

引文格式:任洋,李天斌,张佳鑫,等.复杂地质条件深埋特长隧道地应力场智能反演研究[J].现代隧道技术,2023,60(2):47-53+72.

REN Yang, LI Tianbin, ZHANG Jiaxin, et al. An Intelligent Inversion Study of In-situ Stress Field in Deep Buried Super-long Tunnels under Complex Geological Conditions[J]. Modern Tunnelling Technology, 2023, 60(2): 47-53+72.

复杂地质条件深埋特长隧道地应力场智能反演研究

任洋^{1,2} 李天斌^{1,2} 张佳鑫³ 望刚炜^{1,2}

(1.成都理工大学 环境与土木工程学院,成都 610059; 2.成都理工大学 地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室,成都 610059; 3.贵州省交通规划勘察设计研究院股份有限公司,贵阳 550081)

摘要:为提高复杂地质条件深埋特长隧道地应力反演的精度和效率,构建了一种基于构造分析+RBF(径向基函数)神经网络的复杂地质条件深埋特长隧道地应力智能反演方法,该方法的主要流程包括:首先通过区域地质条件及构造分析,建立隧址区三维地质模型,通过海姆假说和金尼克假说共同确定构造应力边界条件的范围,作为智能反演的训练样本,利用RBF神经网络方法计算寻优,获得最优应力边界条件,再以此最优应力边界条件进行地应力反演计算。选择西南地区某深埋特长隧道作为研究对象,将建立的地应力场智能反演方法应用于实际工程,并将反演计算获得的地应力值与实测地应力值进行拟合对比,其中最大主应力反演值拟合误差总体在10%左右,拟合精度近90%,说明该方法可行且反演计算结果较合理。

关键词:深埋隧道; RBF神经网络; 应力边界; 智能反演; 地应力场

中图分类号:U451+.5

文献标识码:A

1 引言

随着铁路、公路等交通基础设施的大规模建设,深埋特长隧道数量占比越来越大,地应力是引发隧道岩爆、大变形等灾害的根本力源,也是分析围岩稳定性、保证施工安全的重要前提。因此,开展隧道工程区地应力场的研究,查明隧址区和隧道轴线范围内的地应力分布特征及发育分布规律,对隧道的设计、施工及安全运营至关重要。

获得地应力最直接的办法是地应力实测,受测试经费及测试条件等因素的制约,只能在工程区某些重点部位布设少量测点进行地应力实测,复杂构造区深埋长大隧道的地应力场无法依靠少量实测地应力点进行系统分析。因此,结合少量的实测地应力数据,开展隧道地应力场反演分析的研究越来越多,反演方法也得到了迅速发展。常用的地应力场反演法包括:应力(位移)函数分析法^[1]、边界荷载反

分析法^[2]、多元线性回归分析法^[3],这些方法都具有一定的适用性,也存在各种局限性。应力(位移)函数分析法没有考虑地质条件等影响地应力的因素;边界荷载法计算工作量大,人为因素和随意性的影响较大,对解的唯一性没有理论依据;多元线性回归分析法忽略了地应力场的非线性特征。为了克服这些矛盾和问题,地应力智能反演逐渐兴起,郭钟群等^[4]基于粒子群地应力反演算法解决了复杂连续函数优化问题;刘泉声等^[5]采用支持向量回归算法,以特征向量结构风险最小化为原则来减少实测数据随机误差的干扰;Monjezi等^[6]用人工神经网络方法预测矿柱开采过程中的应力变化,得到了最优解;易达等^[7]采用BP神经网络对岩体初始应力场进行了反演;张乐文等^[8]将岩体力学参数和模型边界条件作为输出向量,基于径向基函数(RBF)神经网络原理对江边电站引水隧洞地应力进行了反演;王庆武

收稿日期:2022-10-25

修回日期:2022-12-19

基金项目:国家自然科学基金(U19A20111,42130719);四川省自然科学基金(2022NSFSC0411);地质灾害防治与地质环境保护国家重点实验室自主研究课题(SKLGP2021Z011)。

作者简介:任洋(1984-),男,博士,高级实验师,主要从事地质工程、隧道与地下工程方面的工作,E-mail:renyang_0616@163.com。

通讯作者:李天斌(1964-),男,博士,教授,主要从事岩土工程、隧道与地下工程方面的工作,E-mail:lbt@cdut.edu.cn。

等^[9]利用RBF神经网络和地层剥蚀相结合,通过优化位移边界条件开展地应力反演研究。虽然各种智能算法在地应力反演中得到了较好的发展和应用,但是针对复杂地质构造条件深埋长大隧道地应力反演时如何构造合理的边界应力条件,并在诸多计算结果中快速寻找到最优解,提高地应力反演的拟合精度和计算效率仍待进一步研究。

本文构建了一种复杂地质条件深埋特长隧道地应力智能反演方法,该方法主要思路是首先根据区域地质及构造资料建立三维地质模型,并依据海姆假说和金尼克假说共同确定构造应力边界的范围,作为智能反演的训练样本,再利用RBF神经网络方

法计算寻优,获得最优应力边界条件,再以此最优应力边界条件进行地应力反演计算。研究成果有助于提高复杂地质条件下隧道地应力反演的效率和精度,具有一定的理论意义和实际工程应用价值。

2 地应力场智能反演方法

2.1 RBF神经网络基本理论

人工神经网络^[10](ANN, Artificial Neural Networks)是仿照人类大脑神经网络结构和功能构建的信息处理系统。1985年, Powell提出了径向基函数(缩写为:RBF)的方法,径向基函数主要是为了解决多变量插值的问题,求解示意图1。

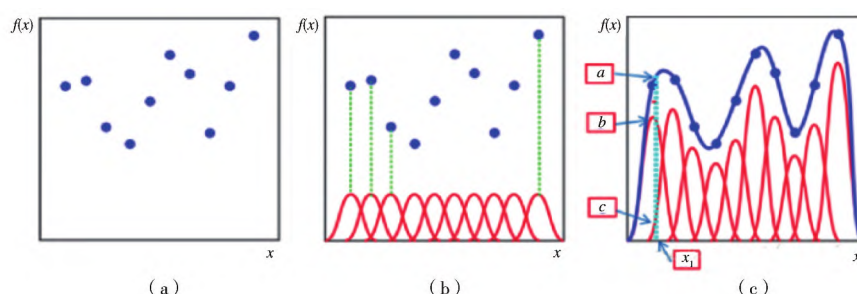


图1 径向基函数求解示意

Fig.1 Solution specification for radial basis function

径向基函数是以离原点距离远近为单一指标的实值函数,通常定义为空间中任意点 x 到中心点 c 的欧氏距离,径向基函数可记作 $k(x, c) = k(\|x - c\|)$,即为满足 $k(x) = k(\|x\|)$ 特性的单调函数 k 。径向基函数的核函数中最常用的是高斯核函数,相较于其他核函数,高斯核函数具备表达形式简单、径向对称以及光滑性好等特点,因而便于进行理论分析。高斯核函数的表达式如式(1)所示:

$$\varphi_i(x) = \exp\left(-\frac{\|x_p - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right), (i = 1, 2, \dots, m) \quad (1)$$

式中: x_p 是 n 维输入向量; c_i 是第 i 个基函数的中心,与 x_p 具有相同维数的向量; σ_i 是第 i 个感知的变量(可以是自由选择参数),决定了该基函数围绕中心点的宽度和高斯函数的形状,也决定了该中心点对应的基函数的作用范围; $\|x_p - c_i\|$ 是向量的范数,通常表示 x_p 与 c_i 之间的距离; $\varphi_i(x)$ 在 c_i 处有一个唯一的最大值,随着 $\|x_p - c_i\|$ 的增大, $\varphi_i(x)$ 迅速衰减到零。如有足够数目的隐含层神经元,则通过选择合适中心对参数 σ_i 和输出权值进行归一化处理,就可以很好地逼近所要描述的非线性函数。

2.2 RBF神经网络结构

RBF网络是一种静态的前馈神经网络,主要由输入层、隐藏层和输出层构成^[8,11]。RBF网络的隐藏层神经元通过RBF进行激活,模型训练流程分三步,首先数据参数进入输入层,再通过与隐藏层的非线性变换,最后线性输出至输出层,其拓扑结构如图2所示。

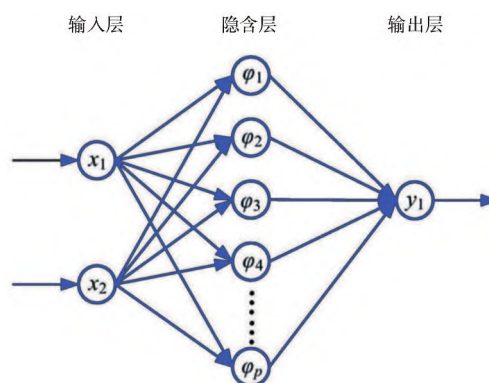


图2 RBF神经网络拓扑结构

Fig.2 Topology diagram of RBF neural network

2.3 RBF神经网络算法实现过程

构建训练一个RBF神经网络模型,首先需要训练映射函数,然后映射函数通过学习确定每个RBF的中心值 c_i 、宽度值 σ_i 和权值 w_{ij} ,最终完成输入参数到输出值的映射。其中,隐含层非线性运算需要确定的神经元参数应该采用非线性优化的方法进行优化,其优化主要依赖于选取RBF中心的数量、位置和作用域宽。模型中RBF的常用调整手段主要有三大类^[11]:随机选取RBF中心(直接算法)、有监督学习选取RBF中心和自组织学习选取RBF中心。

本文采用自组织学习选取RBF中心这种算法,该算法中RBF的中心是可以移动的,并通过自组织学习确定其位置,而输出层的线性权则通过有监督学习规则计算。由此可见这是一种混合的学习方法。自组织学习部分是在某种意义上对网络的资源进行分配,学习目的是使RBF网络的中心位于空间重要的区域。

第一步:求解隐含层函数的中心与方差

(1) 网络初始化

随机选取 h 个训练样本作为聚类中心 c_i ($i = 1, 2, \dots, h$)。

(2) 将输入的训练样本集合按最近邻规则分组

按照 x_p 与中心 c_i 之间的欧式距离将 x_p 分配到输入样本的各个聚类集合 ϑ_p ($p = 1, 2, \dots, p$)中。

(3) 重新调整聚类中心

计算各个聚类集合 ϑ_p 中训练样本的平均值,即新的聚类中心 c_i ,如果新的聚类中心不再发生变化,则所得到的 c_i 即为RBF神经网络最终的基函数中心,否则返回(2)进行下一轮的中心求解。

第二步:求解方差

RBF神经网络的基函数为高斯函数时,方差可由式(2)求解:

$$\sigma_i = \frac{C_{\max}}{\sqrt{2h}} \quad (i = 1, 2, \dots, h) \quad (2)$$

式中: C_{\max} 为所选取中心之间的最大距离; h 为样本数量。

第三步:计算隐含层和输出层之间的权值

隐含层到输出层之间的神经元连接权值可以用最小二乘法直接得到,即对损失函数求解关于 w 的偏导数,使其等于0,可以化简得到计算公式(3):

$$w = \exp\left(\frac{h}{c_{\max}^2} \|x_p - c_i\|^2\right) \quad p = 1, 2, \dots, p; i = 1, 2, \dots, h \quad (3)$$

最小二乘法是用来做函数拟合或者求函数极值的方法,形式如式(4):

$$\text{目标函数} = \sum (\text{观测值} - \text{理论值})^2 \quad (4)$$

式中:观测值表示多组样本;理论值表示假设拟合函数;目标函数表示为损失函数。目的就是得到使目标函数最小化时的拟合函数的模型。

2.4 复杂地质条件深埋特长隧道地应力场智能反演方法的构建

根据上述RBF神经网络基本理论与思路,本文建立一种基于地质构造分析与RBF神经网络相结合的复杂条件深埋特长隧道地应力场智能反演方法,其具体实现流程(图3)及操作步骤如下:

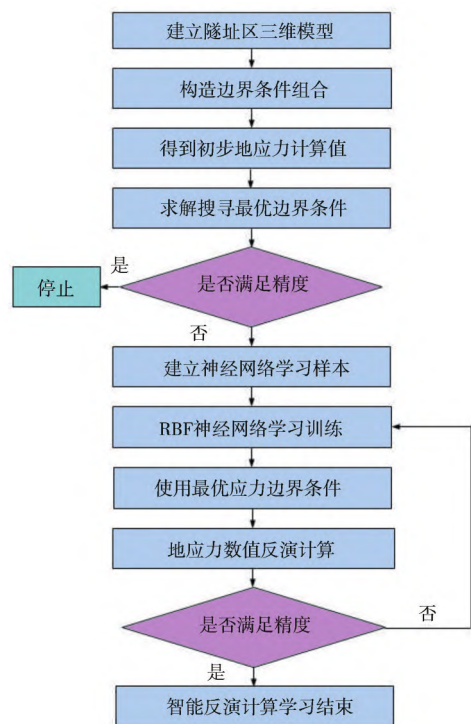


图3 复杂条件深埋特长隧道地应力场智能反演流程

Fig.3 Flow chart of intelligent inversion method of in-situ stress field in deep-buried super-long tunnel under complex conditions

(1) 隧址区三维地质建模。建立用于地应力计算的深埋特长隧道隧址区的三维地质模型,对模型进行初步运算和检验。

(2) 边界应力条件的设定。根据海姆假说和金尼克假说^[12],结合隧址区的构造特征及作用方式,初步确定构造应力边界条件的范围,将其范围均匀分为若干组边界条件参数,并利用有限差分软件FLAC 3D进行数值计算,得到不同应力边界条件下的地应力值。

(3) 建立学习样本。将初步计算所获得的地应力值作为网络输入,相对应的应力边界条件作为网络输出,建立RBF神经网络的学习样本。

(4) 训练模型。把学习样本带入RBF神经网络模型进行训练,经过RBF神经网络隐含层的无监督训练和输出层的有监督训练,以获取影响输入-输出非线性映射关系的中心向量、权值和宽度,从而建立输入向量-输出向量之间的非线性映射关系。

(5) 地应力反演计算。将实测点的地应力数据带入训练好的RBF神经网络中求解,输出向量便是相对应的应力边界条件,将此应力边界条件代入模型进行正分析计算,即可得到模型中任意一点的地应力值,获得隧址区地应力场特征。

(6) 重复校验。如果地应力反演值与实测值不吻合,且反演应力场与实际应力场差异较大,则需要重新训练神经网络模型,即重复步骤(4)、(5)。

3 工程应用

3.1 模型建立及参数取值

选取西南地区某深埋特长隧道作为研究对象,隧址区处于我国著名的“Y”形构造区,隶属于鲜水河NW向构造带,以东属于龙门山NE向构造带,以南为川滇SN向构造带,隧址区的主要构造形迹走向为N30°E左右,与龙门山构造带走向相一致。建立隧址区三维地质模型,如图4所示。模型内包含了3条主要断层,分别为F1(雅拉河断层)、F2(孟清断层)和F3(郭达山断层);简化模型内的地层岩性,将岩石力学参数或性质较相近的地层视为同一岩组,共4个不同的岩组,分别是泥盆系危关组、震旦系水晶组、志留系通化组和晋宁期侵入岩。

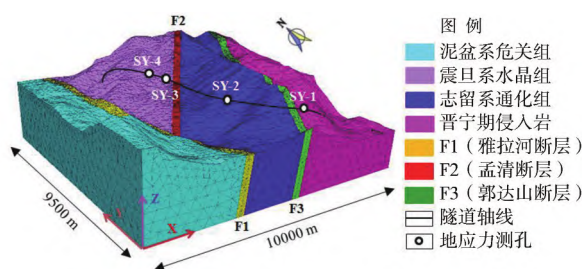


图4 隧址区三维地质模型

Fig.4 3D geological model of tunnel site

断层及地层岩组的物理力学参数根据试验数据和工程类比综合取值,断层的物理力学参数见表1,主要地层岩组的物理力学参数见表2。

在模型范围内,沿隧道走向有4个地应力测孔共26组数据,部分地应力测试数据见表3。

表1 断层物理力学参数

Table 1 Physical and mechanical parameters of faults

断层编号及名称	宽度/m	泊松比	弹性模量/GPa	密度/(kg/m ³)
F1(雅拉河断层)	200	0.37	4.78	2 400
F2(孟清断层)	200	0.38	5.20	2 450
F3(郭达山断层)	200	0.36	4.65	2 390

表2 地层岩组的物理力学参数

Table 2 Physical and mechanical parameters of stratigraphic rock formations

地层岩组	弹性模量/GPa	泊松比	体积模量/GPa	剪切模量/GPa	密度/(kg/m ³)
泥盆系危关组	20	0.32	18.52	7.58	2 700
志留系通化组	24	0.32	22.22	9.09	2 700
震旦系水晶组	22	0.31	19.30	8.39	2 690
晋宁期侵入岩	33	0.26	22.92	13.10	2 750

表3 模型范围内部分实测地应力数据

Table 3 Measured stress data within model range

钻孔编号	深度/m	主应力值/MPa		
		S_H	S_h	S_v
SY-1	336.5~1 150	6.74 ~ 35.75	5.76 ~ 24.50	8.92 ~ 30.48
SY-2	418~635	12.25 ~ 19.49	9.68 ~ 14.03	10.87 ~ 16.51
SY-3	660~1 008	19.06 ~ 13.68	16.74 ~ 27.23	17.16 ~ 26.21
SY-4	603~1 007	19.77 ~ 13.30	14.76 ~ 26.71	15.68 ~ 26.18

注:最大水平主应力 S_H ;最小水平主应力 S_h ;垂直主应力 S_v 。

3.2 地应力场反演过程

3.2.1 应力边界条件的确定

由于水平主应力主要是自重作用和构造作用的共同结果,构造应力是地应力的重要组成部分。隧址区受“Y”形构造的控制和影响,地应力场以水平构造应力为主,实测最大主应力方向在N28.2°~85°W,平均方位为N57°W,隧道轴线方向与正东方向夹角约45°。因此,结合隧址区地质构造特征及地应力测试分析结果,初始地应力场主要由自重应力场和构造应力场组成,其构造作用方向主要为北北西向。因此,模型的Z轴考虑自重应力、沿模型X轴方向和Y轴方向单侧面施加构造作用力,其余侧面施加位移约束,如图5所示。

确定合理的构造应力边界是地应力反演计算的关键。依据海姆假说和金尼克假说,考虑研究区地质构造及应力环境特征,水平构造应力介于海姆假说和金尼克假说确定的构造应力之间较为合理,两种假说的应力计算分别如式(5)和式(6)所示。

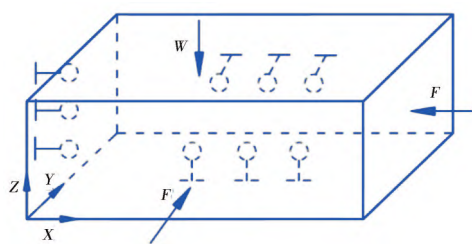


图5 模型边界条件

Fig.5 Model boundary conditions

$$\sigma_H - \gamma \cdot H \leq \sigma_T \leq \sigma_H - \frac{\mu}{1-\mu} \gamma \cdot H \quad (5)$$

$$\sigma_h - \gamma \cdot H \leq \sigma_i \leq \sigma_h - \frac{\mu}{1-\mu} \gamma \cdot H \quad (6)$$

式中: $\sigma_T = a \cdot H + b$ ($A - \gamma \leq a \leq A - \frac{\mu}{1-\mu} \gamma$, $B - 1 \leq b \leq B + 1$); $\sigma_i = c \cdot H + d$ ($C - \gamma \leq c \leq C - \frac{\mu}{1-\mu} \gamma$, $D - 1 \leq d \leq D + 1$)。

根据式(5)、式(6)计算即确定 a 、 b 、 c 、 d 的取值范围,将其4个数值作为构造应力边界条件反演参数。按照均匀设计原则,将反演参数划分为100组,均匀分组见表4(限于篇幅,本文只列举部分数据)。

表4 构造应力边界反演参数(部分数据)

Table 4 Inversion parameters of tectonic stress boundary (partial data out of 100 groups)

样本序号	X方向施加最大构造应力 $\sigma_T = a \cdot H + b$		Y方向施加最小构造应力 $\sigma_i = c \cdot H + d$	
	a	b	c	d
1	0.005	-2	0	-1
2	0.005	-1.75	0	-0.75
3	0.005	-1.5	0	-0.5
4	0.005	-1.25	0	-0.25
5	0.01	-2	0.004	-1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
96	0.02	-1.25	0.008	-0.25
97	0.025	-1.75	0.012	-1
98	0.025	-1.5	0.012	-0.75
99	0.025	-1.25	0.012	-0.5
100	0.025	-1	0.012	-0.25

3.2.2 神经网络建立

(1) 构建训练样本。将表4中的100组应力边界条件组合通过计算得到的测点应力值作为RBF神经网络的输入,而将这100组应力边界条件组合

作为网络输出,建立测点计算值与构造应力边界条件的非线性关系网络模型。

(2) RBF神经网络训练。整个训练过程输入层节点数为78,输出层节点数为4,使用高斯函数作为径向基函数的核函数(激活函数),高斯函数扩展参数使用固定值为0.1,使用K均值聚类进行无监督学习确定聚类中心,聚类中心个数为28,训练时计算各数据点的激活值,构建激活值矩阵;通过最小二乘法来优化RBF网络训练,进而转化为矩阵方程求解得到网络权重,由此就可达到误差的极小值,再由权重向量和RBF函数值的点积,即可得到网络的输出。

3.2.3 反演参数计算

将实测地应力的最大水平主应力、最小水平主应力和垂直主应力代入训练好的网络中,得到相对应的应力边界条件为 $a=0.017$, $b=-1.025$, $c=0.012$, $d=-0.018$ 。通过加载训练数据,训练数据为通过数值计算得出的100组边界条件对应的最大水平主应力、最小水平主应力和垂直主应力。网络的输入为26组地应力数据,输出为对应的4个边界条件。

3.2.4 计算结果分析

将训练好的边界条件代入三维地质模型中进行计算,将26组测点的地应力反演计算结果与实测地应力值进行拟合对比,如图6~图8所示。总体而言,反演地应力值与实测地应力值的最小误差为1%,实测地应力值为24.72 MPa,相应的反演计算值为24.97 MPa,绝对数量值误差仅为0.25 MPa;反演地应力值与实测地应力值的最大误差为24%。其中,最大主应力反演拟合误差总体在10%以内,拟合精度接近90%,只有4个测点的误差值超过了10%,最大误差为16%;最小主应力反演拟合误差总体在15%左右,只有2个点的误差值超过了20%,最大误差为24%;垂直主应力反演拟合误差总体在10%左右,只有3个点的误差值超过了10%,最大误差为15%。由此可见,反演计算的3个主应力值与实测值较为接近,拟合度较高,说明本文所建立的复杂地质条件深埋特长隧道地应力场智能反演方法是可行的,反演计算结果合理,能满足实际工程应用。

4 结论

为进一步提高复杂地质条件下深埋特长隧道地应力场反演精度和效率,本文构建了一种针对复杂地质条件深埋特长隧道地应力智能反演的方法,并通过工程实例进行了验证分析,获得以下主要认识:

(1) 构建基于构造分析+RBF神经网络相结合

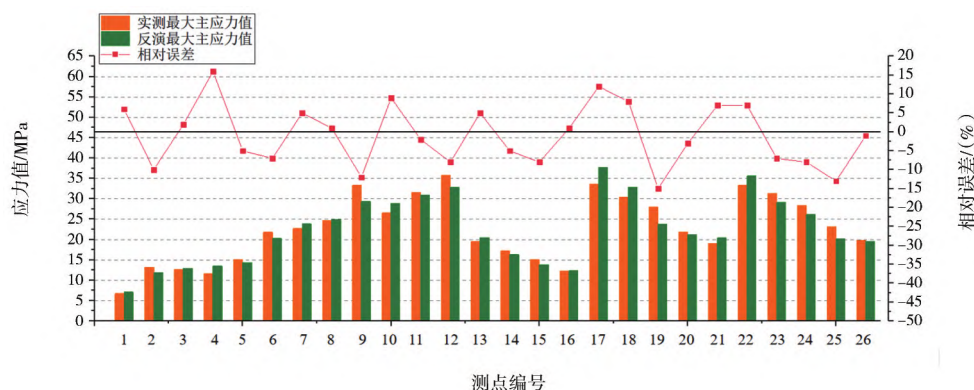


图6 最大主应力反演值与实测值对比结果

Fig.6 Comparison results between inversion value and measured value of maximum principal stress

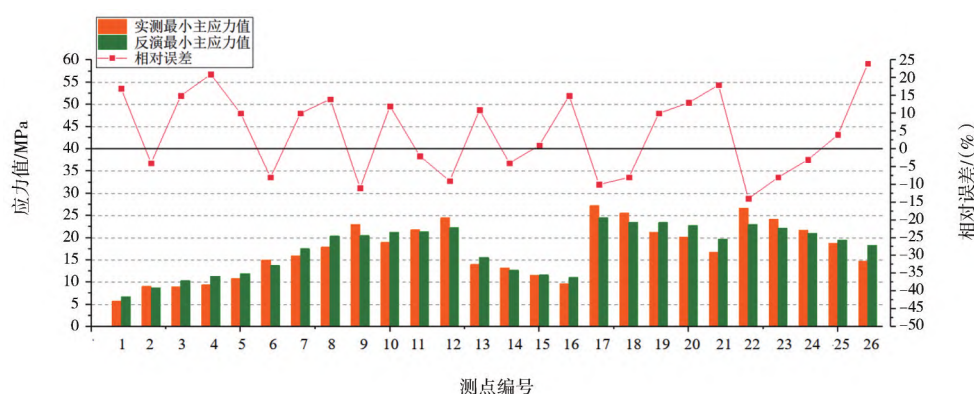


图7 最小主应力反演值与实测值对比结果

Fig.7 Comparison results between inversion value and measured value of minimum principal stress

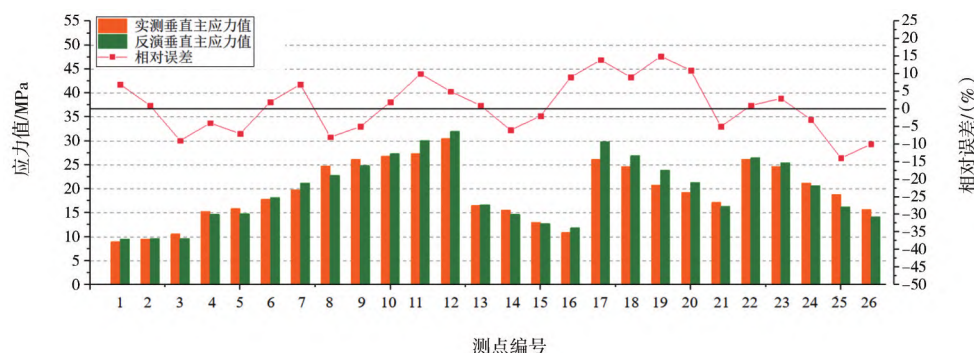


图8 垂直主应力反演值与实测值对比结果

Fig.8 Comparison results between inversion value and measured value of vertical principal stress

的复杂地质条件深埋特长隧道地应力智能反演的方法,并给出了该方法的具体思路和实现流程。该方法核心步骤包括:通过海姆假说和金尼克假说确定构造应力边界条件的范围,避免了样本的盲目构造问题;利用RBF神经网络方法计算寻优,能高效获得最优应力边界条件。

(2) 将建立的地应力场智能反演方法进行实际工程应用,并将反演计算获得的地应力值与实测地应力值进行拟合对比,其中最大主应力反演拟合误差总体在10%以内,拟合度接近90%。说明基于构造分析+RBF神经网络的地应力场智能反演方法具有较高的拟合精度,该方法可行且计算结果较为合理。

参考文献

References

- [1] 喻军华, 金伟良, 邹道勤. 分析初始地应力场的位移函数法[J]. 岩土力学, 2003, 24(3): 417-419.
YU Junhua, JIN Weiliang, ZOU Daoqin. Displacement Function Method for Analyzing Initial Earth Stress[J]. Rock and Soil Mechanics, 2003, 24(3): 417-419.
- [2] 刘国伟. 白龙山隧道地应力场数值模拟研究及岩爆预测[J]. 中国矿业, 2019, 28(增2): 465-468.
LIU Guowei. Numerical Simulation of the In-situ Stress of the Bailong Mountain Tunnel and Rock Burst Forecast[J]. China Mining Magazine, 2019, 28(S2): 465-468.
- [3] 曹鹏, 李科, 李长江, 等. 五女峰隧道隧址区地应力场反演与岩爆风险分析[J]. 现代隧道技术, 2018, 55(5): 45-52.
CAO Peng, LI Ke, LI Changjiang, et al. Back-calculation of Ground Stress Field and Rockburst Analysis for Wunvfeng Tunnel[J]. Modern Tunnelling Technology, 2018, 55(5): 45-52.
- [4] 郭钟群, 谢良, 赵奎, 等. 基于粒子群算法地应力场反演研究进展[J]. 铜业工程, 2011(5): 1-4.
GUO Zhongqun, XIE Liang, ZHAO Kui, et al. Research Progress of Initial Stress Field Inversion Analysis Based on Particle Swarm Optimization[J]. Copper Engineering, 2011(5): 1-4.
- [5] 刘泉声, 王栋, 朱元广, 等. 支持向量回归算法在地应力场反演中的应用[J]. 岩土力学, 2020, 41(增1): 319-328.
LIU Quansheng, WANG Dong, ZHU Yuanguang, et al. Application of Support Vector Regression Algorithm in Inversion of Geostress Field[J]. Rock and Soil Mechanics, 2020, 41(S1): 319-328.
- [6] MONJEZI M, HESAMI S M, KHANDELWAL M. Superiority of Neural Networks for Pillar Stress Prediction in Bord and Pillar Method[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2011, 4(5): 845-853.
- [7] 易达, 徐明毅, 陈胜宏, 等. 人工神经网络在岩体初始应力场反演中的应用[J]. 岩土力学, 2004, 25(6): 943-946.
YI Da, XU Mingyi, CHEN Shenghong, et al. Application of Artificial Neural Network to Back Analysis of Initial Stress Field of Rock Masses[J]. Rock and Soil Mechanics, 2004, 25(6): 943-946.
- [8] 张乐文, 张德永, 邱道宏. 径向基函数神经网络在地应力场反演中的应用[J]. 岩土力学, 2012, 33(3): 799-804.
ZHANG Lewen, ZHANG Deyong, QIU Daohong. Application of Radial Basis Function Neural Network to Geostress Field Back Analysis[J]. Rock and Soil Mechanics, 2012, 33(3): 799-804.
- [9] 王庆武, 巨能攀, 杜玲丽, 等. 拉林铁路桑日至加查段三维地应力场反演分析[J]. 岩土力学, 2018, 39(4): 1450-1462.
WANG Qingwu, JU Nengpan, DU Lingli, et al. Three Dimensional Inverse Analysis of Geostress Field in the Sangri-Jiacha Section of Lasa-Linzhi Railway[J]. Rock and Soil Mechanics, 2018, 39(4): 1450-1462.
- [10] 葛宏伟, 梁艳春, 刘玮, 等. 人工神经网络与遗传算法在岩石力学中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(9): 1542-1550.
GE Hongwei, LIANG Yanchun, LIU Wei, et al. Applications of Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms to Rock Mechanics[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(9): 1542-1550.
- [11] 姚亚锋, 程桦, 荣传新, 等. 基于RBF模糊神经网络模型的深厚冲积层立井冻结压力分析与预测[J]. 采矿与安全工程学报, 2016, 33(1): 70-76+82.
YAO Yafeng, CHENG Hua, RONG Chuanxin, et al. Analysis and Prediction of Vertical Shaft Freezing Pressure in Deep Alluvium Based on RBF Fuzzy Neural Network Model[J]. Journal of Mining & Safety Engineering, 2016, 33(1): 70-76+82.
- [12] 刘允芳, 何建华. 地应力研究与西部大开发[J]. 岩石力学与工程学报, 2001, 20(增1): 1638-1644.
LIU Yunfang, HE Jianhua. The Great Development in West China and Geostress Study[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2001, 20(S1): 1638-1644.

(下转第72页)

Study on Construction of Remote Automatic Monitoring and Early Warning System for Tunnel and Underground Works

Yu Jian

(China Railway 19th Bureau Group No.5 Engineering Co., Ltd., Dalian 116100)

Abstract: Based on Python programming language and big data, an automatic monitoring and early warning system is constructed, which can realize such functions as works monitoring, comprehensive early warning, visualization, parameter inversion, and real-time dynamic analysis etc. This automatic monitoring and early warning system can monitor in real time the pressure, displacement, and seepage water pressure of rock and soil mass during the construction process, automatically acquire monitoring data for remote wireless transmission, automatically store the data in a database, and use an Internet cloud platform for data sharing. The monitoring data can be used by the IA-BP algorithm module and the early warning and prediction module. The IA-BP intelligent algorithm performs inversion and intelligent prediction analysis on the monitoring data in the database, and makes comprehensive comparison and analysis between single threshold algorithm and IA-BP intelligent algorithm, thus achieving the purpose of early warning and prediction for engineering disasters.

Keywords: Tunnel and underground works; Automatic monitoring; Intelligent construction; Early warning system



(上接第53页)

An Intelligent Inversion Study of In-situ Stress Field in Deep Buried Super-long Tunnels under Complex Geological Conditions

REN Yang^{1,2} LI Tianbin^{1,2} ZHANG Jiaxin³ WANG Gangwei^{1,2}

(1. College of Environment and Civil Engineering, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059;

2. State Key Laboratory of Geological Disaster Prevention and Geological Environment Protection, Chengdu University of Technology, Chengdu 610059; 3. Guizhou Transportation Planning Survey & Design Academe Co., Ltd., Guiyang 550081)

Abstract: To improve the inversion accuracy and efficiency of in-situ stress in deep-buried super-long tunnels under complex geological conditions, an intelligent inversion method is developed based on tectonic analysis and RBF (radial basis function) neural network for deep-buried super-long tunnels under complex geological conditions. The main steps of this method are as follows: firstly, the regional geological conditions and tectonic analysis will be used to establish a 3D geological model of the tunnel engineering area, and the Heim hypothesis and Kinnick hypothesis will be applied to jointly determine the range of conditions for the tectonic stress boundary as the training samples for intelligent inversion. Then, the RBF neural network method will be used to obtain the optimal stress boundary conditions, which will be used for an inversion calculation of the in-situ stress. A deep-buried super-long tunnel in southwest China is chosen as the pilot project, in which the established intelligent inversion method for in-situ stress fields is applied in an actual scenario. In addition, the in-situ stress values obtained from the inversion calculation are fitted and compared with the actually measured values, which shows that the overall fitting error of the maximum principal stress inversion is about 10% and the fitting accuracy is close to 90%, indicating that the method is feasible and the inversion calculation results are reasonable.

Keywords: Deep-buried tunnel; RBF neural network; Stress boundary; Intelligent inversion; In-situ stress field