.079 9	43.43
	Ⅴ	0.49	0.211 6	18.26
BAS-BP 神经网络	Ⅲ	13.09	1.108 8	42.94
	Ⅴ	0.47	0.191 2	21.21

### 3.3.3 误差对比与正演分析

以 ZK76+125 断面为例,将传统 BP 神经网络、GA-BP 神经网络、BAS-BP 神经网络三种不同神经网络反演得到的围岩参数值输入有限差分模型对开挖过程进行相应的正计算模拟,得到围岩位移的计算值。由于模型训练阶段采用的数据为现场监测值,验证模型位移计算结果的优劣性应与后期现场位移监测值对应。监测孔孔口位置岩体位移对比结果见图 6。同时采用三种神经网络对围岩参数进行反演计算,结果表明采用通过

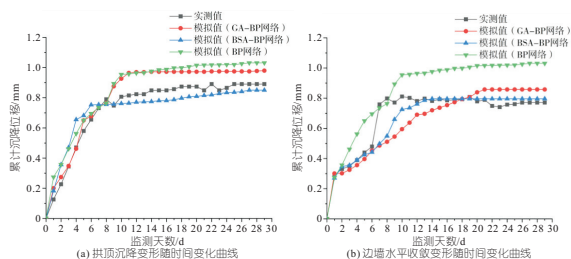


图 6 不同反演模型位移预测对比

Fig. 6 Comparison of displacement prediction by different inversion models

传统 BP 神经网络、GA-BP 神经网络、BAS-BP 神经网络反演值的位移计算结果与实际监测值之间的相对误差分别为  $0\% \sim 13.68\%$  (平均为  $7.78\%$ )、 $0\% \sim 9.67\%$  (平均为  $6.12\%$ )、 $0\% \sim 4.73\%$  (平均为  $2.99\%$ )。对比分析可知,传统 BP 神经网络反演结果与实际情况基本一致,但其权值阈值随机性大,网络稳定性较差;GA-BP 神经网络反演精度较好,但由于自身算法繁琐,收敛速度较慢,且反演参数输入较多,很大程度上影响了反演效率;相对而言,采用 BAS-BP 神经网络反演的结果,计算误差均在  $5\%$  以内,反演精度更高。且在回溯搜索优化算法优化 BP 网络过程中,所需调试参数较少,基于差分进化算法自身的优越性,相关参数的设置对结果影响不大,一定程度上避免了因过度调参、过度追求拟合精度而出现的过拟合现象,在易用性上显著优于 GA-BP 神经网络,大大提高了反演效率。表明该网络在隧道围岩参数反演中具有实用性。

### 3.4 隧道开挖仿真分析

利用反演计算结果对隧道后续开挖进行稳定性计算。由于出露断层围岩性质较差,在原系统支护的基础加强支护措施。设 I22 型钢拱架,纵向间距 75 cm;拱部  $120^{\circ}$  范围内采用  $\Phi 50 \varnothing 5$  超前小导管,环向间距 40 cm;边墙采用  $\Phi 42 \varnothing 4$  注浆小导管,每环 8 根,梅花形布置;采用  $\Phi 8$  mm 的双层钢筋网。选取断层主要出露位置截面进行围岩形变预测及稳定性分析,相关计算结果见图 7。由计算结果可知,相应标段开挖完成后,ZK76+145

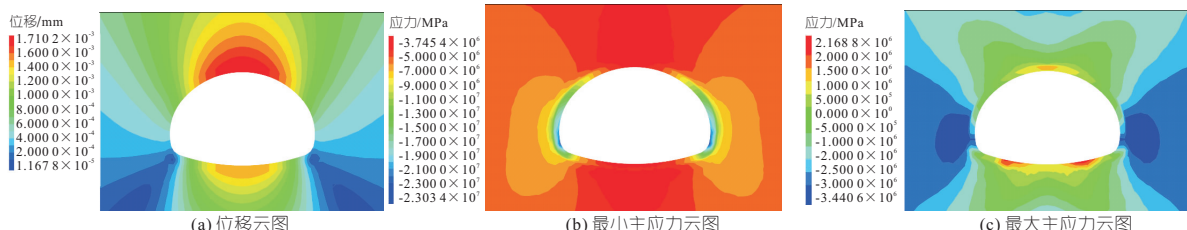


图 7 隧道开挖计算云图

Fig. 7 Cloud map of tunnel excavation computation

断面相对于其他位置形变量较大。在现有支护设计下,拱顶沉降位移最大达 1.71 mm,仰拱位移在 1~1.2 mm 间;在拱脚位置有较明显的压应力集中现象,局部压应力达到 23.03 MPa;拱顶及仰拱局部位置存在约 1~2 MPa 的拉应力。表明在现有支护设计下,衬砌支护承担了主要的围岩压力,隧道整体处于稳定状态,但在拱脚处有明显压应力集中现象,应及时采取强支护措施。

## 4 结论

a. 通过回溯搜索算法优化 BP 神经网络得到新的围岩参数反演模型,具有更强的全局寻优能力及更快的收敛速度。在提高网络鲁棒性的同时学习训练效率大幅上升,减少了数据冗余。

b. BAS-BP 神经网络不仅在训练速度上优于其他网络,在反演精度上亦具有较好的表现。计算结果表明隧道位移预测误差均 $<5\%$ ,显著提高了隧道稳定性数值模拟的预测精度,为快速准确获取围岩参数取值提供了一条有效途径。

c. 在断层位置采用改进后的支护措施,围岩变形能够得到很好地控制,在允许范围内可利用该稳定性预测模型进行支护优化。

### 参考文献:

[1] 王仁坤,邢万波,杨云浩. 水电站地下厂房超大洞室群

建设技术综述[J]. 水力发电学报,2016,35(8):1-11.

[2] 刘西,康飞,李俊杰. 基于智能参数反演的混凝土坝位移监控指标拟定[J]. 水电能源科学,2022,40(7):111-114,97.

[3] 苏超,伍超,赵业彬,等. 岩石力学参数对地下洞室群围岩变形的敏感性分析[J]. 水电能源科学,2018,36(5):95-97,109.

[4] 宋威,刘开云,梁军平,等. 基于免疫多输出支持向量回归算法的隧道工程位移反分析新方法[J]. 铁道学报,2022,44(2):126-134.

[5] 郭鹏程,孙龙刚,李辉,等. 基于多重分形谱和改进 BP 神经网络的水电机组振动故障诊断研究[J]. 水力发电学报,2014,33(3):299-305.

[6] LIU B, WANG R, ZHAO G, et al. Prediction of rock mass parameters in the TBM tunnel based on BP neural network integrated simulated annealing algorithm[J]. Tunnelling and underground space technology, 2020. DOI: 10.1016/j.tust.2019.103103.

[7] 赵俊杰,贾斌,张东,等. 基于 BP 神经网络的阿拉套山隧道围岩物理力学参数反演分析[J]. 隧道建设(中英文),2019,39(增刊1):220-226.

[8] 王述红,董福瑞,朱宝强,等. 山岭隧道围岩参数智能反演及稳定性分析[J]. 应用基础与工程科学学报,2021,29(5):1171-1185.

[9] 苏国韶,尹宏雪,翟少彬,等. 一种大型洞室群围岩力学参数反演方法:2015101882085[P]. 2018.

[10] 王海龙,苏清华,胡中波. 回溯搜索优化算法研究进展[J]. 湖北工程学院学报,2018,38(03):33-42.

# Inversion Model and Application of Surrounding Rock Parameters in Diversion Tunnel Based on BSA-BP Neural Network

ZHANG Zhong-yi

(China Railway Eleventh Bureau Group Fourth Engineering Company Limited, Wuhan 100855, China)

**Abstract:** For the value of the surrounding rock parameters of the underground construction, a hybrid network approach combining backtracking search optimization algorithm (BSA) and BP neural network (BSA-BP) was proposed for the inversion study of the tunnel surrounding rock parameters. By establishing a tunnel finite element excavation model, the inversion parameters were used to calculate the displacement of the monitoring section and compare with the measured values in the field. Finally, the stability of the surrounding rock was analyzed and predicted. Compared with the GA-BP neural network, the results show that the BP neural network optimized by BSA algorithm has faster inversion speed and computational efficiency. The relative errors between the calculated displacement values and the field measured values obtained by using BSA-BP neural network inversion parameters are within 5%, indicating that the model has high inversion accuracy and is reasonable and feasible. The research results provide a new method for the inversion of underground engineering parameters.

**Key words:** fault-rupture zone; parameter inversion; BP network; backtracking search techniques