

doi: 10.11731/j.issn.1673-193x.2023.06.013

BP 神经网络预测地表沉降参数的算法与拓扑结构寻优

李 星¹, 高建良¹, 张学博¹, 王春霞^{1,2}

(1. 河南理工大学 安全科学与工程学院, 河南 焦作 454003;

2. 六盘水师范学院 矿业与土木工程学院, 贵州 六盘水 553004)

摘 要: 为了提高 BP 神经网络对开采沉陷数据拟合和预测的精度, 使用 Matlab 编写用于高精度拟合和预测开采沉陷数据的可执行程序。以多项式拟合的结果为基准, 比较分析 12 种 BP 神经网络算法对二维数据沉降值的拟合精度, 为提高程序对多维度数据的预测精度, 讨论不同拓扑结构对下沉率预测的影响。研究表明: 多项式拟合的结果存在异常区域, 其拟合优度 $R_1 = 0.981\ 94$ 、残差平方和 $e_1 = 3.897\ 1$, 均弱于 BP 神经网络拟合的精度; 在 12 种优化算法中, 列文伯格-马夸尔特算法以最少的迭代次数获得最高的拟合优度; 随着拓扑结构的改变, 预测精度有所不同, 经分析 3 : 20 : 10 : 1 拓扑结构的代码对多维度数据的拟合优度最高, 预测值的标准差最小, 最终确定适合下沉率预测的 BP 神经网络算法及拓扑结构。研究结果可为其他地表移动参数的预测提供可交互的程序。

关键词: BP 神经网络; Matlab; 地表沉陷; 预测值精度

中图分类号: X936 文献标志码: A 文章编号: 1673-193X(2023)-06-0090-08

Optimization of algorithm and topological structure for prediction of surface subsidence parameters based on BP neural network

LI Xing¹, GAO Jianliang¹, ZHANG Xuebo¹, WANG Chunxia^{1,2}

(1. School of Safety Science and Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo Henan 454003, China;

2. School of Mining and Civil Engineering, Liupanshui Normal University, Liupanshui Guizhou 553004, China)

Abstract: In order to improve the accuracy in fitting and prediction of mining subsidence data by BP neural networks, an executable program for fitting and predicting the mining subsidence data with high accuracy was developed using Matlab. The results of polynomial fitting were used as a benchmark to compare and analyze the fitting accuracy of 12 BP neural network algorithms for two-dimensional data subsidence values. To improve the prediction accuracy of the program for multidimensional data, the influence of different topological structures on the prediction of subsidence rate was discussed. The results showed that the results of polynomial fitting had anomalous regions, the fitting superiority $R_1 = 0.981\ 94$, the residual sum of squares $e_1 = 3.897\ 1$, and all of them were weaker than the accuracy of BP neural network fitting. Among 12 optimization algorithms, the Levenberg-Marquardt algorithm obtained the highest fitting superiority with the least number of iterations. With the change of topological structure, the prediction accuracy varied, and the code with 3 : 20 : 10 : 1 topological structure had the highest fitting superiority for multidimensional data and the smallest standard deviation of predicted values, then the BP neural network algorithm and topological structure suitable for subsidence rate prediction were finally determined. The results can provide an interactive procedure for the prediction of other surface movement parameters.

Key words: BP neural network; Matlab; surface subsidence; prediction accuracy

0 引言

矿山开采的进行改变原岩应力状态, 可导致地表动

态沉陷, 且影响地面附着物的安全, 据统计, 每开采 10 kt 煤岩, 地面塌陷面积为 0.1 ~ 0.2 hm², 根据我国目前的煤炭开采总量计算, 总塌陷面积达到 26 770 hm²[1]。

因此,分析和预测开采沉陷观测数据关系到安全管理预案的制定和地表空间模拟的进行。研究地表移动的预测与模拟的方法多样^[2-5],目前学者们针对不同地质条件下的煤层开采做了大量研究,对综采、房采、充填开采情况下的地表塌陷特征给出数学模型。经研究发现,BP神经网络模型在拟合与预测沉陷数据时产生的数据精度相较于传统办法更好^[6-10]。郭文兵等^[11]使用BP神经网络建立地表下沉的计算模型,根据条带开采下沉系数计算的实际情况优化计算模型并使用BP神经网络训练得到更为精确的结果。康凯^[12]使用神经网络工具箱拟合开采沉陷参数,并将其优化应用于概率积分法求参。李雨等^[13]通过Matlab实现采区地表任意点下沉和水平移动值的自动计算及其三维可视化。郭红^[14]利用Matlab自带GUI界面编辑器编制系统界面,实现从数据读取到开采沉陷与移动变形的积分计算及最终的数据输出和函数计算整个流程。周卫等^[15]用遗传算法的全局寻优能力对BP神经网络进行优化,构建基于GA-BP神经网络的路基沉降预测模型。刘博峰^[16]考虑时间和距离2个因素的影响,采用BP神经网络算法对隧道拱顶沉降数据进行拟合和预测。邢旋旋^[17]对基坑工程变形预测问题,结合基坑现场监测数据和基坑变形影响因素的量化分析,采用BP神经网络及其改进算法对施工后续变形进行预测研究。

综上,学者们使用BP神经网络进行数据拟合和预测时,或对BP神经网络进行适应性改进,或使用Matlab软件工具箱直接预测,或直接进行沉陷数据计算。实际

上,BP神经网络的算法较多,且确定拓扑结构有一定难度,不同算法与拓扑结构对预测值精度的影响如何,诸多学者尚未详细分析^[6-22]。本文使用Matlab编程得到12种算法对沉降值的拟合效果,经对比分析后寻求最优算法拟合沉降值,然后使用寻优后的算法应用在下沉率的预测中,通过改变BP神经网络的拓扑结构来继续提高程序对多维度数据预测的泛化性,以期为其它地表移动参数的预测提供可靠方法。

1 研究区概述

1.1 矿井概况

大同煤田朔州地区某矿15304工作面位于530采区中部,为该采区首采面工作面。走向长1136 m、倾向宽243.5 m,西浅东深,地表多为农田荒山及荒地,地面有原高山煤矿主井、风井工业广场(已废弃)井筒已封闭。煤层煤种为长焰煤,该煤层属石炭系上统太原组中下部,黑色、碎块状、弱玻璃光泽、参差状断口,暗煤为主,见镜煤条带,局部含黄铁矿结核,半暗型煤,全区可采的稳定煤层。

大同煤田朔州地区某矿在距开切眼163~363 m范围内存在房柱式采煤留下的采空区,房采区内存在大量的冒落区,有的甚至已经堵塞巷道,导致无法通行,这说明房采区引起的原岩应力变化较大,地表变形较大。为充分开采煤炭资源,大同煤田朔州地区某矿决定开设房采区15034工作面,自东向西采煤,工作面的基本情况见表1。

表1 15034工作面基本情况

Table 1 Basic information of 15034 working face

煤层平均倾角 $\alpha/(\circ)$	煤厚 m_0/m	平均采厚 m/m	平均采深 H_0/m	工作面高度 H_w/m	采区面积 A/m^2	地面高程 H_G/m
3	6.3~10.0	7.225	160.59	1 379~1 399.7	35 123.419	1 467.5~1 571.2

1.2 地表测点布置与数据来源

房采区采煤过程中的地表沉陷情况关乎矿山安全,在地表沿主断面布设1条垂直于开切眼的走向观测线(由东向西从1#点~45#点,每点间隔平距15 m),观测点布置如图1所示。按照实际工作面推进速度,在采动过程中定期观测测点的空间位置,测得观测线在不同观测时间下的坐标。从2021年4月13日(4 m 13 d)—2021年7月28日(7 m 28 d)共计进行22次观测,使用精密水准仪测得高程 h ,使用RTK测得平面坐标 (x,y) ,由此得到的测点三维坐标可以计算地表移动预计参数,同时也为文中BP神经网络的训练和预测提供数据基础。

根据实测数据绘制观测线的沉降速度与工作面推进的关系如图2所示,该图揭示沉降速度曲线的对称轴

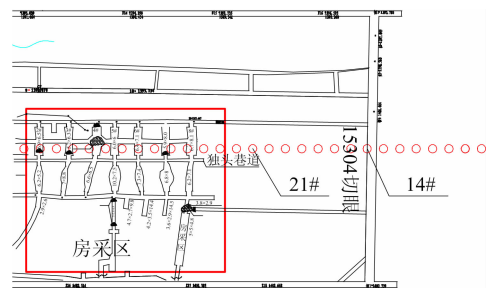


图1 房采区与测点布置示意

Fig.1 Schematic diagram of room-and-pillar mining area and measurement points layout

向工作面推进方向移动的趋势较为明显,但是每期最大下沉点的位置却滞后于工作面推进位置。

由实测数据的简要分析可知:地表移动变形与工作

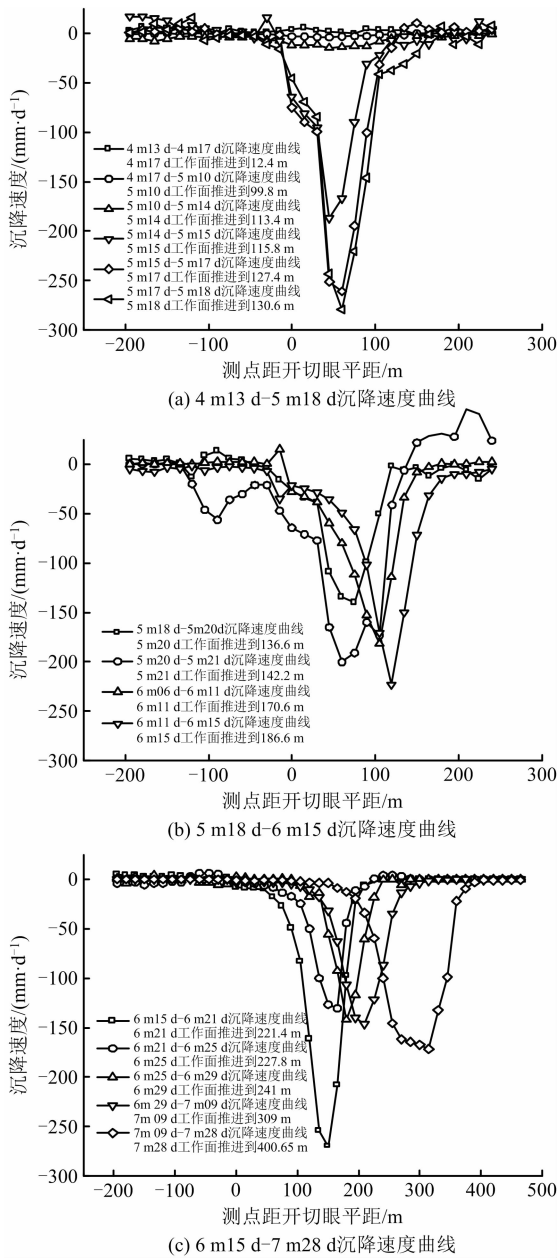


图 2 沉降速度随工作面推进的变化曲线

Fig. 2 Variation curves of subsidence velocity with advancement of working face

面推进距离、推进速度、开采条件、工程地质条件有密切关联,且地表空间变形及地表移动参数的预测关系到矿山安全。因此,有必要探索使用 BP 神经网络对开采沉降预计参数进行拟合和预测的精度影响,从而为矿山安全措施和数值模拟提供可靠依据。由于条件限制,本文在以沉降值、下沉率为基础进行分析时,仅考虑工作面退尺、推进速度、累积时间等影响因素。

2 对沉降值进行 BP 神经网络拟合的算法分析

对沉降值进行拟合和预测有助于掌握工作面地表

的沉降规律,提前采取防护措施,当使用 BP 神经网络拟合时,不同算法和迭代次数对拟合结果的影响如何,与常用方法多项式拟合的精度对比孰高孰低,有待分析。

2.1 15034 工作面沉陷数据的多项式拟合结果分析

15034 工作面自 2021 年 4 月 8 日(4 m 08 d)开采至 2021 年 11 月 19 日(11 m 19 d)停采,工作面累积退尺 811.15 m,以 4 m 13 d 到 7 m 28 d 的沉降观测数据进行多项式拟合,观测结果见表 2。

表 2 4 月 13 日(4 m 13 d)—7 月 28 日(7 m 28 d) 沉降计算

Table 2 Settlement calculation from April 13th to July 28th

		28th			
				m	
点号	沉降	点到切眼平距	点号	沉降	点到切眼平距
1	0.003	-195	24	-3.434	150
2	0.005	-180	25	-3.728	165
3	0.006	-165	26	-3.774	180
4	0.008	-150	27	-3.857	195
5	0.002	-135	28	-3.903	210
6	0.002	-120	29	-3.656	225
7	-0.001	-105	30	-3.617	240
8	-0.01	-90	31	-3.445	255
9	-0.011	-75	32	-3.351	270
10	-0.022	-60	33	-3.264	285
11	-0.046	-45	34	-3.261	300
12	-0.081	-30	35	-3.259	315
13	-0.185	-15	36	-2.735	330
14	-0.872	0	37	-1.881	345
15	-1.012	15	38	-0.415	360
16	-1.177	30	39	-0.182	375
17	-2.167	45	40	-0.053	390
18	-2.532	60	41	-0.01	405
19	-2.568	75	42	-0.02	420
20	-2.672	90	43	-0.021	435
21	-2.847	105	44	-0.012	450
22	-3.141	120	45	-0.013	465
23	-3.215	135			

对表 2 地表沉降值(测点下沉取负,测点上升取正)绘图并进行多项式拟合的结果如图 3 所示,为避免过拟合或欠拟合现象出现,本文使用 6 次多项式进行全段拟合。拟合优度 $R_1 = 0.98194$,经计算得残差平方和 $e_1 = 3.8971$,且拟合曲线与沉降点的分布曲线对比存在拟

合异常区域。

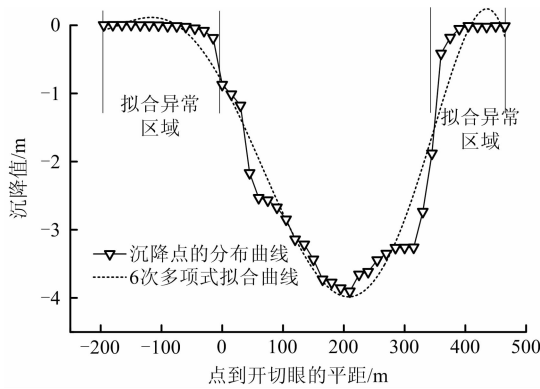


图 3 6 次多项式拟合曲线

Fig. 3 6-degree polynomial fitting curve

2.2 Matlab 对沉降数据进行 BP 神经网络拟合的优化选择

BP 神经网络是在多层感知的基础上增加误差反向传播的 1 种非线性拟合模型,设 1 个简单的 3 层 BP 神经网络如图 4 所示,输入层共 M 个节点,输出层有 P 个节点,隐含层 1 层, N 个节点,如此组成 $M : N : P$ 拓扑结构,一般 $N > M > P$ 。设输入层神经节点的输出为 $a_i (i = 1, 2, \dots, M)$; 隐含层神经节点输出为 $a_j (j = 1, 2, \dots, N)$; ω 为每个节点的权重系数,输出层神经节点的输出为 $y_k (k = 1, 2, \dots, P)$; 期望的网络输出为 $y_p^{[23]}$ 。

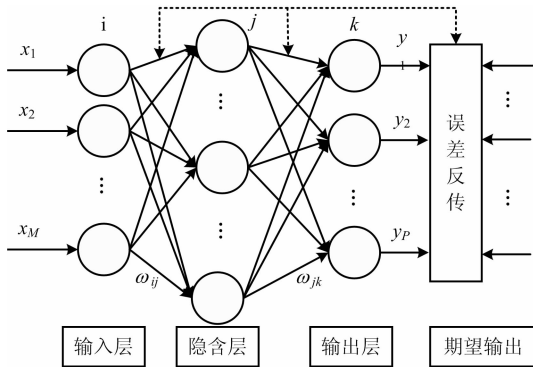


图 4 3 层拓扑结构的 BP 网络

Fig. 4 BP neural network with three-layer topological structure

在 Matlab 中内嵌算法有列文伯格 - 马夸尔特、BFGS 拟牛顿、RProp、贝叶斯正则化等共计 12 种。下面使用内嵌算法对表 2 中沉降值进行拟合,并以多项式拟合结果为基准进行对比分析。

由表 2 沉降数据可知,使用 Matlab 编程的方式进行 BP 神经网络拟合,将点到切眼的平距作为输入行矩阵,点对应的沉降值作为输出行矩阵,代码如下:

```
clc,clear all;x = X';m = Y';trainFcn = 'trainlm';
```

```
net.trainParam.epochs = 3 000;net.trainParam.goal = 1e-6;net.layers{1}.transferFcn = 'tansig';net.layers{2}.transferFcn = 'tansig';net = fitnet([10 5],trainFcn);[net,tr] = train(net,x,m);y = net(x);
```

由于 BP 神经网络的自身特点导致不同运算次数会得到不同的结果,为便于运行将以上代码打包成可执行程序,并对每种算法运算 5 次,取每种算法的最高拟合优度作为最终结果,统计见表 3。在程序的运行过程中发现,每种算法的拟合优度与自身迭代次数呈正相关性,其中贝叶斯正则化算法、梯度下降算法、带动量的梯度下降算法的迭代次数会达到设定上限 3 000 次,但得到的结果却大概率不优于列文伯格 - 马夸尔特算法,且占用较多运行内存,这种情况在处理多期沉降观测、地表移动预计参数预测、多维度数据预测方面是不可取的。其他 9 种算法迭代次数相对有限,且均可得到强于多项式拟合的优度和残差平方和。

表 3 不同算法拟合的结果对比

Table 3 Comparison of fitting results by different algorithms

算法名称	参数		
	代码	拟合优度	迭代次数
列文伯格 - 马夸尔特	'trainlm'	0.999 51	27
贝叶斯正则化	'trainbr'	0.998 23	3 000
BFGS 拟牛顿	'trainbfg'	0.998 26	32
RProp	'trainrp'	0.996 93	29
带动量和自适应 LR 的梯度下降	'traingdx'	0.995 13	136
带 Beale-Powell 重启的共轭梯度	'traincgb'	0.998 10	61
梯度下降	'traingd'	0.997 20	3 000
单步正割	'trainoss'	0.995 72	29
带动量的梯度下降	'traingdm'	0.995 19	3 000
量化共轭梯度	'trainseg'	0.998 02	123
带 Fletcher-Reeves 重启的共轭梯度反向传播	'traingcf'	0.994 12	28
带 Polak-Ribiere 重启的共轭梯度	'traingcp'	0.997 10	32

对表 3 中数据进行对比可知,12 种算法的拟合优度均强于多项式拟合,但列文伯格 - 马夸尔特法算法可用最少的迭代次数获得最高的拟合优度,因此在处理多维度数据预测时将继续使用列文伯格 - 马夸尔特法算法,使用该算法拟合后的曲线如图 5 所示,拟合曲线契合沉降点的分布状况,拟合优度 $R_2 = 0.999 51$,残差平方和 $e_2 = 0.115 38$ 。

综上,比较分析多项式拟合和 BP 神经网络拟合的精度后,得知 12 种常用算法得到的相关系数 R_2 均大于

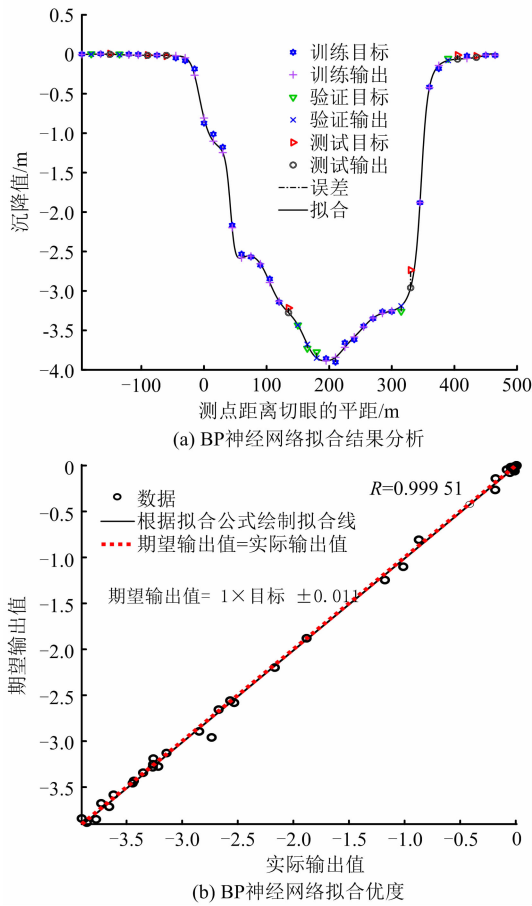


图 5 BP 神经网络拟合的结果

Fig. 5 Fitting results of BP neural network

R_1 , 残差平方和 e_2 均小于 e_1 。由此证明 BP 神经网络拟合的结果要优于多项式拟合;随着迭代次数的增多,使用不同算法的 BP 网络拟合优度会增大,其中列文伯格-马夸尔特算法能以最低且有限的迭代次数获得高于其他算法的精度。

3 多维度数据的 BP 神经网络预测结构寻优

经对比分析发现,在 Matlab 中使用列文伯格-马夸尔特算法的 BP 神经网络程序对于开采沉陷数据具有较好的拟合精度,因此在对其他参数预测时将使用该算法。该程序不止局限于从单一维度输入到单一维度输出的拟合,亦可扩展于从多维度输入层到单一维度输出层的预测,下面将该程序改进后应用于下沉率的拟合与预测,并寻求最优拓扑结构。

3.1 15034 工作面下沉率的解算

在工作面回采过程中,地面点的实测下沉值与采厚的比值为下沉率 q' ,即 $q' = W_0/m$,其中: W_0 为地表点的最大下沉值, m ; m 为平均采厚, $m^{[24-25]}$ 。在实际开采过程中,下沉率是 1 个随工作面推进的变值,反应开采过程中地表实际下沉情况,一般情况下逐渐增大。根据

15034 工作面的推进情况及主断面观测线的实测高程,经计算得到下沉率变化情况统计表 4。

表 4 15034 工作面下沉率变化情况统计

Table 4 Statistical of subsidence rate change for 15034 working face

点号	评价指标			
	工作面退尺/m	时间/d	下沉值/m	下沉率 q'
37	12.4	4	0.018	0.002
17	91.8	25	0.077	0.011
17	95.0	26	0.082	0.011
17	99.8	27	0.081	0.011
17	102.20	28	0.112	0.016
17	106.20	29	0.106	0.015
17	109.40	30	0.127	0.018
17	113.40	31	0.140	0.019
17	115.80	32	0.327	0.045
17	127.40	34	0.829	0.115
18	130.60	35	1.096	0.152
18	136.6	37	1.365	0.189
18	142.2	38	1.565	0.217
18	144.2	50	1.667	0.231
18	144.2	54	1.716	0.238
18	144.2	59	2.116	0.293
18	186.6	63	2.312	0.320
22	221.4	69	2.603	0.360
22	227.8	73	2.802	0.388
22	241.0	77	2.871	0.397
25	309.0	87	3.560	0.493
28	400.7	106	3.903	0.540

3.2 Matlab 对下沉率应用 BP 神经网络预测的分析

拟合结果的准确性高度依赖于输入层数据的完整程度和变量的丰富程度,因此在使用原始数据进行 BP 神经网络训练时应保证数据完整可靠。使用 Matlab 代码进行 BP 模型预测时,相同输入层和输出层个数但不同的隐含层节点个数将得到不同的结果,下面将通过调整代码比较不同拓扑结构情形下的预测值精度。

根据表 4 中下沉率解算结果,将工作面退尺 x_1 、时间 x_2 、下沉值 x_3 ,组成变量 $x = [x_1 \ x_2 \ x_3]$ 为 3×22 的行矩阵,作为 BP 神经网络输入层;将下沉率转置成 1×22 的行矩阵,作为输出层;隐含层 2 层,分别使用 $20 + 10$ 、 $15 + 10$ 、 $10 + 5$ 个神经网络节点,即 $3 : 20 : 10 : 1$ 、 $3 : 15 : 10 : 1$ 、 $3 : 10 : 5 : 1$ 这 3 种拓扑结构。当使用 $10 + 5$ 个节点时,核心代码如下:

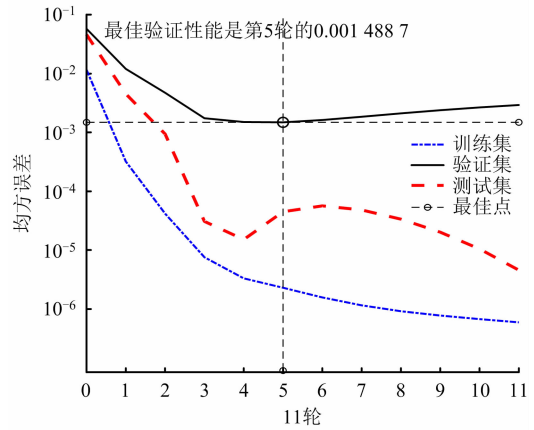
```

x = [ x1  x2  x3 ]'; q = q'; net.trainParam.epochs =
3 000; net.trainParam.goal = 1e - 6; net.layers { 1 }.transferFcn = 'tansig'; net.layers { 2 }.transferFcn = 'tansig';
trainFcn = 'trainlm'; net = fitnet([ 10 5 ], trainFcn); [ net,
tr ] = train(net, x, q); y = net(x); plot(x, q, '*'); hold
on; grid on; plot(x, y, 'r-', 'LineWidth', 1.5); figure2;
perform(net, q, y); plotperform(tr); figure3; plotgression
(y, q);
    
```

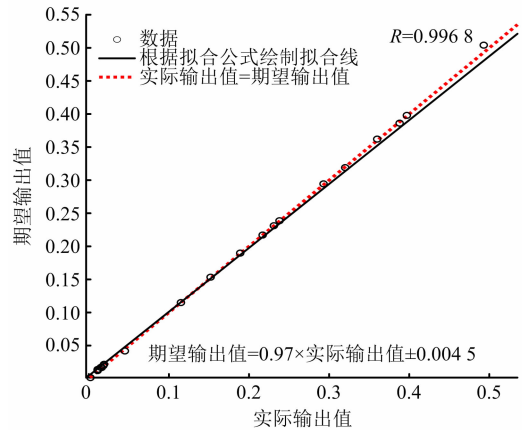
由图6可知,此代码构建的BP神经网络结构可使多维度数据具有收敛特性,使用该程序训练得到的数据分布在拟合线附近,训练效果较好。当使用10+5的隐含层节点时,训练数据的均方误差(MSE)随着迭代次数增多而逐渐较小,当迭代到第11次时候获得最好结果,其最佳验证结果是第5轮的0.0014887,拟合优度为0.9968,相关性较强,由此确定该程序对下沉率拟合具有较强适应性。

用表4中变量 $x = [x1 \ x2 \ x3]$ 的第18到第22行数据作为测试样本输入到3种训练后的拓扑结构模型进行预测,得到预测的下沉率并统计见表5。

由于BP神经网络的自身特性,改变隐含层节点个数和层数的代码,可以使得拓扑模型的泛化能力提高,提高预测精度。通过对表5中预测数据比较分析,使用该代码构建的3种拓扑结构产生的误差极小,但拟合和预测的精度有所不同,在相同迭代次数的前提下,当隐含层节点个数逐渐减少时,拟合优度逐渐减小。预测值



(a) BP神经网络训练过程



(b) BP神经网络拟合效果分析

图6 验证效果

Fig. 6 Diagram of verification effect

表5 不同隐含层节点代码预测的精度比较

Table 5 Accuracy comparison of node code prediction in different hidden layers

序号	实测值	net = fitnet([20 10], 'trainlm')			net = fitnet([15 10], 'trainlm')			net = fitnet([10 5], 'trainlm')		
		预测结果	绝对误差	相对误差/%	预测结果	绝对误差	相对误差/%	预测结果	绝对误差	相对误差/%
18	0.360	0.360 0	0.000 0	0.000	0.361 4	0.001 4	0.389	0.356 3	-0.003 7	-1.028
19	0.388	0.381 6	-0.006 4	-1.649	0.381 6	-0.006 4	-1.649	0.387 7	-0.000 3	-0.077
20	0.397	0.405 4	0.008 4	2.116	0.399 5	0.002 5	0.630	0.401 4	0.004 4	1.108
21	0.493	0.493 0	0.000 0	0.000	0.497 3	0.004 3	0.872	0.520 0	0.027 0	5.477
22	0.540	0.540 0	0.000 0	0.000	0.570 3	0.030 3	5.611	0.537 6	-0.002 4	-0.444
拟合优度		0.999 84			0.999 30			0.996 80		
标准差		0.004 70			0.017 30			0.014 70		

的误差精度有所不同,其中3:20:10:1拓扑结构预测的结果拟合优度最高且标准差最小,因此通过训练得到最优预测模型为3:20:10:1结构,此时使用该模型预测得到的输出值和样本目标值误差最小。保存该模型对应的代码并打包成可执行程序,输入开采沉陷已知数据到训练后的程序中即可预测下沉率。

4 结论

1) 经对比分析,12种BP神经网络算法对二维数据的拟合结果均优于多项式拟合结果,其中贝叶斯正则化算法、梯度下降算法、带动量的梯度下降算法的迭代次数会突破程序设定上限,12种算法中列文伯格-马夸

尔特算法可用最少的迭代次数获得最高的拟合优度。

2) 基于寻优后得到的列文伯格 - 马夸尔特算法, 选取 3 : 20 : 10 : 1, 3 : 15 : 10 : 1, 3 : 10 : 5 : 1 这 3 种拓扑结构分别对多维度数据进行预测, 经比较分析得知 3 : 20 : 10 : 1 拓扑结构所产生的拟合优度和标准差均强于其他结构, 最终得到适合开采沉陷数据拟合和预测的优化拓扑结构。

3) 使用 Matlab 编写 12 种算法和 3 种拓扑结构对应的代码, 并讨论不同算法和拓扑结构对精度的影响, 寻优得到列文伯格 - 马夸尔特算法和 3 : 20 : 10 : 1 拓扑结构后, 经代码调试后最终生成适合开采沉陷数据预测的可执行程序, 可为实际工程应用提供高效工具。

参考文献

- [1] 郭广礼, 王悦汉, 马占国. 煤矿开采沉陷有效控制的新途径[J]. 中国矿业大学学报, 2004(2): 26-29.
GUO Guangli, WANG Yuehan, MA Zhanguo. A new method for ground subsidence control in coal mining [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2004(2): 26-29.
- [2] 邢垒, 原喜屯, 张沛. 基于 Adaboost-PSO-BP 模型的开采沉陷预测研究[J]. 煤炭工程, 2020, 52(12): 141-144.
XING Lei, YUAN Xitun, ZHANG Pei. Mining subsidence prediction based on Adaboost-PSO-BP mode [J]. Coal Engineering, 2020, 52(12): 141-144.
- [3] 魏宗海, 熊伟. 概率积分法开采沉陷预测的数值计算与分析[J]. 测绘工程, 2019, 28(3): 35-40.
WEI Zonghai, XIONG Wei. Numerical calculation and analysis of mining subsidence prediction based on probability integral method [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2019, 28(3): 35-40.
- [4] 陈竹安, 熊鑫, 危小建. 利用卡尔曼滤波综合算法构建开采沉陷预测模型[J]. 金属矿山, 2019(5): 132-136.
CHEN Zhu'an, XIONG Xin, WEI Xiaojian. Prediction model of mining subsidence based on kalman filter integrated algorithm [J]. Metal Mine, 2019(5): 132-136.
- [5] 李强, 王继仁, 杨庆贺. 浅埋深煤层开采沉陷预测方法应用及研究[J]. 煤炭科学技术, 2019, 47(5): 175-181.
LI Qiang, WANG Jiren, YANG Qinghe. Application and research on prediction method for mining subsidence in shallow buried deep coal seam [J]. Coal Science and Technology, 2019, 47(5): 175-181.
- [6] 阳俊, 曾维伟. 基于 GA-BP 神经网络的采空区地表沉降预测模型[J]. 矿冶工程, 2022, 42(2): 42-45.
YANG Jun, ZENG Weiwei. A surface subsidence prediction model for underground goafs based on GA-BP neural network [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2022, 42(2): 42-45.
- [7] 袁兴明, 靳合波. 基于改进的 BP 神经网络高层建筑沉降规律分析[J]. 测绘与空间地理信息, 2019, 42(5): 211-214.
YUAN Xingming, JIN Hebo. Analysis of settlement law of High-rise building based on improved BP neural network [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2019, 42(5): 211-214.
- [8] 黄定川, 谢世成. 一种基于 BP 神经网络的尾矿坝沉降预报方法[J]. 测绘工程, 2016, 25(8): 53-56, 64.
HUANG Dingchuan, XIE Shicheng. A way to predict the settlement of tailings dam based on BP neural network [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2016, 25(8): 53-56, 64.
- [9] 张文博, 郭云开. 基于 BP 神经网络的建筑物沉降预测模型研究[J]. 测绘工程, 2013, 22(2): 52-56.
ZHANG Wenbo, GUO Yunkai. Prediction model of building settlement based on BP neural network [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2013, 22(2): 52-56.
- [10] 谭亮, 王祥, 喻成, 等. 基于 BP 神经网络沥青混凝土心墙堆石坝施工后期沉降预测[J]. 水电与抽水蓄能, 2020, 6(3): 67-72.
TAN Liang, WANG Xiang, YU Cheng, et al. Settlement prediction of rockfill dam with asphalt concrete core during the later period of the construction based on BP neural network [J]. Hydropower and Pumped Storage, 2020, 6(3): 67-72.
- [11] 郭文兵, 邓喀中, 邹友峰. 地表下沉系数计算的人工神经网络方法研究[J]. 岩土工程学报, 2003(2): 212-215.
GUO Wenbing, DENG Kazhong, ZOU Youfeng. Study on artificial neural network method for calculation of subsidence coefficient [J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2003(2): 212-215.
- [12] 康凯. 基于 BP 神经网络的开采沉陷预计参数求取 [D]. 西安: 西安科技大学, 2017.
- [13] 李雨, 崔希民, 何荣, 等. 基于 Matlab 地表沉陷预测的自动实现[J]. 煤炭技术, 2018, 37(9): 147-149.
LI Yu, CUI Ximin, HE Rong, et al. Automatic realization of surface subsidence prediction based on matlab [J]. Coal Technology, 2018, 37(9): 147-149.
- [14] 郭红. 基于 MATLAB 的任意点开采沉陷与移动变形系统实现[J]. 科技创新与应用, 2020(4): 73-74, 77.
GUO Hong. Realization of system of mining subsidence and displacement deformation at any point based on MATLAB [J]. Technology Innovation and Application, 2020(4): 73-74, 77.
- [15] 周卫, 王倩. 基于 GA-BP 神经网络的路基沉降预测[J]. 国土资源导刊, 2022, 19(3): 76-80.
ZHOU Wei, WANG Qian. Prediction of subgrade settlement based on GA-BP neural network [J]. Land & Resources Herald, 2022, 19(3): 76-80.
- [16] 刘博峰. 基于 BP 神经网络算法的大变形隧道位移监测数据分析与应用[J]. 铁道建筑, 2022, 62(7): 106-109.
LIU Bofeng. Analysis and application of displacement monitoring data of large deformation tunnel based on BP neural network algorithm [J]. Railway Engineering, 2022, 62(7): 106-109.
- [17] 邢旋旋. 基于 BP 神经网络及其改进算法的基坑变形预测研究 [D]. 开封: 河南大学, 2022.
- [18] 周定义, 左小清. 基于 SBAS-InSAR 和 PSO-BP 神经网络算法的矿区地表沉降监测及预测[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021, 43(5): 895-905.
ZHOU Dingyi, ZUO Xiaoqing. Surface subsidence monitoring and prediction in mining area based on SBAS-InSAR and PSO-BP neural network algorithm [J]. Journal of Yunnan University: Natural Sciences Edition, 2021, 43(5): 895-905.

- [19] 吴佳俊,刘保民,刘念.基于BP神经网络的基坑沉降量的预测研究[J].邵阳学院学报(自然科学版),2022,19(1):57-63.
WU Jiajun, LIU Baomin, LIU Nian. Prediction of foundation pit settlement based on BP neural network [J]. Journal of Shaoyang University (Natural Science Edition), 2022, 19(1): 57-63.
- [20] 白文燕.基于BP优化网络的戈壁土地地区高速铁路路基沉降的预测研究[D].兰州:兰州交通大学,2013.
- [21] 李蓬,王红梅,王若锋,等.基于优化的BP神经网络算法的深基坑沉降预测[J].经纬天地,2020(3):101-104.
LI Peng, WANG Hongmei, WANG Ruofeng, et al. Prediction of deep foundation pit settlement based on optimized BP neural network algorithm [J]. Survey World, 2020(3): 101-104.
- [22] 冯绍权,花向红,陶武勇,等.一种基于GA-BP-MC神经网络的
高铁桥墩沉降预测模型[J].测绘通报,2019(7):50-53,82.
FENG Shaoquan, HUA Xianghong, TAO Wuyong, et al. A settlement prediction model of high-speed railway pier based on GA-BP-MC neural network [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(7): 50-53, 82.
- [23] 苗则朗,徐卓揆,贺跃光.现代变形监测[M].北京:中国水利水电出版社,2020(1):76-79.
- [24] 叶前晓.基于ArcGIS Engine的开采沉陷移动与变形数据管理与分析[D].淮南:安徽理工大学,2019.
- [25] 石长伟.开采沉陷地表移动变形监测及规律分析[D].淮南:安徽理工大学,2018.
- (责任编辑:李树芳)

中国安科院危化所完成大鹏天然气管道 迁改工程部分管段风险评价与安全规划项目

2023年6月16日,中国安全生产科学研究院危险化学品安全技术研究所(以下简称危化所)承担的广州地铁祈广区间并行段大鹏天然气管道迁改工程部分管段风险评价与安全规划项目通过专家评审。

该项目受广州市发展和改革委员会委托,围绕广州市轨道交通22号线祈广区间并行段大鹏天然气管道迁改工程钟二村管段、兴业大道部分管段的永久借地占用补偿范围开展专题研究。危化所综合考虑相关法律法规、管道潜在后果影响范围、定量风险评价结果、典型管段事故后果模拟等内容,提出了管道周边永久借地占用补偿范围建议和管道周边土地安全规划控制方案。项目研究工作得到广州市发展和改革委员会高度认可,为人员密集型高后果区周边土地安全规划和有效利用提供了技术方案,对于管控管道周边安全风险,保障管道周边区域人员安全,具有重要意义。

信息来源:中国安科院网站