

基于 GMS 的地层三维结构可视化模型及神经网络预测

温继伟^{1,2,3}, 陈晨^{1,2,3}, 陈宝义^{1,3}, 徐克里⁴

1. 吉林大学建设工程学院, 长春 130026
2. 吉林大学超硬材料国家重点实验室, 长春 130012
3. 吉林大学国土资源部复杂条件钻采技术重点实验室, 长春 130026
4. 吉林大学应用技术学院, 长春 130022

摘要 通过收集到的长春市及周边地区各类钻孔资料,运用软件 GMS 建立长春及周边地区的三维地层结构可视化模型,与实际地质(地形)情况较为吻合,清晰地反映出长春地区地层结构情况,通过软件还可观察地层任意位置的剖面情况。将神经网络引入其中,当输入钻孔坐标(x, y, z)、地层厚度及地层深度时,能够较为准确地预测出对应地层的地质时代和岩性,采用结构为 5-13-5 的 BP 神经网络(单隐含层)预测结果的平均相对误差为 11.12%,最小误差为 7.50%、最大误差为 15.71%;采用改进后的结构为 5-11-7-5 的 BP 神经网络(双隐含层),预测结果的平均相对误差为 4.64%,最小误差为 3.63%、最大误差为 6.59%,完全满足预测精度要求。

关键词 GMS; 地层三维结构可视化模型; 神经网络; 预测

中图分类号 P642.2

文献标志码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2013.15.007

Visualization Model of the Stratum Three-dimensional Structure Based on GMS and the Prediction of the Neural Network

WEN Jiwei^{1,2,3}, CHEN Chen^{1,2,3}, CHEN Baoyi^{1,3}, XU Keli⁴

1. College of Construction Engineering, Jilin University, Changchun 130026, China
2. State Key Laboratory of Superhard Materials, Jilin University, Changchun 130012, China
3. Key Laboratory of Complex Condition Drilling and Mining Technology of Ministry of Land and Resources, Jilin University, Changchun 130026, China
4. College of Applied Technology, Jilin University, Changchun 130022, China

Abstract Through the collection of various typed drilling data in the City of Changchun and the surrounding areas, the visualization model of three-dimensional stratum structure in Changchun and the surrounding areas is established by using the software of GMS. The model fits with the actual geology (topography) quite well, clear reflecting the stratum structure of Changchun, by means of the software, the profile situation of any stratum locations could be also observed. The neural network is introduced, by using hole coordinates (x, y, z), the depth of the stratum, and the thickness of the stratum as input, the corresponding geological age and the lithology (in Chinese and English) is able to be accurately predicted. Using the 5-13-5 structure of the BP neural network (single hidden layer), the average relative error of prediction is 11.12% (among them, minimum error is 7.50%, maximum error is 15.71%); using the improved 5-11-7-5 structure of the BP neural network (two hidden layers), the average relative prediction error is 4.64% (among them, minimum error is 3.63%, maximum error is 6.59%), the requirement for forecast accuracy is fully met.

Keywords GMS; model of stratum three-dimensional structure visualization; neural network; prediction

收稿日期: 2012-10-15; 修回日期: 2013-03-11

基金项目: 吉林省地震局科研项目(3L1070444424)

作者简介: 温继伟, 博士研究生, 研究方向为地质工程(岩土钻凿工程)、岩土工程及高压水射流破岩, 电子信箱: yuhouxingchen777@163.com; 陈晨(通信作者), 教授, 研究方向为地质工程、基础工程设计、施工与数值模拟, 电子信箱: chenchen@jlu.edu.cn

0 引言

本文结合吉林省地震局活断层项目“长春地下三维第四系地层可视化建模”专项,依据长春市及周边地区不同时期、不同部门大量的钻孔数据资料,运用软件 GMS(Groundwater Modeling System)建立了长春地下三维立体地质结构模型,基于 Arc/GIS 平台实现了可视化。同时以收集到的钻孔资料作为样本,通过对神经网络模型进行训练,最终达到当输入钻孔坐标 (x,y,z) ,地层厚度 h 及地层深度 H 时,能够较为准确地预测出所对应地层信息和岩性。该三维地层模型的建立清晰地反映出长春地区地层结构和岩性展布,可为地质工作提供依据,作为地质成果解释的新方法及表现形式,特别对于复杂的地质条件有助于理解、判断;也可为工程建设领域的选址、勘察、工程设计、施工及管理提供参考依据。

1 长春地下三维第四系地层可视化模型的建立

可视化是指在人脑中形成某事物的图像,促进人们对事物的观察力及建立认知概念等。三维可视化作为可视化的重要组成部分,侧重在三维的尺度上反映客观世界,属于科学计算可视化的范畴^[1],在地质领域具有广泛的应用与发展前景^[2-3]。GMS 是一个地下水数值模拟软件的集成系统,具有良好的使用界面,强大的前、后处理功能和优良的三维可视化表达^[4-5];可建立三维立体地层模型、钻孔数据管理、地质统计(2D/3D)、实现可视化及模拟结果打印(2D/3D)等^[6-8]。建立三维地层可视化模型的工作流程如图 1。



图 1 建立三维地层可视化模型的工作流程

Fig. 1 Work flow for establishing the three-dimensional stratum visualization model

1.1 钻孔数据资料收集

收集的钻孔材料包括工作区内钻孔柱状图、地质报告、地质图及剖面图等。该工作区曾进行过大量的地质调查及评价工作,积累了丰富的资料可供收集,主要包括 1:20 万区域水文地质普查成果(基本覆盖全区),松嫩平原 1:50 万水文地质工程地质综合评价报告,城镇供水水文地质勘察报告以及各类工程地质勘察报告等。

1.2 钻孔数据资料整理及建立数据库

首先,由于工作区分布面积大且地形复杂,已有的钻孔资料只能粗略地表达地表展布情况,根据已有的资料,结合实际虚拟一些钻孔以解决钻孔资料不足的问题;其次,在已有钻孔资料数据的基础上,融入提取自电子地图底图上地面高程点的数据资料,能够更好地表达地表的起伏状态,以满

足表达精度的要求;最后,结合工作区实际及已有资料,对钻孔数据进行修正、整理,建立数据库,以便录入 GMS 进行三维地层建模。

1.3 建立三维地层可视化模型

运用软件 GMS,以钻孔数据为依据建立三维地层可视化模型的过程如图 2 所示。图 3 是建立的三维地层可视化模型,其中的图例是用不同的颜色表示与其相对应的地层代号;图 4 是添加地表地质地形图后的模型;图 5 是地层模型的剖面图;图 6 是第四系厚度等值线图;图 7 是钻孔图;图 8 为地层、地形及第四系厚度等值线图。

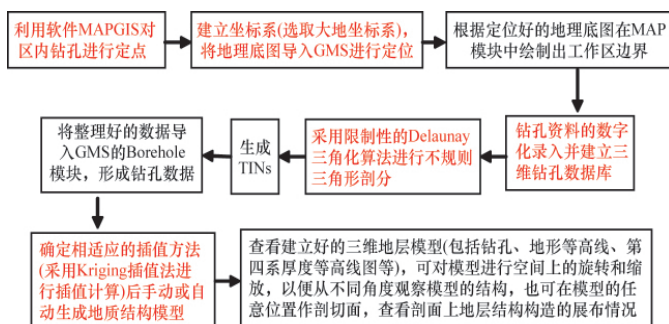


图 2 利用钻孔数据运用 GMS 建立三维地层可视化模型流程

Fig. 2 Flowchart for establishing the three-dimensional stratum visualization model by using GMS with borehole data

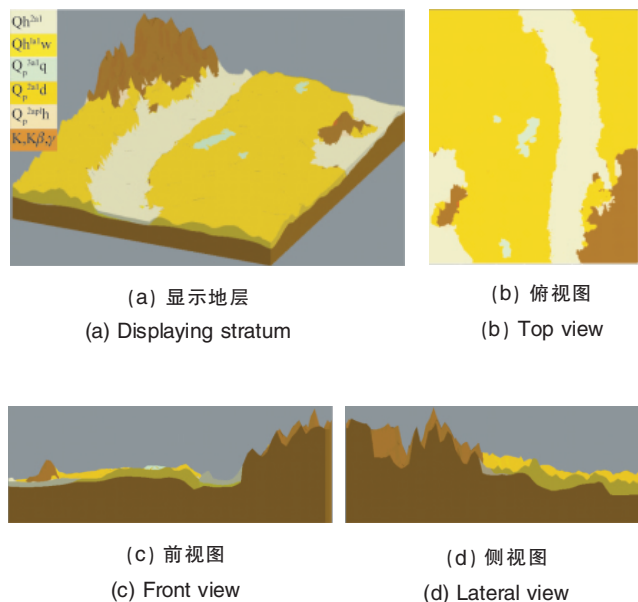
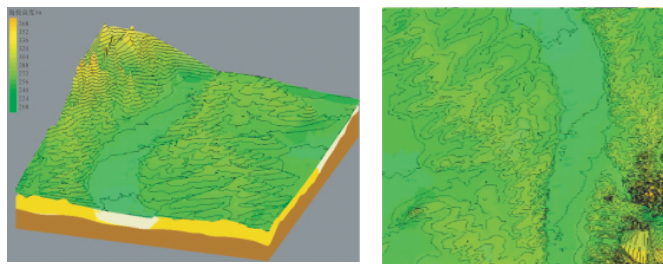


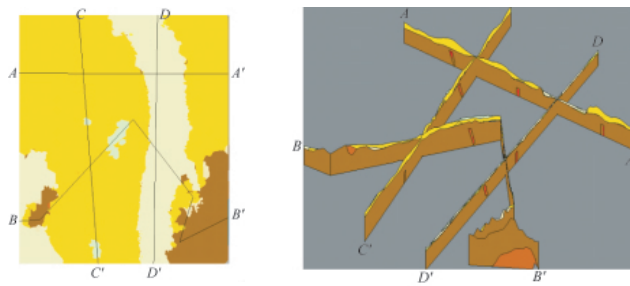
图 3 建立的三维地层可视化模型

Fig. 3 Well-established visualization model for three-dimensional stratum



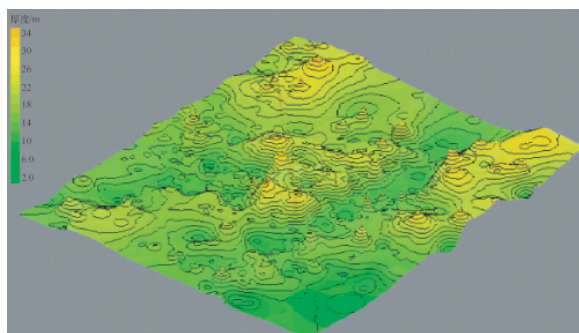
(a) 地层及地形图 (a) Stratigraphy and topographic maps
(b) 俯视图 (b) Top view

图 4 添加地表地质地形图后的模型
Fig. 4 Model after adding geological surface and topographic maps

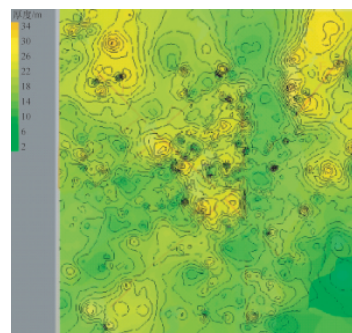


(a) 剖切 Solid 模型 (a) Cutting solid model
(b) 剖切面 (包括地层及构造) (b) Cutting plane (including stratigraphy and tectonic)

图 5 地层模型的剖切面图
Fig. 5 Cutting plane graph of the stratum model

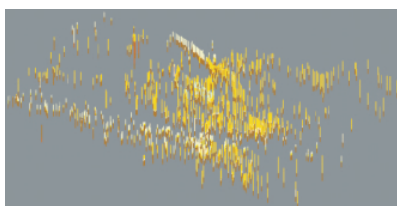


(a) 三维等厚度图 (a) Three-dimensional thickness map

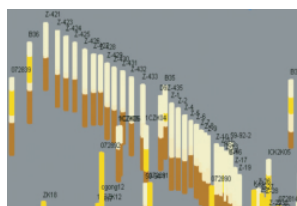


(b) 俯视图 (b) Top view

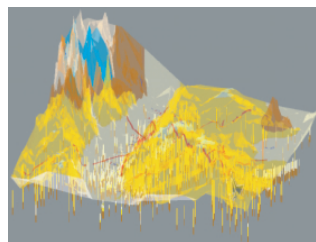
图 6 第四系厚度等值线图
Fig. 6 Contour map of the Quaternary thickness



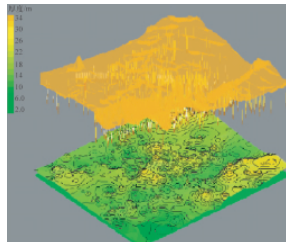
(a) 所有钻孔分布图 (a) All drilling maps



(b) 局部钻孔放大图 (b) Local drilling enlarged figure



(c) 钻孔及地形图 (c) Drilling and topographic maps



(d) 钻孔、地形及第四系厚度等值线图 (d) Boreholes, topography and Quaternary thickness contour map

图 7 钻孔图
Fig. 7 Boreholes diagram

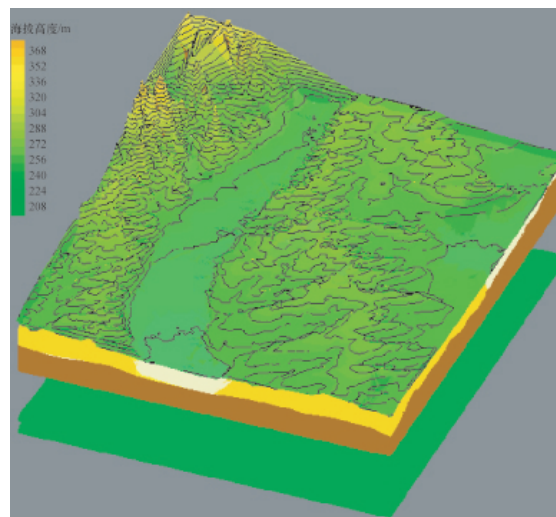


图 8 地层、地形及第四系厚度等值线图
Fig. 8 Stratum, topography and Quaternary thickness contour map

2 神经网络预测分析

2.1 神经网络

人工神经网络(Artificial Neural Network,ANN)是一种应用类似于大脑神经突触连接的结构进行信息处理的数学运算模型,由大量的节点(或称神经元或单元)和相互之间的加权连接构成^[9]。误差反向传播(Error Back Propagation,BP)神经网络是人工神经网络中应用最广的一种神经网络,具有广泛的适应性和有效性。BP神经网络由输入层、隐含层及输出层组成,属于 δ 算法,是一种监督式的学习算法^[10,11]。

2.2 神经网络设计

2.2.1 输入、输出层设计

输入、输出层由需要解决的实际问题中的输入、输出变量决定,在本文中,输入层由5个神经元组成:钻孔坐标(x,y,z),地层厚度及地层深度;根据收集的钻孔资料发现,共有16种不同的岩性,但对应每1层位只有1个相应的地层信息和最多4种不同的岩性,鉴于此,对于不同的地层信息及对应的岩性可由相应不同的数字作为标识码,详见表1~表3,故输出层由5个神经元组成,即地层信息代号、岩性(对应4种不同的岩性)。

表1 地层物质属性

Table 1 List of stratum material properties

系	地层信息	岩性
	人工堆积物(Q_h)	耕植土,人工填土
		黄土状(亚黏土,亚砂土)
		淤泥质(亚黏土,亚砂土)
第四系全新统	河漫滩相沉积物(Q_h^{al})或温泉河组(Q_h^w)	亚黏土,亚砂土
		中粗砂,砂砾石,细砂,粉砂,粉细砂
		亚黏土,粉细砂
第四系晚更新统	群力组($Q_p^{3al}q$)	淤泥质亚黏土,粉细砂
	顾乡屯组($Q_p^{3al}g$)	中粗砂,卵石,粉细砂
第四系中更新统	东风组($Q_p^{2al}d$)	黄土状亚黏土,亚黏土,淤泥质亚黏土及粉细砂
	荒山组($Q_p^{2al}h$)	砂砾石
	白垩系(K)	泥岩,砂岩
	早白垩系($K\beta_1$)	玄武岩
	燕山期和华里西期($\gamma_4+\gamma_5$)	花岗岩

由于 Q_h^{al} 和 Q_h^w 的界限不明显,为此将二者物质属性归并为一类处理;中粗砂和卵砾石归为一类;细砂、粉砂合并为一类;白垩系各组均合并为统一属性;粉砂质黏土相当于水文地质中的亚黏土;粉土相当于亚砂土

表2 地层信息与对应的数字标识码

Table 2 List of stratigraphic information and the corresponding number code

地层信息	对应的数字标识码
人工堆积物(Q_h)	1
河漫滩相沉积物(Q_h^{al})或温泉河组(Q_h^w)	2
群力组($Q_p^{3al}q$)	3
顾乡屯组($Q_p^{3al}g$)	4
东风组($Q_p^{2al}d$)	5
荒山组($Q_p^{2al}h$)	6
白垩系(K)	7
早白垩系($K\beta_1$)	8
燕山期和华里西期($\gamma_4+\gamma_5$)	9

表3 岩性与对应的数字标识码

Table 3 List of lithology and the corresponding number code

岩性		对应的数字标识码	由于神经网络要求某一层的神经元个数要对应(个数相同),但每个层位所对应的岩性个数不同,通过比较发现某一层位最多的岩性个数为4个,对于某层位不满4个岩性时,可用空(数字标识为0)代替剩余部分补齐4位
中文	英文		
耕植土	Cropping soil	1	
人工填土	Artificial fill	2	
黄土状亚黏土	Loessial loam	3	
黄土状亚砂土	Loess-like sandy loam	4	
淤泥质亚黏土	Silt loam	5	
淤泥质亚砂土	Silt sandy loam	6	
亚黏土	Loam	7	
亚砂土	Sandy loam	8	
中粗砂	Medium coarse sand	9	
砂砾石	Gravel	10	
细砂、粉砂	Fine sand, Silt	11	
粉细砂	powder-fine sand	12	
泥岩	Mudstone	13	
砂岩	Sandstone	14	
玄武岩	Basalt	15	
花岗岩	Granite	16	

2.2.2 隐含层设计

对于隐含层层数及节点数的准确选取,目前尚无理论上的指导,只能根据经验确定^[12]。本文依据经验公式为 $l=\sqrt{(m+n)+a}$,式中, m 为输入层节点数, l 为隐含层节点数, n 为输出层节点数, a 为0~10之间的常数。本文利用for循环语句,设计一个隐含层节点数可变的BP神经网络,通过计算不同隐层节点数对应的网络训练误差确定最佳隐层节点数,取误差最小时对应的 l 为最佳隐层节点数。

2.2.3 训练函数选取

对于包含几百个权值中等规模的前向网络, LM (Levenberg-Marquardt)算法是目前最快的训练算法,在多数情况下采用 LM 算法可获得比其他算法更小的均方误差^[13,14],因此使用 newff 函数生成的网络采用此算法作为默认的训练函数。本文采用 LM 算法,训练函数为 ‘trainlm’,学习率为 0.001。

2.2.4 节点转移函数

MATLAB 神经网络工具箱中 newff 函数主要提供了 3 种节点转移函数:对数 S 型传递函数(logsig 函数)、正切 S 型传递函数(tansig 函数)及线性传递函数(purelin 函数)^[13]。隐含层

和输出层函数的选择对 BP 神经网络预测精度有较大影响。研究表明,在网络结构、权值及阈值相同的情况下,选取隐含层节点转移函数为 logsig 函数,输出层节点转移函数为 purelin 函数时对应的百分误差为 0.08%,均方误差为 0.0001,是各种节点转移函数组合误差最小的组合形式,故本文隐含层节点转移函数选用 logsig 函数,输出层节点转移函数选用 purelin 函数。

2.2.5 神经网络的构建

经计算,当采用单隐含层构建 BP 神经网络时,最佳隐层节点数 $l=13$;采用改进后的双隐含层 BP 神经网络模型时,最佳隐层节点数 $l_1=11, l_2=7$ 。BP 神经网络拓扑结构如图 9。

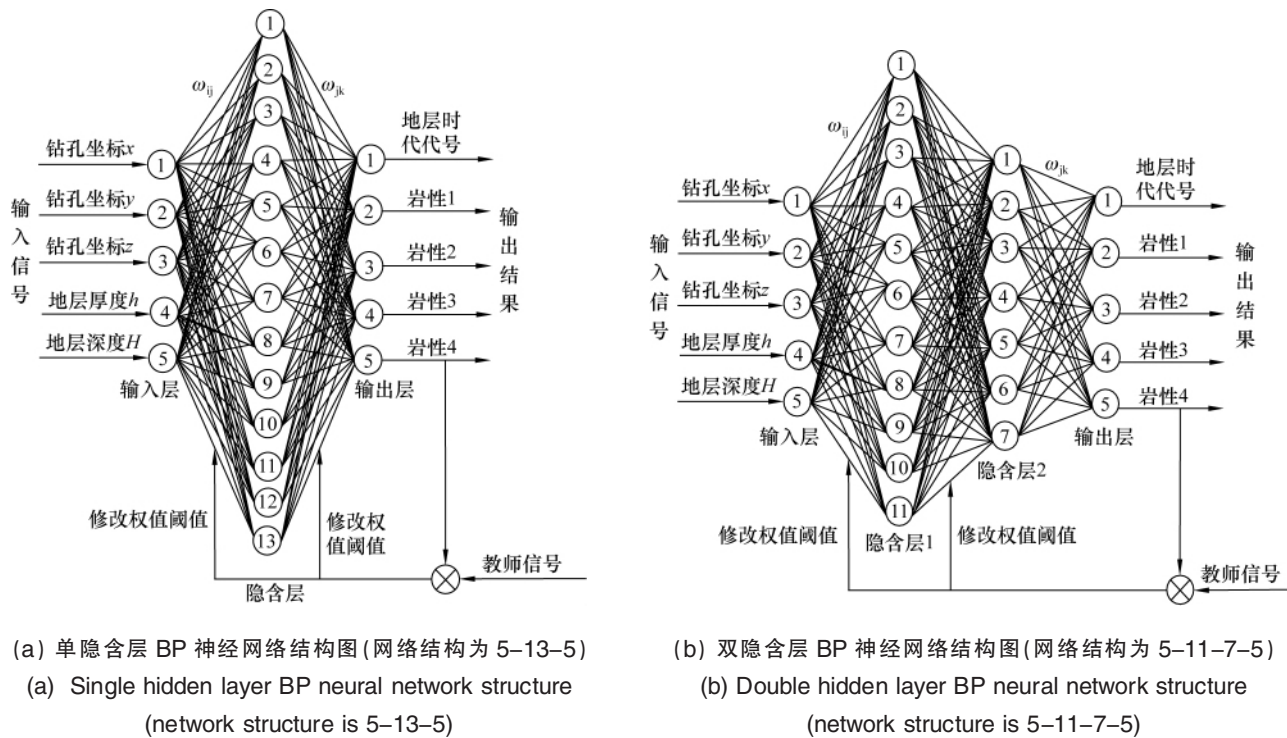


图 9 BP 神经网络拓扑结构
Fig. 9 Topology of BP neural network

由图 9 可看出, BP 神经网络可看成是一个非线性函数,网络的输入、预测值分别为该函数的自变量、因变量。网络实现预测前要经过训练,通过训练使网络具有联想记忆及预测能力。为了取消各维数据间数量级差别,避免因输入输出数据数量级差别较大而造成网络预测误差较大,通常先对数据进行归一化处理,把所有数据都转化为 [0, 1] 之间的数。数据归一化主要有最大最小法和平均数方差法两种^[15,16]。

隐含层第 j 个神经元输出为: $H_j = f\left(\sum_{i=1}^n \omega_{ji}x_i - a_j\right), i=1, 2, \dots, m, j=1, 2, \dots, l$ 。式中, ω_{ji} 为输入层和隐含层间连接权值, a_j 为隐含层阈值, f 为隐含层激励函数。BP 神经网络预测输出 $O_k = f\left(\sum_{j=1}^l H_j \omega_{jk} - b_k\right), k=1, 2, \dots, n$, 式中 ω_{jk} 为隐含层和输出层间

的连接权值, b_k 为输出层阈值。由网络预测输出 O 和期望输出 Y 计算网络预测误差 $e_k = \frac{1}{2} (O_k - Y_k)^2$ 。权值更新, $\omega_{ij} = \omega_{ij} + \eta H_j (1 - H_j) x(i) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, \omega_{jk} = \omega_{jk} + \eta H_j e_k$, 式中 η 为学习速率。阈值更新, $a_j = a_j + \eta H_j (1 - H_j) \sum_{k=1}^m \omega_{jk} e_k, b_k = b_k + e_k$ 。当输出误差的平方和小于误差目标时停止训练,若得不到期望输出则转入反向传播,根据预测误差调整更新网络权值及阈值,使网络预测输出不断逼近期望输出。

2.2.6 神经网络预测

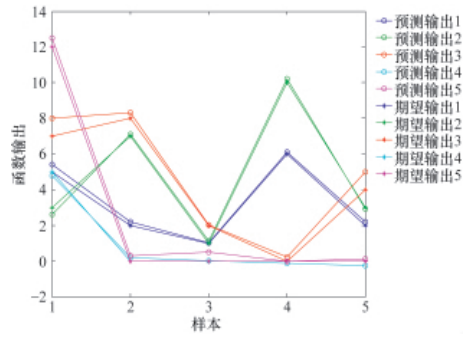
整理后的不同层位的地层(岩性)信息资料共有 4208 组,其中以 4198 组数据为训练样本,其余 10 组数据作为测试样

本(为了使网络的预测输出具有较好的泛化能力,特挑选具有代表性的分散在不同层位的地层数据作为测试样本)。首先采用单隐含层的网络结构进行预测,网络结构为 5-13-5;提出改进后的网络模型(双隐含层)进行预测,网络结构为 5-11-7-5。两种 BP 神经网络的性能如表 4,图 10 和图 11 所示。

综上所述,笔者构建的 BP 神经网络能满足对地层信息与岩性的预测精度要求。与单隐含层相比,双隐含层构成的神经网络的泛化能力强,预测精度高,但训练时间较长。采用双隐含层时,第 1 个隐层设置较多的隐节点,而第 2 个隐层设置较少的隐节点,利于改善多层前馈网络的性能。

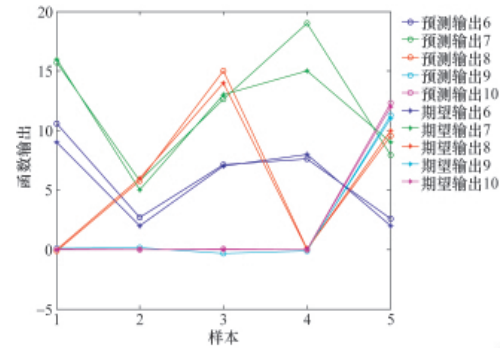
表 4 BP 神经网络性能
Table 4 Performance of BP neural network

序号	地层信息	岩性		期望输出(数字识别码)	预测输出(单隐含层)	预测输出(双隐含层)	相对误差(单隐含层)	相对误差(双隐含层)	对应输入层神经元(钻孔坐标(x,y,z);地层厚度;地层深度)
		中文	英文						
1	Q ^{2al} d	黄土状亚黏土,亚黏土,淤泥质亚黏土及粉细砂	Loessial loam, loam, Silt loam, powder-fine sand	5,3,7,5,12	5.4031,2.5978,8.0139,4.7795,12.5012	5.1738,3.1104,7.5426,4.8901,12.2215	8.91%	3.79%	42445592.20,4865531.10,193.20,0.00,0.00
2	Q ^{lal} w	亚黏土,亚砂土	Loam, Sandy loam	2,7,8,0,0	2.2017,7.1037,8.3104,0.2017,0.3105	2.0716,7.0311,2.81125,0.0273,0.1029	13.33%	3.69%	42446221.70,4865689.20,205.20,0.00,0.00
3	Q _h	耕植土,人工填土	Cropping soil, Artificial fill	1,1,2,0,0	1.0216,1.1103,2.0137,0.0207,0.5107	0.9965,1.0574,1.9836,0.0175,0.2241	13.40%	6.21%	42451639.90,4865048.70,194.20,0.00,0.00
4	Q ^{2apl} h	砂砾石	Gravel	6,10,0,0,0	6.1021,10.2103,0.2172,-0.1017,-0.0179	6.0517,10.0271,1.01192,-0.0513,-0.0135	7.50%	3.91%	42427567.00,4854291.00,183.80,2.50,10.50
5	Q ^{lal} w	黄土状(亚黏土,亚砂土)	Loessial loam, Loess-like sandy loam	2,3,4,0,0	2.2097,2.9079,5.0143,0.2571,0.1392	2.0395,2.9816,4.1206,-0.0792,0.0837	15.71%	4.38%	42429604.66,4859248.31,196.63,0.90,0.90
6	γ ₄ +γ ₅	花岗岩	Granite	9,16,0,0,0	10.5738,15.7093,-0.1092,0.1075,0.0317	15.9217,-0.0757,0.0597,0.0125	8.83%	5.30%	42457306.00,4851457.50,193.50,0.50,0.50
7	Q ^{lal} w	淤泥质(亚黏土,亚砂土)	Silt loam, Silt sandy loam	2,5,6,0,0	2.7031,5.7935,5.7914,0.1597,0.0142	2.2706,5.2325,5.9038,0.1203,0.0112	14.38%	6.59%	42448548.20,4841776.30,200.60,2.10,2.10
8	K	泥岩,砂岩	Mudstone, Sandstone	7,13,14,0,0	7.1012,12.6198,15.0193,-0.3102,0.0327	6.9979,12.0395,15.0013,-0.0657,-0.0207	9.19%	4.64%	4245271.60,4862408.50,145.50,10.70,25.00
9	Kβ ₁	玄武岩	Basalt	8,15,0,0,0	7.5904,19.0183,0.0342,-0.1203,0.0072	7.8239,16.2091,1.00306,-0.0503,0.0310	9.62%	4.29%	42431662.00,4848929.60,212.10,6.80,6.80
10	Q ^{lal} w	中粗砂,砂砾石,细砂,粉砂,粉细砂	Medium coarse sand, Gravel, Fine sand, Silt, powder-fine sand	2,9,10,11,12	2.6014,7.9185,9.5516,11.2587,12.3315	2.2215,9.2038,9.7764,10.9985,12.3087	10.34%	3.63%	42451792.90,4864764.90,187.30,7.00,7.00



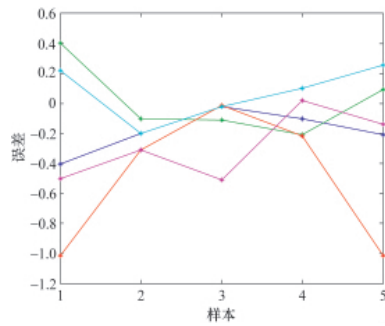
(a) 预测输出与期望输出对比 (前 5 个样本)

(a) Comparison between predictive the output and expected output (first five samples)



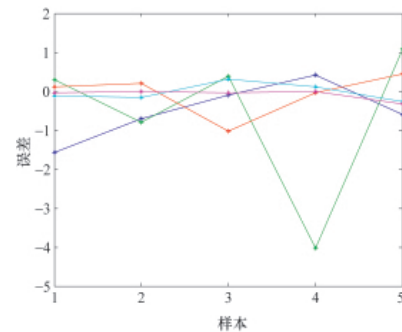
(b) 预测输出与期望输出对比 (后 5 个样本)

(b) Comparison between predictive the output and expected output (last five samples)



(c) 预测误差 (前 5 个样本)

(c) Prediction errors (first five samples)

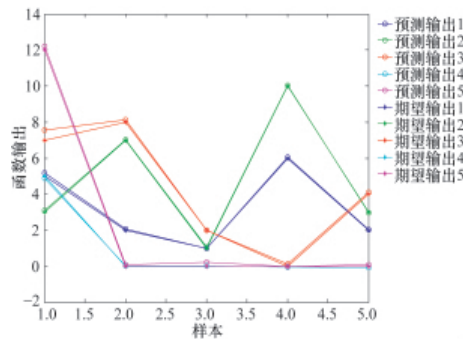


(d) 预测误差 (后 5 个样本)

(d) Prediction errors (last five samples)

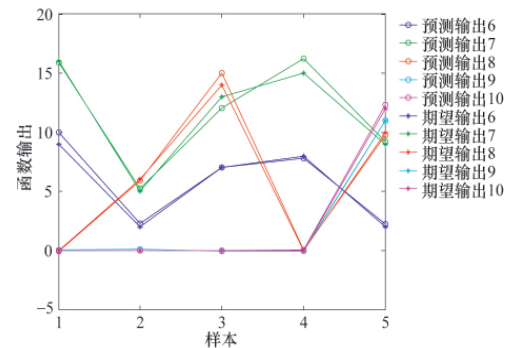
图 10 BP 神经网络性能曲线 (单隐层)

Fig. 10 Performance curve of BP neural network (single hidden layer)



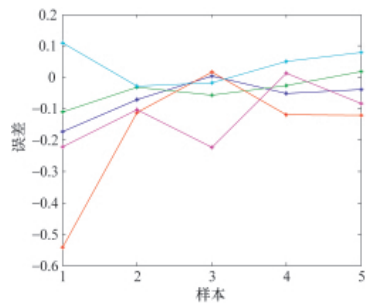
(a) 预测输出与期望输出对比 (前 5 个样本)

(a) Comparison between predictive the output and expected output (first five samples)



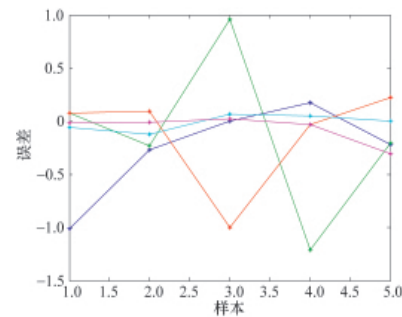
(b) 预测输出与期望输出对比 (后 5 个样本)

(b) Comparison between predictive the output and expected output (last five samples)



(c) 预测误差 (前 5 个样本)

(c) Prediction errors (first five samples)



(d) 预测误差 (后 5 个样本)

(d) Prediction errors (last five samples)

图 11 BP 神经网络性能曲线 (双隐层)

Fig. 11 Performance curve of BP neural network (two-hidden layer)

3 结论

(1) 通过收集到的长春市及周边地区的各类钻孔资料,运用软件 GMS 建立长春及其周边地区的三维地层结构可视化模型,与实际地质(地形)情况较为吻合,该模型的建立清晰地反映出长春地区的地层结构及岩性展布情况。

(2) 运用神经网络技术,采用单隐层构建网络结构为 5-13-5 的 BP 神经网络,各测试样本预测结果的平均相对误差为 11.12%(误差范围为 7.50%~15.71%),采用改进后的双隐层构建的结构为 5-11-7-5 的 BP 神经网络时,各测试样本预测结果的平均相对误差为 4.64%(误差范围为 3.63%~6.59%),完全满足当输入钻孔坐标 (x, y, z) ,地层厚度及地层深度时,能够较为准确地预测出对应地层信息与岩性,完全满足预测精度的要求。

参考文献 (References)

- [1] 龚建华, 林琿, 肖乐斌, 等. 地学可视化探讨 [J]. 遥感学报, 1999, 3(3): 236-244.
Gong Jianhua, Lin Hun, Xiao Lebin, et al. Journal of Remote Sensing, 1999, 3(3): 236-244.
- [2] 朱良峰, 潘信, 吴信才. 三维地质建模及可视化系统的设计与开发[J]. 岩土力学, 2006, 27(5): 829-832.
Zhu Liangfeng, Pan Xin, Wu Xincan. Rock and Soil Mechanics, 2006, 27(5): 829-832.
- [3] 宫辉力, 潘云, 李小娟, 等. 地下水场三维可视化研究进展与前景[J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2007, 37(2): 384-392.
Gong Huili, Pan Yun, Li Xiaojuan, et al. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2007, 37(2): 384-392.
- [4] 易立新, 徐鹤. 地下水数值模拟: GMS 应用与实例[M]. 北京: 化学工业出版社, 2009: 39-46.
Yi Lixin, Xu He. Numerical simulation of groundwater: GMS application and case[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2009: 39-46.
- [5] 祝晓彬. 地下水模拟系统(GMS)软件[J]. 水文地质工程地质, 2003(5): 53-55.
Zhu Xiaobin. Hydrogeology and Engineering Geology, 2003(5): 53-55.
- [6] 方海东, 刘义怀, 施滨, 等. 三维地质建模及其工程应用[J]. 水文地质工程地质, 2002, 29(3): 52-55.
Fang Haidong, Liu Yihuai, Shi Bin, et al. Hydrogeology and Engineering Geology, 2002, 29(3): 52-55.
- [7] 徐华, 武强. 基于层状结构的三维地质体可视化设计与实现[J]. 计算机应用, 2001, 21(12): 59-60.
Xu Hua, Wu Qiang. Computer Application, 2001, 21(12): 59-60.
- [8] 刘少华, 程朋根. 三维地质建模及可视化研究 [J]. 桂林工学院学报, 2003, 23(2): 154-158.
Liu Shaohua, Cheng Penggen. Journal of Guilin Institute of Technology, 2003, 23(2): 154-158.
- [9] 朱凯, 王正林. 精通 MATLAB 神经网络 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 193-199.
Zhu Kai, Wang Zhenglin. Proficient in MATLAB neural network [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2010: 193-199.
- [10] Hugar L H, Powell B A, Kamens S N. Adaptive networks for fault diagnosis and process control [J]. Computer Chem-Eng, 1990, 24(4): 561-572.
- [11] 马丽霞, 王凤艳, 陈剑平. 基于人工神经网络的大坝变形分析与预报—以西津大坝 27# 点的变形监测为例 [J]. 吉林大学学报: 地球科学版, 2009, 39(3): 488-490.
Ma Lixia, Wang Fengyan, Chen Jianping. Journal of Jilin University: Earth Science Edition, 2009, 39(3): 488-490.
- [12] Cybenko G. Continuous valued neural networks with two hidden layers are sufficient[R]. Medford, MA: Tufts University, 1988.
- [13] 史峰, 王小川, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 1-18.
Shi Feng, Wang Xiaochuan, Yu Lei, et al. MATLAB neural network analysis of 30 cases [M]. Beijing: Beijing Aeronautics and Astronautics Press, 2010: 1-18.
- [14] 傅荟璇, 赵红. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 机械工业出版社, 2010: 83-92.
Fu Huixuan, Zhao Hong. MATLAB neural network application design [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 2010: 83-92.
- [15] 孟召平, 田永东, 雷咏. 煤层含气量预测的 BP 神经网络模型与应用 [J]. 中国矿业大学学报, 2008, 37(4): 456-460.
Meng Zhaoping, Tian Yongdong, Lei Yang. Journal of China University of Mining & Technology, 2008, 37(4): 456-460.
- [16] 施枫芝, 迟宝明, 潘杰. BP 神经网络模型在地下水质量评价中的应用[J]. 工程勘察, 2008(10): 35-37.
Shi Fengzhi, Chi Baoming, Pan Jie. Geotechnical Investigation & Surveying, 2008(10): 35-37.

(责任编辑 岳臣)



《科技导报》征集“封面文章”

为快速反映我国最新科技研究成果,《科技导报》拟利用刊物最显著位置——封面将最新科研成果第一时间予以突出报道。来稿要求:研究成果具创新性或新颖性;反映该领域我国乃至世界前沿研究水平;可以图片形式予以反映,图片美观、清晰、分辨率超过 300dpi;文章篇幅不限,要说明研究的背景、方法、取得的结果,以及结论。在线投稿:www.kjdb.org。