

# 基于神经网络的坑道近水平定向孔轨迹预测研究

叶嗣暄

(中煤科工西安研究院(集团)有限公司, 陕西 西安 710077)

**摘要:**当前近水平定向钻孔轨迹测量位置滞后于钻头位置,无法实时获取滞后区钻孔轨迹实际参数,施工过程中控制轨迹时需要人工预测该部分轨迹并为下一步轨迹调整提供依据。为了降低人为因素影响,提高轨迹预测的准确性,基于BP神经网络建立了用于煤矿井下近水平定向孔轨迹控制的孔底空间参数预测模型。选取随钻测量仪器位置及其之前12 m范围的倾角、方位角等13个钻孔空间和轨迹控制参数,经过变换后作为输入参数,构建了一个具有11个输入参数和2个输出参数的4层BP神经网络预测模型,该模型以不同矿区的6个钻孔502组数据为训练样本,得到了网络预测模型参数,并将12组测试数据的预测结果与24名从业技术人员的经验预测结果进行了对比分析。研究表明:采用logsig激活函数和(9×6)节点的双隐层BP神经网络模型,对孔底空间参数(倾角、方位角)的预测绝对误差平均值分别达到0.51°和0.68°,且预测误差服从正态分布,预测结果绝对误差平均值较从业5年以上的技术人员低了35%,现场应用效果较好,满足煤矿井下定向钻进轨迹控制的需要,并为定向钻轨迹智能控制提供了理论与实践基础。

**关键词:**BP神经网络;坑道钻探;近水平定向孔;轨迹预测;预测模型

**中图分类号:**P634;TD87 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-9686(2024)03-0104-07

## Study of the predicting model for directional drilling trajectory controlling based on neural network in tunnel

YE Sixuan

(Xi'an Research Institute Co., Ltd., China Coal Technology and Engineering Group Corp., Xi'an Shaanxi 710077, China)

**Abstract:** In present, the measured location of the near-horizontal directional drilling trajectory is lag behind the bit, and the actual parameters of the delayed area can not be obtained in time, thus artificial prediction should be made for the next trajectory adjustment. In order to decrease the human factors and improve the accuracy of the prediction, a forecasting model is established based on BP neural network which is used for controlling underground directional drilling trajectory in tunnel. The model is a four-layer BP neural network, and it chooses 11 input parameters and 2 output parameters which are changed from 13 borehole space and trajectory controlling parameters from 12m before MWD including dip angles and azimuths etc. The parameters of the net forecasting model is obtained using 502 groups of training data from 6 boreholes in different mining areas. Then the forecasting results of the 12 groups of test data are compared with that of the artificial experience from 24 technicians. The results show that the mean absolute error of the downhole space parameters i.e. dip angle and azimuth are only 0.51° and 0.68° predicted respectively by the logsig activation function and the double-hidden-layer BP neural network which has the point structure of 9×6, and the prediction error obeys normal distribution. The accuracy prediction results derived from the BP neural network model is 35% lower than that from the technicians who work more than 5 years, and the effect from the field application is satisfied which meets the needs of drilling trajectory control. The research offers theoretical and practical base for the intelligent directional drilling work.

**Key words:** BP neural network; underground drilling; near-horizontal borehole; trajectory prediction; forecasting model

收稿日期:2023-08-27; 修回日期:2023-11-22 DOI:10.12143/j.ztgc.2024.03.013

基金项目:陕西省自然科学基金研究计划“融合钻柱模型参数不确定性的近水平钻进智能控制系统”(编号:2023-JC-YB-341)

作者简介:叶嗣暄,男,汉族,1988年生,助理研究员,矿产普查与勘探专业,硕士,主要从事煤矿井下定向钻探工艺技术研究与应用推广工作,陕西省西安市雁塔区锦业一路82号,297301739@qq.com。

引用格式:叶嗣暄.基于神经网络的坑道近水平定向孔轨迹预测研究[J].钻探工程,2024,51(3):104-110.

YE Sixuan. Study of the predicting model for directional drilling trajectory controlling based on neural network in tunnel[J]. Drilling Engineering, 2024, 51(3):104-110.

## 0 引言

煤矿井下定向钻进技术已逐渐成为煤矿瓦斯抽采、水害治理和地质勘探的主要钻探方法<sup>[1-6]</sup>,2019年9月采用ZDY15000LD型钻机及其配套装备在山西保德煤矿创造了3353 m的世界纪录,进一步加快了大功率定向钻进装备的应用与推广<sup>[7-11]</sup>。目前,定向钻进轨迹控制参数能准确提供的数据仅限于随钻测量系统所在位置,测量系统与钻头之间钻具部分轨迹参数无法实时获取,即存在6 m以上的盲区,该部分轨迹只能通过工具面与轨迹变化的理论数学关系和个人经验相结合判断,预测者的施工经验和不同地层对轨迹的不同影响都对轨迹预测影响巨大,因此往往造成很大的人为估算误差,不能直接准确获取钻头位置的轨迹参数。而要实现钻孔轨迹的精准控制,就必须通过对钻头位置的轨迹参数进行计算或估计,获取钻头位置的轨迹参数解析解或近似值。

针对这个问题,在几何力学模型的基础上,国内外学者提出了很多理论控制模型。自1950年代美国学者Lubinski将钻孔轨迹预测技术引入石油领域开始<sup>[12]</sup>,主要采用三点定圆法和平衡曲率法(含极限曲率法)预测钻具组合造斜率,但考虑因素都不全面,预测出的造斜率均与实际造斜率存在较大误差。史玉才等<sup>[13]</sup>提出平衡趋势法能够实现钻头和地层的各向异性、地层倾角和倾向等各种因素对造斜率的定量评价分析。但由于施工条件、地层与钻具组合方式与石油领域存在较大差异,石油钻井定向钻进轨迹预测的成熟方法很难适应煤矿近水平定向钻孔施工的需求<sup>[12]</sup>。

在理论与实践中发现,单弯螺杆钻具在施工过程中,钻孔轨迹具有一定的规律性,即孔底钻头位置的轨迹参数与地层性质、近钻头段轨迹空间状态、工具面等存在较强相关性<sup>[14-17]</sup>,但呈现出复杂的非线性特征<sup>[18]</sup>。神经网络具有自学习、自适应以及显著的非线性逼近等特点<sup>[19]</sup>,能够建立起输入与输出的映射关系<sup>[20]</sup>,被广泛用来解决复杂工艺参数的预测问题。本文采用反向传播(BP)人工神经网络方法,建立了孔底钻头位置轨迹参数预测模型,在离线环境下训练神经网络,并将模型预测结果与从业人员的经验值进行了对比,该模型的建立为实现钻孔轨迹的智能控制奠定了一定基础。

## 1 基于BP神经网络的轨迹预测模型设计与实现

### 1.1 反向传播人工神经网络介绍

人工神经网络ANN(Artificial Neural Network)是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统<sup>[21]</sup>。它是一种模仿动物神经网络行为特征,进行分布式并行信息处理的算法数学模型。反向传播(BP)神经网络利用含有隐含层的误差反向传播训练算法,通过调整权值和阈值使网络总误差梯度快速下降达到最小,从而得到接近实际的预测值。

BP神经网络学习算法包括了信号的正向传播和误差的反向传播两个过程,其中正向传播时,输入信息从输入层经过隐含层的逐层处理,传向输出层,输出层不能得到期望的输出值,则转向误差反向传播,以反馈误差调整各层的权值和阈值后,再次正向计算,通过“输入样本-计算误差-误差反传-调整权值”的过程不断迭代,寻找误差最小的各层权值和阈值,基本流程如图1所示。

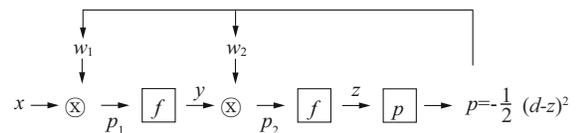


图1 BP神经网络流程

Fig.1 The flow chart of BP neural network

采用BP神经网络建立参数预测模型,样本的规模与可信赖程度决定了模型的稳定性和收敛性能<sup>[22]</sup>,样本规模越大、可信赖程度越高,训练结果越逼近真实值。

### 1.2 输入输出参数的确定与选取

螺杆马达依靠前部弯头朝向改变钻头前进方向,钻具组合如图2所示。探管至钻头处6 m距离为测量盲区,该范围内轨迹参数与施工该部分孔段选取工具面向角、该部分之前的轨迹参数与地层条件有关。在煤矿井下近水平定向钻孔施工过程中,钻孔轨迹变化受孔底螺杆钻具造斜率、局部地层变化及工具面选择3个方面影响,而在轨迹精准预测时,实际的经验表明,钻具组合及螺杆钻具造斜率基本固定,工具面的选择也是确定值,而局部地层变化是不确定因素,成为影响预测精度的关键。

选取探管以浅12 m已知的轨迹参数包括倾角、方位角和探管以深6 m已知的工具面参数,以此为依据预测钻头位置的倾角、方位角,这也是实际工

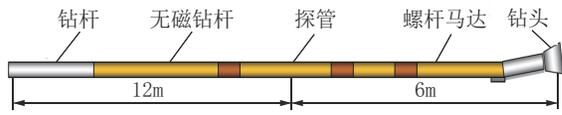


图2 螺杆马达钻具组合

Fig.2 Schematic diagram of the screw motor drilling assembly

作中人工预测时采用的方法。精准的地层物理学参数很难获得<sup>[23]</sup>,但对于某一矿区同一目标地层,其地层性质差异较小,模型输入参数可选取测量位置(测深)、随钻测量仪器位置(孔深、倾角、方

位角)及其之前12 m距离的轨迹数据(倾角、方位角)(4对8个数据)和最后施工6 m钻孔的工具面(2个参数);以钻孔位置的预测倾角和方位角为输出数据(2个参数),共计15个参数。

样本以山西、安徽6个矿区(淮南张集煤矿,晋城伯方煤矿、兰花煤矿、大阳煤矿、长平煤矿,新乡赵固一矿)施工的顶板高位孔轨迹数据为来源,该地区定向钻进技术应用较广,数据可信度高。在其中6个钻孔中截取502组数据为训练对象,另外截取12组数据作为测试对象,共计514组数据,分别见表1、表2。

表1 样本数据

Table 1 Sample data

序号	测点孔深/m	倾角/(°)					方位角/(°)					工具面向角/(°)		钻头位置参数	
		-12m	-9m	-6m	-3m	0m	-12m	-9m	-6m	-3m	0m	-3m	0m	倾角/(°)	方位角/(°)
1	165	4.5	5.8	5.4	4	2.6	44.1	45.5	45.4	44.2	43.5	226.4	129.3	0.9	44.3
2	183	0.9	0.8	0.2	-0.8	-1.6	44.3	43.7	42.5	41.2	40.8	122.1	53.8	-0.7	42.8
3	210	-1.1	-1.5	-2.3	-3.1	-3.6	42.7	42.4	41.9	40.9	39.8	285.4	302.1	-4	36.9
4	240	1.5	3.2	4.2	5.0	5.4	34.5	34.6	35.1	35.1	35.4	158.5	155.4	5.5	37.9
5	261	5.4	4.6	3.7	2.5	1	39.3	40.5	41.4	41.9	42.1	235.4	255.1	-1.4	41.8
6	366	4.9	6.2	7.3	7.5	6.9	30.9	31.4	32.8	33.7	34.6	163.9	225.6	5.2	34.6
7	399	2.4	1.3	0	-1.3	-1.9	36.9	37.9	38.4	38.6	39	161.3	280.9	-1.4	38.6
8	402	1.3	0	-1.3	-1.9	-1.8	37.9	38.4	38.6	39	38.6	280.9	167	-1.1	38.6
9	45	-3.8	-5.3	-6.3	-7.5	-8.8	35.1	36.1	35.9	36.1	36.2	167.2	146.3	-11.1	37
10	99	-12.9	-12.3	-11.7	-11.2	-10.8	48.1	49.2	50.4	51.4	53.3	73.6	32.5	-9.3	55.4
11	123	-6.3	-4.4	-2.7	-0.9	-0.3	56.7	58	59.6	60.7	62.5	198.5	247.7	-2	62.7
12	411	6.6	6.2	5.7	4.9	3.6	40.1	41.4	42	43.2	43.9	206.1	261.6	1	43.5
13	480	-0.7	1.9	2.9	3.5	2.9	36.8	35.4	36.6	37	37.9	141.6	133.1	2	41.3
-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
501	600	-3.7	-3.5	-3.6	-3.6	-4	40.1	39.1	40.1	39.5	39.8	338.6	250.7	-4	39.3
502	615	-3.9	-4	-3.8	-3.8	-3.9	38.8	39.3	37.5	37.6	39.1	81.2	228.4	-3.9	38.4

### 1.3 样本数据初始变换

在问题的研究过程中,由于影响预测结果的输入参数较多,造成了试验数据的复杂与冗余,导致神经网络模型的输入节点多达13个,网络结构复杂、性能下降,影响计算的精度,且增加了运算时间。从表1数据可知,由于每组均来源于同一钻孔,根据轨迹控制原理可知,每组数据内部前后存在一致的对应关系,因此选取测量孔深前12 m(-12 m)处的倾角(方位角)为参考值,对-9、-6、-3 m、测深、钻头位置处的倾角(方位角)进行归零换算,将

样本输入数据由13个变量减少至11个变量;将工具面向角采用弧度表示。

### 1.4 网络结构设计及其参数选取

#### 1.4.1 基本参数设计

BP神经网络输入层与输出层之间为隐藏层,隐藏层为数据处理的主要层位,层数与每层所含神经元数量决定了预测模型的复杂程度,可根据实际需求进行调整。经过初始变化后,输入节点由13个简化到11个,输出参数为钻头(孔底)位置的倾角和方位角,输出节点为2个。设置最大训练次数 $M=$

表 2 测试数据  
Table 2 Test data

序 号	测点孔 深/m	倾角/(°)					方位角/(°)					工具面向角/(°)		钻头位置参数	
		-12 m	-9 m	-6 m	-3 m	0 m	-12 m	-9 m	-6 m	-3 m	0 m	-3 m	0 m	倾角/(°)	方位角/(°)
1	189	0.2	-0.8	-1.6	-1.6	-0.7	42.50	41.20	40.8	41.6	42.8	64.0	239.4	0.1	43.3
2	219	-3.1	-3.6	-4	-4.0	-2.9	40.9	39.8	38.1	36.9	36.5	343.1	341.6	-0.2	34.8
3	243	3.2	4.2	5.0	5.4	5.4	34.6	35.1	35.1	35.4	36.3	155.4	155.7	5.4	39.3
4	258	5.5	5.4	4.6	3.7	2.5	37.9	39.3	40.5	41.4	41.9	214.9	235.4	-0.1	42.2
5	276	-0.1	-1.4	-2.3	-3.5	-4.1	42.2	41.8	40.9	39.8	38.9	241.7	309.4	-4.7	37.6
6	297	-5.8	-6.1	-6.6	-7.0	-7.8	37.4	36.9	35.2	33.8	31.7	272.8	322.6	-8.9	29.3
7	78	-14.7	-15	-15.3	-14.8	-14.1	40.9	41.9	44.3	44.4	44.7	74.7	88.4	-13.6	47.1
8	186	4.3	4.5	4.2	3.7	3.1	70.6	69.8	70.5	71.7	72.7	194.0	320.2	0.9	73.6
9	249	4.7	4.4	3.7	2.8	2.0	62.6	61.7	60.6	60.0	58.2	272.6	119.3	1.5	58.0
10	303	1.4	1.1	0.5	0.3	1.0	50.1	49.5	47.7	46.0	46.6	84.6	342.0	3.5	46.8
11	366	-1.3	-1.9	-1.8	-1.0	0.4	34.5	34.5	34.6	34.6	34.9	35.2	36.8	2.8	37.0
12	603	-3.5	-3.6	-3.6	-4.0	-3.9	39.1	40.1	39.5	39.8	38.8	250.7	182.6	-3.8	37.5

10000, 误差上限  $\epsilon=0.0001$ , 学习效率为 0.01。通过试算, 采用 4 层网络(即 1 个输入层, 2 个隐含层和 1 个输出层)具有较好的收敛效果。隐含层设计为  $9 \times 6$ 、 $9 \times 4$  两种, 即第 1 隐含层设计 9 个节点, 第 2 隐含层为 6、4 个节点, 其中隐含层为  $9 \times 4$  的网络结构见图 3。

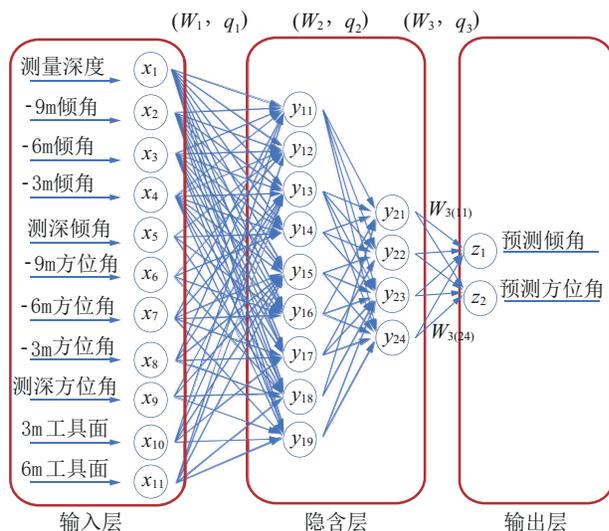


图 3 轨迹预测 BP 神经网络结构

Fig.3 Structure diagram of BP neural network for trajectory prediction

1.4.2 激活函数的选取

BP 神经网络中常用的激活函数有 12 个。由于轨迹预测, 更关注预测值与实际值之间的绝对差距关系, 选用绝对误差作为判别指标。不同激活函

数, 所得到的测试数据预测绝对误差平均值如表 3 所示。从表 3 中可以看出第 1 隐含层采用 logsig 激活函数, 隐含层设计为  $9 \times 6$  结构, 预测倾角和方位角绝对误差平均值均最小, 分别达到  $0.51^\circ$  和  $0.68^\circ$ 。

1.5 预测模型与结果

1.5.1 最优预测模型

通过对 12 个激活函数的计算, 取得表 3 预测最优结果的模型为: 第一隐含层采用对称 S 型 logsig 激活函数的 BP 神经网络模型, 激活函数表达式为:

$$F(x) = 1 / (1 + e^{-x}) \quad (1)$$

1.5.2 最优预测结果分析

BP 网络预测值与实测值分布如图 4、图 5 所示, 倾角和方位角预测值多为偏小, 倾角预测误差的总体标准差、方差分别为 0.53、0.28,  $P$  值为  $0.065 > 0.05$ ; 方位角预测误差的总体标准差、方差分别为 0.77、0.58,  $P$  值为  $0.200 > 0.05$ , 倾角和方位角预测误差均服从正态分布, 能够较好地预测近水平钻孔轨迹的倾角和方位角。

2 从业人员与 BP 神经网络对比

为更好衡量 BP 神经网络预测模型的预测效果, 对 24 名从业技术人员进行与测试数据相同的分析, 按从业年限分为 2 组, 第一组为从业年限  $\geq 5$  年人员, 第二组为从业年限  $> 5$  年人员。

2 组人工预测值与实测值分布如图 6、图 7 所示。可以看出人工预测围绕实测值分散, 其中第一

表3 不同激活函数预测结果对比

Table 3 Comparison of prediction results using different activation functions

激活函数	节点类型	倾角绝对误差平均值/(°)	方位角绝对误差平均值/(°)	平均值/(°)
compet	9×6	2.52	2.81	2.67
	9×4	2.66	2.92	2.79
hardlim	9×6	2.08	2.30	2.19
	9×4	2.32	2.94	2.63
hardlims	9×6	2.33	3.51	2.92
	9×4	2.27	3.29	2.78
logsig	9×6	0.51	0.68	0.60
	9×4	0.70	1.06	0.88
poslin	9×6	0.70	1.02	0.86
	9×4	0.73	1.14	0.93
purelin	9×6	0.61	0.77	0.69
	9×4	0.69	0.77	0.73
radbas	9×6	0.58	0.99	0.79
	9×4	0.67	1.15	0.91
satlin	9×6	0.70	0.95	0.83
	9×4	1.03	1.15	1.09
satlins	9×6	0.85	0.97	0.91
	9×4	0.81	0.84	0.83
softmax	9×6	0.78	0.80	0.79
	9×4	0.81	0.84	0.83
tansig	9×6	0.59	0.86	0.73
	9×4	0.62	0.89	0.76
tribas	9×6	0.73	0.82	0.78
	9×4	0.87	0.77	0.82

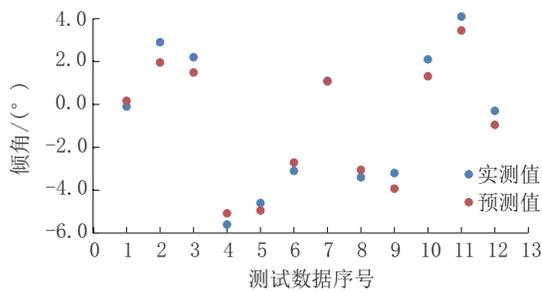


图4 BP网络测试数据倾角实测与预测数据分布  
Fig.4 Comparison of dip angles between measured and neural network predicted data

组倾角预测误差的总体标准差、方差分别为0.80、0.65,  $P$ 值为 $0.200 > 0.05$ ;方位角预测误差的总体标准差、方差分别为0.83、0.68,  $P$ 值为 $0.200 > 0.05$ , 倾

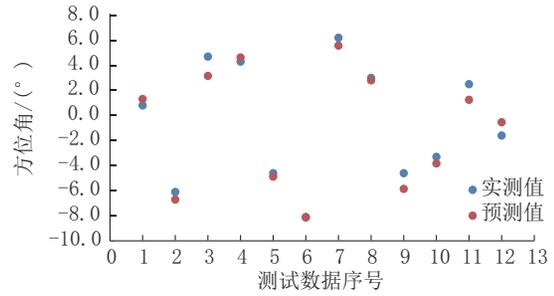


图5 BP网络测试数据方位角实测与预测数据分布  
Fig.5 Comparison of azimuths between measured and neural network predicted data

角和方位角预测误差均服从正态分布;第二组倾角预测误差的总体标准差、方差分别为0.80、0.65,  $P$ 值为 $0.200 > 0.05$ ;方位角预测误差的总体标准差、方差分别为0.79、0.63,  $P$ 值为 $0.200 > 0.05$ , 倾角和方位角预测误差均服从正态分布。第一组和第二组均在一定程度上反映了人工预测的真实水平。

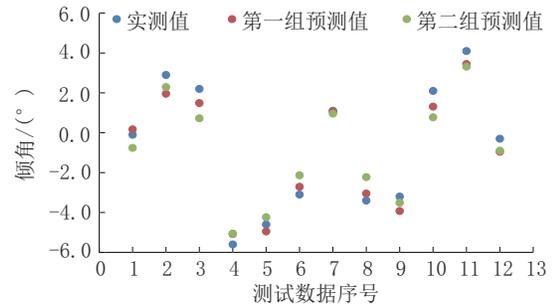


图6 人工测试数据倾角实测与预测数据分布  
Fig.6 Comparison of dip angles between measured and artificial predicted data

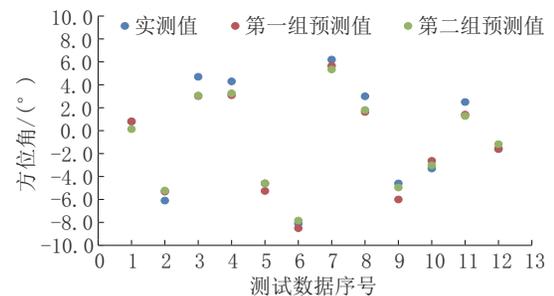


图7 人工测试数据方位角实测与预测数据分布  
Fig.7 Comparison of azimuths between measured and artificial predicted data

12组测试数据倾角和方位角预测绝对误差平均值对比见表4。对比看出,从业年限越久,轨迹预测越准确;BP神经网络预测结果较2组从业技

术人员更接近真实值,绝对误差平均值较从业技术人员低近35%,能够较好地预测钻头位置的倾角和方位角,可为近水平钻孔轨迹控制提供参考依据。

表4 人工和BP神经网络预测误差平均值对比  
Table 4 Comparison of mean error between artificial results and BP neural network

预测类别	倾角误差/(°)	方位角误差/(°)
人工第一组	0.87	0.98
人工第二组	0.91	0.90
BP网络(logsig激活函数)	0.51	0.68

### 3 工程应用

巴彦高勒煤矿位于内蒙古自治区鄂尔多斯市乌审旗境内,受采掘破坏或者影响的含水层及水体主要充水含水层为延安组碎屑岩类承压含水岩组和直罗组碎屑岩类承压含水层组,采用长距离定向钻孔技术对该矿顶板含水层进行探查与疏放过程中,对部分孔段采用了神经网络预测方法,钻孔轨迹投影如图8、图9所示,可以看出在0~350 m孔段未采用该方法时,钻孔轨迹与设计轨迹发生偏移,水平最大偏移达到了-3 m,最大全弯曲角度达到了2.3°/6 m,轨迹弯曲明显;在350~1118 m孔段采用该预测方法后,估计偏移控制在1 m以内,平均全弯曲角度仅为0.8°/6 m,轨迹弯曲控制得到明显改善。

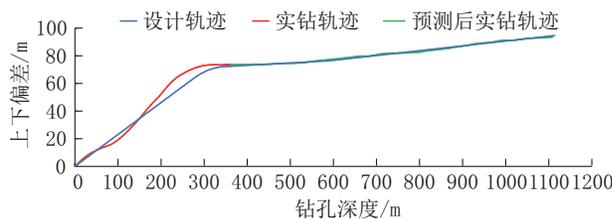


图8 预测前后钻孔轨迹剖面投影

Fig.8 The sectional projection of directional drilling trajectory

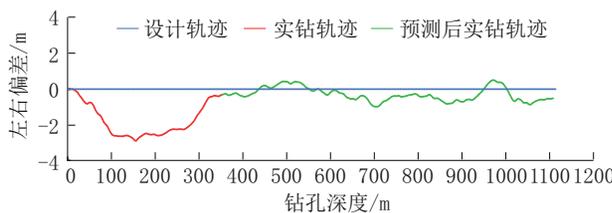


图9 预测前后钻孔轨迹平面投影

Fig.9 The plane projection of directional drilling trajectory

### 4 结论

(1)本文利用具有非线性自适应、自学习特征的BP人工神经网络,根据钻孔轨迹参数的影响关系,建立了煤矿井下近水平定向钻孔钻头位置轨迹参数的预测模型,采用logsig激活函数的4层(11×9×6×2)网络结构在本文的测试数据中实现了较好的预测效果。

(2)预测模型的测试结果与真实值的偏差较小,且服从正态分布,表明选取的训练样本规模适中,并具有较高的可信度。

(3)通过与从业技术人员经验估计值对比可以得出,利用BP人工神经网络对定向钻孔钻头位置轨迹参数进行预测切实可行,且绝对误差平均值较从业5年以上的技术人员低35%,现场应用效果更好,满足煤矿井下定向钻进技术轨迹控制的需求。

### 参考文献(References):

- [1] Wang F, Ren T, Tu S, et al. Implementation of underground longhole directional drilling technology for greenhouse gas mitigation in Chinese coal mines[J]. International Journal of Greenhouse Gas Control, 2012, 11:290-303.
- [2] Frank Hungerford, Mitch Fagan. Over-core recovery of a drill string bogged in a longhole, in Naj Aziz and Bob Kininmonth (eds.)[C]. Proceedings of the 2019 Coal Operators Conference, Mining Engineering, University of Wollongong, 2019:203-211.
- [3] Duan Huijun, Hao Shijun, Feng Jie. The Detection method of fire abnormal based on directional drilling in complex conditions of mine [J]. 4th International Conference on Energy Materials and Environment Engineering, 2018.
- [4] Xu Chao, Wang Xian, Liu Fei, et al. Practice and challenge of in-seam directional borehole over 2000 m in coal mines in China [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2019, 332(2):022016.
- [5] 曹小军. 复杂工况下顺煤层空气定向钻进应用研究[J]. 钻探工程, 2023, 50(2): 151-155.  
CAO Xiaojun. Research on application of in-seam air directional drilling under complex working conditions[J]. Drilling Engineering, 2023, 50(2): 151-155.
- [6] 王永文,姚宁平,王海龙,等. 高位定向钻孔分层布置与瓦斯抽采效果分析[J]. 钻探工程, 2022, 49(4): 117-123.  
WANG Yongwen, YAO Ningping, WANG Hailong, et al. Layered layout of high-level directional boreholes and analysis of gas drainage effect[J]. Drilling Engineering, 2022, 49(4): 117-123.
- [7] 姜磊,许超,李泉新,等. 煤矿井下超深孔定向钻进扭摆减阻技术[J]. 煤矿安全, 2020, 51(11): 113-116.  
JIANG Lei, XU Chao, LI Quanxin, et al. Torsional pendulum drag reduction technology for directional drilling of ultra deep hole in underground coal Mine[J]. Safety in Coal Mines, 2020, 51(11): 113-116.
- [8] 姚宁平,王毅,姚亚峰,等. 我国煤矿井下复杂地质条件下钻探

- 技术与装备进展[J]. 煤田地质与勘探, 2020, 48(2): 1-7.
- YAO Ningping, WANG Yi, YAO Yafeng, et al. Progress of drilling technologies and equipments for complicated geological conditions in underground coal mines in China[J]. Coal Geology & Exploration, 2020, 48(2): 1-7.
- [9] 石智军, 姚克, 田宏亮, 等. 煤矿井下随钻测量定向钻进技术与装备现状及展望[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(5): 22-28.
- SHI Zhijun, YAO Ke, TIAN Hongliang, et al. Present situation and prospect of directional drilling technology and equipment while drilling measurement in underground coal mine[J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(5): 22-28.
- [10] 石智军, 姚克, 姚宁平, 等. 我国煤矿井下坑道钻探技术装备40年发展与展望[J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(4): 1-34.
- SHI Zhijun, YAO Ke, YAO Ningping, et al. 40 years of development and prospect on underground coal mine tunnel drilling technology and equipment in China[J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(4): 1-34.
- [11] 方鹏, 姚克, 王龙鹏, 等. ZDY25000LDK智能化定向钻进装备关键技术研究[J]. 煤田地质与勘探, 2022, 50(1): 72-79.
- FANG Peng, YAO Ke, WANG Longpeng, et al. Research on key technologies of the ZDY25000LDK intelligent directional drilling equipment[J]. Coal Geology & Exploration, 2022, 50(1): 72-79.
- [12] 孙涛, 吝伶俐, 刘宗伟, 等. 煤矿井下定向钻孔轨迹预测方法研究[J]. 煤矿开采, 2019, 24(1): 22-25, 15.
- SUN Tao, LIN Lingyan, LIU Zongwei, et al. Forecasting method of directional borehole trajectory in coal mine underground[J]. Coal Mining Technology, 2019, 24(1): 22-25, 15.
- [13] 史玉才, 管志川, 赵洪山, 等. 底部钻具组合造斜率预测新方法[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2017, 41(1): 85-89.
- SHI Yucai, GUAN Zhichuan, ZHAO Hongshan, et al. A new method for build-up rate prediction of bottom-hole assembly in well drilling[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2017, 41(1): 85-89.
- [14] 魏宏超, 杨慧琳, 王洪涛, 等. 大直径顶板定向钻孔在亭南煤矿上隅角瓦斯治理中的应用[J]. 煤炭工程, 2017, 49(6): 64-67.
- WEI Hongchao, YANG Huilin, WANG Hongtao, et al. Application of large diameter directional roof drilling in upper corner gas control[J]. Coal Engineering, 2017, 49(6): 64-67.
- [15] 陆洪智, 余瑞琪, 石耀军. SPSS软件在钻孔弯曲规律预测中的应用研究[J]. 钻探工程, 2023, 50(4): 49-56.
- LU Hongzhi, YU Ruiqi, SHI Yaojun. Application of SPSS software in prediction of drilling bending law[J]. Drilling Engineering, 2023, 50(4): 49-56.
- [16] 林昕, 苑仁国, 韩雪银, 等. 随钻地质导向智能决策的实现与应用[J]. 石油钻采工艺, 2020, 42(1): 1-5.
- LIN Xin, YUAN Renguo, HAN Xueyin, et al. Realization and application of the intelligent geosteering decision making while drilling[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2020, 42(1): 1-5.
- [17] 张忠志, 丁红, 刘院涛. 夏92-H井复杂地层地质导向钻井技术[J]. 石油钻采工艺, 2014, 36(4): 6-9.
- ZHANG Zhongzhi, DING Hong, LIU Yuantao, et al. Geosteering drilling technology for the complex formation of Well Xia 92-H[J]. Oil Drilling & Production Technology, 2014, 36(4): 6-9.
- [18] 蔡振, 赖旭芝, 吴敏, 等. 定向钻具姿态的双线性补偿控制策略[J]. 控制与决策, 2020, 35(7): 225-231.
- CAI Zhen, LAI Xuzhi, WU Min, et al. Bilinear compensation control for attitude of directional drilling tools[J]. Control and Decision, 2020, 35(7): 225-231.
- [19] 宋志龙, 吕冰海, 柯明峰, 等. 基于BP神经网络的确定性剪切增稠抛光材料去除率模型[J]. 表面技术, 2020, 49(11): 329-334, 366.
- SONG Zhilong, LÜ Binghai, KE Mingfeng, et al. Removal rate model of deterministic shear thickening polishing material based on BP neural network[J]. Surface technology, 2020, 49(11): 329-334, 366.
- [20] 张铁, 洪景东, 李秋奋, 等. 基于BP神经网络的机器人波动摩擦力矩修正方法[J]. 工程科学学报, 2019, 41(8): 1085-1091.
- ZHANG Tie, HONG Jingdong, LI Qiufen, et al. Removal rate model of deterministic shear thickening polishing material based on BP neural network[J]. Chinese Journal of Engineering, 2019, 41(8): 1085-1091.
- [21] 张军. 钻孔随钻三维轨迹测量技术研究[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2019, 46(12): 7-12.
- ZHANG Jun. Research on 3D trajectory measurement technology of borehole while drilling[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2019, 46(12): 7-12.
- [22] 范胜波, 王太勇, 汪文津, 等. 样本数量对切削力的神经网络预测精度的影响[J]. 西南交通大学学报, 2005, 40(5): 637-640.
- FAN Shengbo, WANG Taiyong, WANG Wenjin, et al. Effect of number of training samples on ANN prediction accuracy for cutting force[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2005, 40(5): 637-640.
- [23] 唐平, 李粮纲. 极等间距网在钻迹成图及孔斜规律分析中的应用[J]. 探矿工程(岩土钻掘工程), 2009, 36(6): 6-9.
- TANG Ping, LI Lianggang. Application of polar equal spacing net in drilling trace mapping and hole inclination analysis[J]. Exploration Engineering (Rock & Soil Drilling and Tunneling), 2009, 36(6): 6-9.

(编辑 王文)