

彭立顺,蔡润,刘进波,等.基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预测[J].地震工程学报,2019,41(1):124-130.doi:10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.124

PENG Lishun, CAI Run, LIU Jinbo, et al. Settlement Prediction of Highway Subgrades Based on Genetic Optimization Neural Network[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2019, 41(1): 124-130. doi: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.124

基于遗传优化神经网络的高速公路路基沉降量预测

彭立顺¹, 蔡润², 刘进波², 郭安宁¹, 郭志宇³

(1. 中国地震局兰州地震研究所, 甘肃 兰州 730000; 2. 中冶成都勘察研究总院有限公司, 四川 成都 610063;
3. 西安市勘察测绘院, 陕西 西安 710000)

摘要: 控制路基沉降是公路工程中的一个关键技术问题,而路基沉降与其影响因素之间存在着线性、非线性关系。当输入自变量较多时,用传统神经网络建模容易出现过拟合现象,导致网络模型预测精度较低。针对此问题,本文用遗传算法对神经网络模型的权值和阈值进行优化,同时讨论遗传参数的设定对输出结果的影响。通过对成南高速的实测数据进行仿真,试验结果表明:优化后的BP神经网络具有较高的预测精度,预测效果明显优于传统神经网络模型的输出结果,该预测方法可作为高速公路路基长期沉降预测的一种有效辅助手段。

关键词: 遗传算法; BP神经网络; 路基沉降量; 优化; 预测

中图分类号: TP393; TU473.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-0844(2019)01-0124-08

DOI: 10.3969/j.issn.1000-0844.2019.01.124

Settlement Prediction of Highway Subgrades Based on Genetic Optimization Neural Network

PENG Lishun¹, CAI Run², LIU Jinbo², GUO Anning¹, GUO Zhiyu³

(1. Lanzhou Institute of Seismology, CEA, Lanzhou 730000, Gansu, China;

2. Chengdu Surveying Geotechnical Research Institute Co., Ltd. of MCC, Chengdu 610063, Sichuan, China;

3. Xi'an Institute of Prospecting and Mapping, Xi'an 710000, Shaanxi, China)

Abstract: Controlling subgrade settlement is essential in highway engineering. Subgrade settlement has a linear and nonlinear relationship with its influencing factors. Over-fitting easily occurs in traditional neural network modeling in the presence of numerous input independent variables and results in the low prediction accuracy of the network model. This work aims to address these issues. Thus, the ability of the genetic algorithm to optimize the weight and threshold of the neural network is investigated, and the influence of the set of genetic parameters on the output results is discussed. Experiments with the proposed method show that the optimized BP neural network has higher prediction accuracy and better prediction effect than the traditional neural network model in the simulation of measured data for the Chengdu—Nanchong Highway. The prediction method can be used as an effective auxiliary means for predicting the long-term settlement of highway subgrades.

收稿日期: 2018-07-20

基金项目: 国家档案局科技项目(2017-X-43)

第一作者简介: 彭立顺(1992-),男,主要研究方向为地基基础和岩土工程。E-mail: Peng_lishun163.com。

通信作者: 郭安宁,男,研究员,硕士生导师,主要从事地震预测、构造物理与震灾预测研究。

Keywords: genetic algorithm; BP neural network; subgrade settlement; optimization; prediction

0 引言

近年来,我国的基础建设逐渐完善,取得了举世瞩目的成绩,其中铁路、公路的迅速发展,为我国的经济建设提供了强有力的支撑。控制路基的沉降是高速公路工程中的一个关键问题,其直接影响到人员和车辆的安全。因此,准确的预测路基的沉降,对正确施工、节省工程造价都具有十分重要的作用^[1]。

针对路基沉降量的预测,国内外学者进行了大量的研究工作。胡荣光^[2]基于分层总和法,建立路基沉降量与填筑高度、弹性模量、压缩层厚度、时间之间的多元非线性回归方程,考虑整个时序数列数据进行了多元非线性回归分析。潘林有等^[3]通过四种不同的曲线拟合来分析不同工程实例,发现路基沉降需要根据实际的沉降-时间曲线决定采取不同的曲线来拟合。但是由于影响路基沉降的因素很多,难以在早期快速的选取一种有效的曲线拟合来预测路基沉降。李洪峰等^[4]运用经验公式法、分层总和法、曲线拟合法计算路基沉降,对比路基实测沉降,发现经验公式法能够有效的计算路基沉降。邓成发等^[5]基于弹性非线性模型运用比奥(Biot)固结理论的有限单元法对高速公路软土路基的固结变形、孔隙水压力的变化与消散过程进行了研究,分析了软土地区的路基沉降。苏晓成等^[6]运用拟静力法研究了路基结构动力稳定性,并对拟静力公式作了改进。鱼欢等^[7]运用 FLAC3D 建立数值模型,分析了非对称交通荷载下拓宽路堤的动力特性,研究了路堤的沉降情况。因为路基沉降的因素众多,且因素之间存在非线性的关联,所以目前的这些预测方法都存在一定的局限,难以广泛的推广应用。

近年来,人工神经网络以其并行分布处理与存储、高度容错、自组织、自适应和自学习等方面的能力广泛应用于各学科的研究^[8-11]。神经网络不仅应用于城市道路路基病害预警的研究^[12],也大量应用于岩土工程的研究^[13-15]。相比于传统的预测方法,BP神经网络能更好地利用参数之间的关联性,不需要建立任何土工模型,易达到预测的目的。国内外大量的学者^[16-20]利用传统神经网络模型,根据影响边坡稳定性的因素,计算各影响因子的权重值来进行边坡稳定性的判别,均取得了较好的预测效果;部分学者^[21-22]也将神经网络用于在桩基工程中,人工神经网络已在预测桩的极限承载力、单桩荷载同位移关系、桩身完整性判断方面均有成功的应用。但

是目前此方法应用于沉降的研究还较少,且 BP神经网络预测时需要大量的训练样本,而实际情况往往是训练样本有限且分布不均匀,导致预测结果较差。同时传统 BP 方法在训练时易出现过拟合现象,从而给预测结果带来较大的误差。

针对该问题,本文结合遗传算法(GA)全局寻优的特点和具有深度搜索能力的神经网络 BP 算法,将遗传算法和神经网络相结合进行路基沉降预测,该组合模型很好的克服了 BP 神经网络收敛速度慢、极易陷入局部最小点的缺点。通过成南高速的实测数据进行仿真,试验结果表明优化后的模型效果在精度上得到明显的改善,说明本文所建立的路基沉降量预测模型具有较佳的推广价值。

1 方法介绍

1.1 BP 神经网络(Back Propagation)

人工神经网络系统是一种高度自适应的非线性动力学系统,它可以通过大量样本的学习后寻找到隐含在参数与结果之间的因果关系。其中 BP 神经网络因结构简单、可塑性强的特点大量运用在神经网络模型中。BP 学习算法是一种单向传播的多层前向型神经网络,采用误差反向传播算法(包括信息的正向传播和误差的反向传播),利用非线性可微分函数进行权值训练。通过修改各个神经元的权值,得到网络输出值与期望值的误差平方以及达到设定的误差值或迭代次数,最后得到预期的目标值。BP 网络是一种具有三层或者三层以上的神经网络,包括输入层、中间层、输出层。图 1 为 BP 神经网络的拓扑结构。

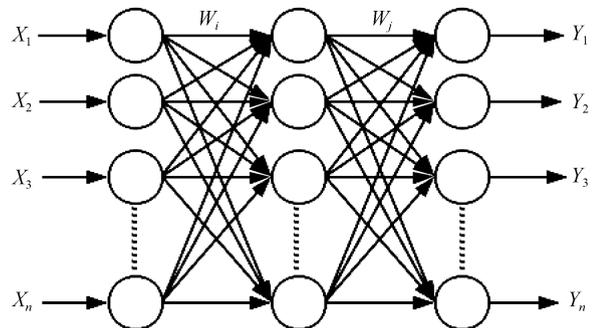


图 1 BP 神经网络结构图

Fig.1 The BP neural network structure

BP神经网络对于隐含层中的神经元个数敏感,隐含层神经元数目太少,可能会导致训练的不适应

性,而神经元数目太多,有可能导致过适。本文选择3层神经网络结构,网络结构为 $8 \times P \times 1$ 。其中:“8”表示输入层数目;“P”表示隐含层数目,它的选取目前没有一个确定的方法,多是通过大量的试算获得一个经验公式 $P = 2 \times n_1 + 1$,可先取 $P = 17$;本文中“1”表示输出的地基沉降量。

1.2 遗传算法(Genetic Algorithm)

遗传算法的基本思想为:从优化问题的一个种群开始,根据适者生存的原理,逐代(generation)演化产生出越来越好的一个种群。在每一代,根据个体的适应度的优劣挑选一部分优良体复制到下一代,并对其进行交叉和变异操作,产生出代表新的解集合的种群。图2为遗传算法的流程图。整个进化

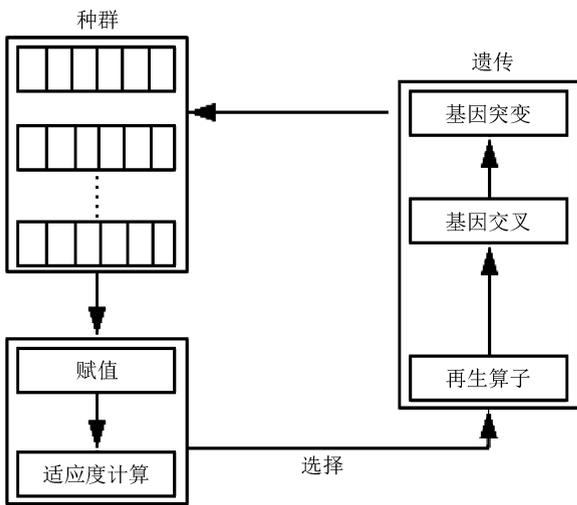


图2 遗传算法的流程图

Fig.2 The flow chart of genetic algorithm

过程中的最优个体作为问题的最终解。其本质是一种高效、并行、全局搜索的方法,能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程以求得最佳解^[10]。适应度相当于“生存竞争、适者生存”的生物生存能力,在遗传算法中适应度函数的选取直接影响算法的收敛速度以及能否找到最优解,所以尽可能选择简单的适应度函数,使计算的时间复杂度最小。由于权值和阈值对结果的重要性,利用遗传算法优化后的BP神经网络的初始权值和阈值,能够更好的预测输出。遗传算法对BP神经网络优化过程如图3所示。

2 路基沉降预测模型仿真

2.1 数据选取及归一化处理

Matlab中几乎含有所有常用的神经网络模型,可以直接从中调用所需的函数和命令。影响路基沉

降的因素众多,主要有以下几个方面^[23]:(1)地基土的厚度、强度、压缩性、渗透性、灵敏度等决定了路基的沉降特性;(2)填土的高度、宽度、坡度、重度等直接影响地基中应力分布;(3)不同方法处理后路基沉降特征不同;(4)采用不同的加载方式和加载速率,路基的沉降速率不同;(5)软土地基的超固结硬壳层对路基的沉降有影响;(6)施工工期直接影响加载速率,从而影响地基的沉降。

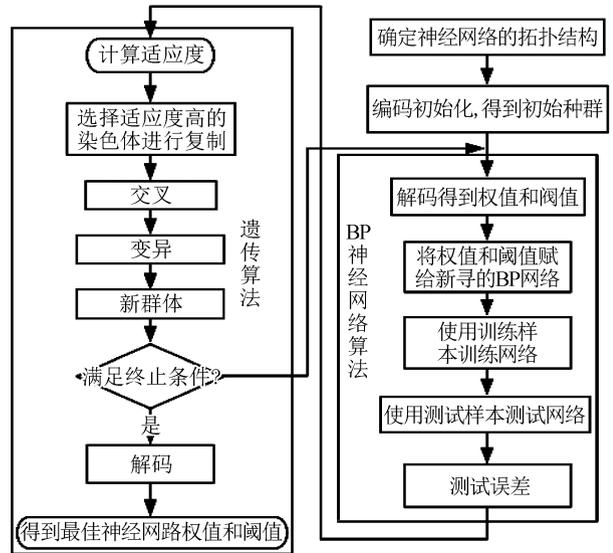


图3 基于遗传算法的BP神经网络算法流程

Fig.3 The flow chart of BP neural network based on genetic algorithm

选取合理的参数指标将直接影响到结果的输出,结合实际情况,选取的输入参数指标分别为地基处理方式、软土层厚度、软土层压缩模量、硬壳层厚度、硬壳层压缩模量、路堤高度、路基填筑时间和填筑完成时的沉降量,神经网络的输出数据为公路路基中心最终沉降量。选取成南高速公路某标段的实测资料,共28组数据作为样本,其中22组数据作为学习样本,6组数据作为测试样本。

因为所有收集的数据不是在同一数量级,不利于神经网络的训练及输出的准确性,所以我们需要将所收集到的数据映射到(0,1)之间,在模型建立之前有必要对输入变量进行归一化处理,使较大的输入值仍然落在传递函数梯度大的地方。这样做的目的,首先是为了更加方便数据的处理,其次是加快程序运行时收敛的速度。假设数据 $X = \{X_i\}$ 归一化为 $X' = \{X'_i\}$,归一化处理的计算公式如下:

$$X' = (Y_{\max} - Y_{\min}) \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + Y_{\min}$$

其中: Y_{max} 、 Y_{min} 为人为指定的上下界,本文中选择的代码:

$Y_{max} = 1, Y_{min} = 0$ 。 X_{max} 、 X_{min} 为样本数据中的最大值和最小值,并且满足 $X_{min} \leq X' \leq X_{max}$ 。

$$[y1, PS] = \text{mapminmax}(x, 0, 1)$$
$$y2 = \text{mapminmax}(\text{reverse}, y1, PS)$$

利用 Matlab 进行归一化和反归一化处理程序

归一化后的结果如表 1 所示。

表 1 神经网络训练样本

Table 1 Training samples for neural network

序号	处理方式	软土层厚 /m	软土压缩模量/MPa	硬层厚度 /m	硬层压缩模量/MPa	路堤高度 /m	路基填筑期/月	竣工时沉降/cm	实测最终沉降量/cm
1	0.000 0	0.000 0	0.033 5	0.000 0	0.000 0	0.805 8	0.488 2	0.133 3	0.134 9
2	0.000 0	0.000 0	0.033 2	0.000 0	0.000 0	0.819 1	0.423 5	0.499 0	0.497 3
3	0.166 7	0.225 0	0.007 6	0.000 0	0.000 0	0.029 0	0.000 0	0.034 3	0.017 0
4	0.166 7	0.625 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.588 2	0.000 0	0.000 0
5	0.166 7	1.000 0	0.033 5	0.000 0	0.000 0	0.493 0	0.735 3	0.255 6	0.217 4
6	0.333 3	0.562 5	0.015 0	0.000 0	0.000 0	0.321 2	0.605 9	0.306 1	0.338 1
7	0.333 3	0.250 0	0.019 0	0.000 0	0.000 0	0.334 5	0.417 6	0.275 8	0.380 1
8	0.333 3	0.537 5	0.009 2	0.000 0	0.000 0	0.163 3	0.270 6	0.112 1	0.162 4
9	0.333 3	0.500 0	0.015 7	0.000 0	0.000 0	0.222 6	0.488 2	0.073 7	0.085 5
10	0.333 3	0.750 0	0.015 7	0.000 0	0.000 0	0.063 5	0.311 8	0.108 1	0.143 2
11	0.333 3	0.750 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	0.917 7	1.000 0	1.000 0	1.000 0
12	0.333 3	0.875 0	0.013 6	0.000 0	0.000 0	0.456 7	0.588 2	0.520 2	0.543 9
13	0.333 3	0.375 0	0.008 3	0.000 0	0.000 0	0.742 3	0.858 8	0.952 5	0.973 9
14	0.333 3	1.000 0	0.011 6	0.000 0	0.000 0	0.314 6	0.452 9	0.645 5	0.899 8
15	0.333 3	0.700 0	0.009 2	0.000 0	0.000 0	0.650 9	0.764 7	0.383 8	0.377 4
16	0.333 3	0.787 5	0.019 6	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.823 5	0.538 4	0.517 4
17	0.333 3	0.787 5	0.016 8	0.000 0	0.000 0	0.620 1	0.688 2	0.276 8	0.311 5
18	0.333 3	0.700 0	0.009 2	0.000 0	0.000 0	0.706 6	0.647 1	0.407 1	0.398 4
19	1.000 0	0.450 0	0.028 0	0.000 0	0.000 0	0.633 4	0.482 4	0.312 1	0.376 5
20	1.000 0	0.850 0	0.014 1	0.000 0	0.000 0	0.572 9	0.611 8	0.603 0	0.640 0
21	1.000 0	0.650 0	0.015 3	0.000 0	0.000 0	0.626 1	0.552 9	0.772 7	0.812 0
22	1.000 0	0.600 0	0.016 0	0.000 0	0.000 0	0.638 2	0.852 9	0.185 9	0.192 6

说明:软土处理方法为:1.不处理;2.砂垫层;3.塑料排水板;4.粉喷桩;5.袋装砂井;6.复合土工布;7.塑料排水板加工土工格栅

2.2 BP 神经网络及遗传参数的确定

(1) 基本参数确定

① 学习速率。学习速率越大,权重变化越大,收敛越快,迭代次数越少;但训练速率过大,会引起系统的振荡;学习率较小时,训练时间将会大幅度延长。通过与实际情况比选后本文最终取学习效率为 $LP.lr=0.01$ 。

② 动量因子。动量因子根据经验取值为 $0.7 \sim 0.9$,本文中取 $lp.mc=0.9$ 。

③ 目标精度。通常目标精度越高,网络训练越准确,训练输出值与目标值越接近,但训练时间也越长,目前目标精度的确定主要还是通过试算获得。本文目标精度设为 0.001 。

④ 交叉概率。一般遗传算法交叉概率设为 $0.4 \sim 0.9$,本文经过多次试验,选择 0.7 作为交叉概率。

⑤ 变异概率。一般遗传算法变异概率设为 $0.01 \sim 0.1$,本文选择 0.01 作为变异概率。

⑥ 种群值。本文经过反复试验,将种群值设定

为 40 。

(2) 遗传算法优化

从图 4 遗传代数同误差值的变化曲线可知,选择遗传代数为 70 代。遗传优化 BP 神经网络在开始阶段误差的变化较为明显,而随着不断的优化,误

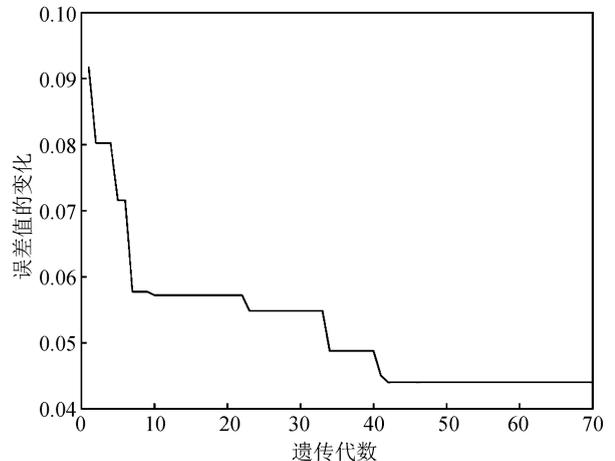


图 4 遗传代数同误差值的变化曲线

Fig.4 Variation curve of error value with genetic algebra

差变化的幅值越来越小,这说明此时的输出结果同真实值之间的误差越来越小,此时的模型结构是最合理的。

(3) 网络训练

利用传统 BP 神经网络进行实验训练情况如图 5 所示,而遗传优化后的 BP 神经网络训练结果如图 6 所示。可以看到经过遗传算法优化处理后的样本数据在训练过程中用较少的次数就达到了期望的均方误差,训练速度很快,这是由于通过遗传算法寻优后,确定出了网络模型的权值和阈值,而一旦确定权值和阈值后,BP 神经网络的权值就无需再随机赋值。为了进一步检验训练后网络的性能,对训练结果做进一步仿真分析。也就是对网络仿真的输出结果和实测值作线性回归分析,并得到两者的相关系数。图 7 为 BP 网络输出的线性回归分析结果,图 8 为 GABP 网络输出的线性回归分析结果,对比两图可知,优化后的路基沉降量的预测结果输出更为理

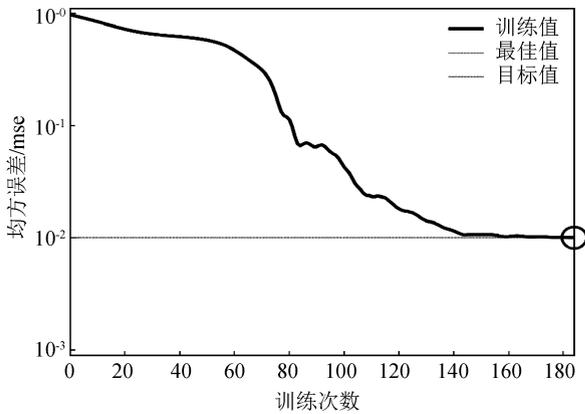


图 5 BP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图

Fig.5 Change of mean square error with training number in BP test

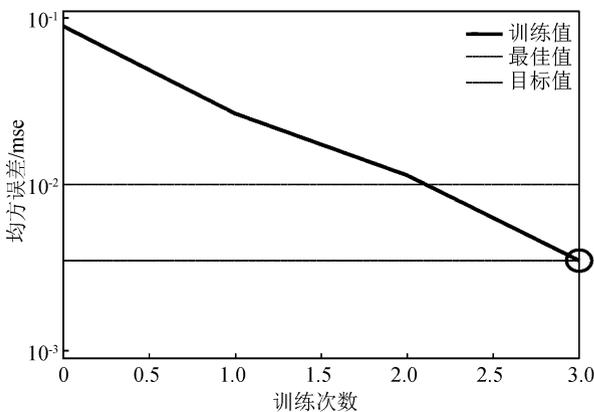


图 6 GABP 实验误差平方和随训练次数变化曲线图

Fig.6 Change of mean square error with training number in GABP test

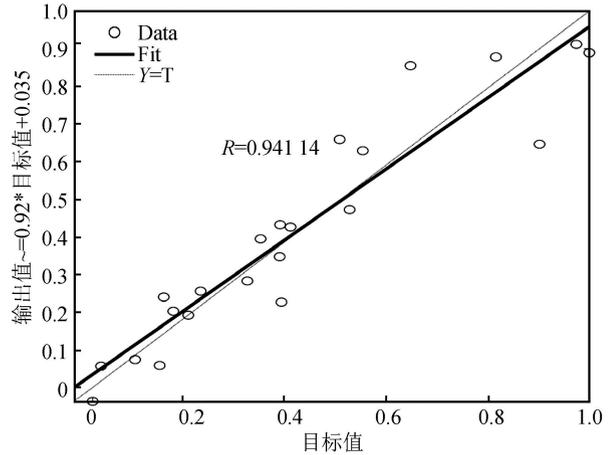


图 7 BP 网络输出回归分析

Fig.7 Regression analysis of BP network output

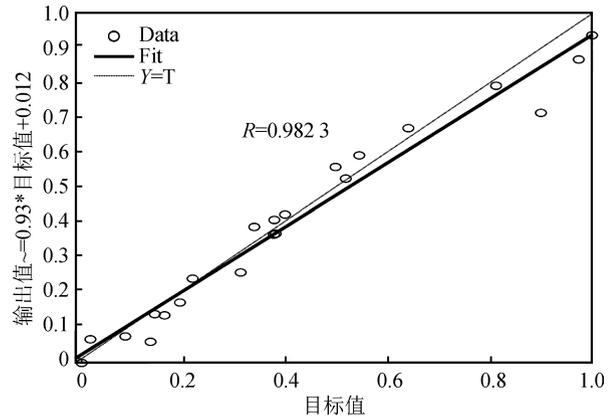


图 8 GABP 网络输出回归分析

Fig.8 Regression analysis of GABP network output

想,预测值与目标输出的相关系数达到 0.982 3,相对未经优化的结果输出的相关系数为 0.941 4,有所提高,拟合程度较高。

(4) 网络测试

网络训练结束后,通过该标段的实测数据对建立好的网络进行测试,利用仿真函数来获得网络的输出,通过比较输出值和实际测量值之间的误差大小是否满足要求来验证开始建立的模型的可靠性。测试数据如表 2 所列。

利用 sim 函数进行仿真处理后可得到预测值,再将输出结果经过反归一化处理后得到公路路基沉降量的预测值,与实际沉降量相比可得网络的预测误差值,将 GABP 人工神经网络与其它传统神经网络的预测效果进行对比,如表 3 所列。

从表 3 中可以看到,遗传优化人工神经网络预测模型比其它传统单一神经网络预测模型更适合于高速公路路基沉降量预测的应用,预测值与实际沉降量更加接近,误差更小,精度更高。

表 2 神经网络测试样本

Table 2 Data for neural network testing

序号	处理方式	软土层厚 /m	软土压缩模量/MPa	硬层厚度 /m	硬层压缩模量/MPa	路堤高度 /m	路基填筑期/月	竣工时沉降量/cm	实测最终沉降量/cm
1	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.000 0	0.000 0	1.000 0	0.854 2	0.166 3	0.262 0
2	0.166 7	0.075 0	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.158 3	0.625 0	0.000 0	0.000 0
3	0.333 3	1.000 0	0.131 4	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.281 3	0.493 1	0.845 3
4	0.333 3	0.300 0	0.491 4	0.000 0	0.000 0	0.622 8	0.000 0	1.000 0	1.000 0
5	0.333 3	0.175 0	0.051 4	0.000 0	0.000 0	0.394 6	1.000 0	0.601 6	0.750 8
6	1.000 0	0.100 0	0.022 9	0.000 0	0.000 0	0.027 2	0.572 9	0.284 1	0.574 6

表 3 预测结果比较

Table 3 Comparison of output results

实测最终沉降量 /cm	RBF		BP		Elman		GABP	
	预测值	误差值	预测值	误差值	预测值	误差值	预测值	误差值
51.80	79.06	27.26	71.83	20.03	94.72	42.92	50.08	1.72
27.41	28.84	1.43	27.76	0.35	28.10	0.69	27.48	0.07
106.10	91.00	15.10	88.24	17.86	118.06	11.96	107.16	1.06
120.50	100.35	20.15	113.11	7.39	120.48	0.02	119.26	1.24
97.30	116.53	19.23	95.00	2.30	114.22	16.92	92.18	5.12
80.90	58.56	22.34	72.47	8.43	102.44	21.54	82.66	1.76

为了更直观地观察预测效果,将不同方法得到的预测结果同实际沉降量值进行比较,从不同方法的输出结果对比如图 9 所示。可以发现,利用单一神经网络方法预测的输出结果虽然部分个体的效果较好,但是整体而言,优化后的神经网络预测模型输出的结果最为稳定,误差最小,相对其他方法的预测有明显改善。

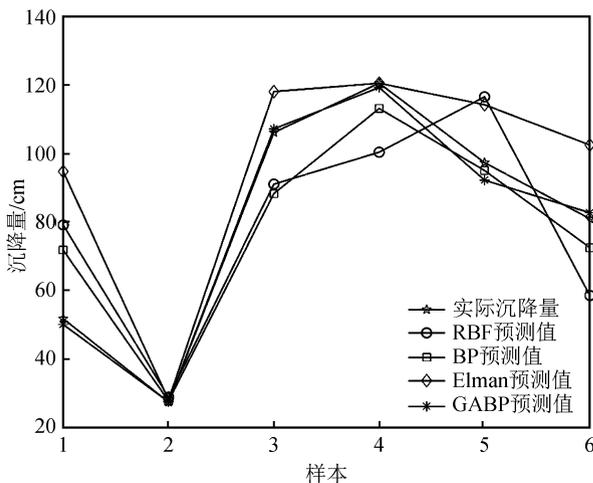


图 9 不同方法的输出结果对比

Fig.9 Comparison of output results using different methods

3 讨论与结论

(1) 神经网络模型与传统的曲线拟合法有着根本的不同,它的训练样本可以从第一次观测时提取,更能表现出沉降的发展趋势和规律。人工神经网络

法避免了传统方法的各种局限,具有自组织、自适应、容错性等特点,其计算精度高、操作简便、适应性强。本文利用遗传算法对 BP 神经网络进行优化处理后,提高了 BP 神经网络的收敛速度,同时得到了最佳的权值和阈值。

(2) 基于已有的实际工程样本(成南高速某标段),利用遗传优化神经网络对高速公路地基的最终沉降量进行预测,输出结果较好,预测值与目标输出的相关系数达到 0.982 3,相比未优化神经网络的目标输出相关系数有所提高,误差更小,拟合程度高。

(3) 目前公路的设计使用年限一般是 15 年或 20 年,随着公路建设的迅速发展,这就要求使用年限增加,建立长时间的沉降监测将需要投入大量的资源。因此根据短期的监测数据运用遗传优化神经网络预测路基最终沉降量在工程建设中具有较高的推广利用价值。

参考文献(References)

[1] 马云峰.差分法在路基沉降预测中的应用[J].公路工程,2012,37(5):180-182.
 MA Yunfeng.Difference Method in the Prediction of Subgrade Settlement[J].Highway Engineering,2012,37(5):180-182.
 [2] 胡荣光.基于分层总和法的路基沉降时序规律多元非线性回归分析[J].铁道工程学报,2009,26(3):7-10.
 HU Guangrong.Multivariate Nonlinear Regression Analysis of Time Series Law to Subgrade Settlement of High-speed Railway Based on the Foundation of Layer-summation[J].Journal of Railway Engineering Society,2009,26(3):7-10.

- [3] 潘林有,谢新宇.用曲线拟合的方法预测软土地基沉降[J].岩土力学,2004,25(7):1053-1058.
PAN Linyou, XIE Xinyu. Observation Settlement Prediction by Curve Fitting Methods[J]. Rock and Soil Mechanics, 2004, 25(7): 1053-1058.
- [4] 李洪峰,单炜,王立海.经验公式法在季冻地区软土地基沉降预测中的应用[J].东北林业大学学报,2007,35(12):45-47.
LI Hongfeng, SHAN Wei, WANG Lihai. Application of Experience Formula to the Settlement Forecast of Soft Foundation Treatment in Seasonal Freezing Area[J]. Journal of Northeast Forestry University, 2007, 35(12): 45-47.
- [5] 邓成发,杨凤根.软土路基沉降的非线性有限元分析[J].国防交通工程与技术,2007,5(1):23-25.
DENG Chengfa, YANG Fenggen. Nonlinear Finite Element Analysis of the Settlement of Soft Soil Road Beds[J]. Traffic Engineering and Technology for National Defence, 2007, 5(1): 23-25.
- [6] 苏晓成,周天来,刘志峰.拟静力法公路路基结构抗震稳定性研究[J].地震工程学报,2014,36(3):482-488.
SU Xiaocheng, ZHOU Tianlai, LIU Zhifeng. Seismic Stability Analysis of Highway Subgrade Based on the Pseudo-static Method[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2014, 36(6): 482-488.
- [7] 鱼欢,郑俊杰,曹文昭,等.非对称交通荷载作用下拓宽路堤动力特性分析[J].地震工程学报,2017,39(6):1112-1117.
YU Huan, ZHENG Junjie, CAO Wenzhao, et al. Dynamic Characteristics Analysis of Widening Embankments under Asymmetric Traffic Loading[J]. China Earthquake Engineering Journal, 2017, 39(6): 1112-1117.
- [8] 蔡润,武震,云欢,等.基于BP和SOM神经网络相结合的地震预测研究[J].四川大学学报(自然科学版),2018,55(2):307-315.
CAI Run, WU Zhen, YUN Huan, et al. Research on Earthquake Prediction Based on BP and SOM Neural Network[J]. Journal of Sichuan University (Nature Science Edition), 2018, 55(2): 307-315.
- [9] XING S, JU J, XING J. Research on Hot-rolling Steel Products Quality Control Based on BP Neural Network Inverse Model [M]. Neural Computing & Applications: Springer London, 2018, 1-8.
- [10] TU X, ZHOU Y F, ZHAO P, et al. Modeling the Static Friction in a Robot Joint by Genetically Optimized BP Neural Network [J]. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 2018, 3(4): 1-13.
- [11] ASIM K M, MARTINEZ-ÁLVAREZ F, BASIT A, et al. Earthquake Magnitude Prediction in Hindukush Region Using Machine Learning Techniques[J]. Natural Hazards, 2017, 85: 1-16.
- [12] 徐昕军,勾妍妍,杨峰.基于探地雷达与概率神经网络的城市道路路基病害预警模型研究[J].科学技术与工程,2017,17(17):118-124.
XU Xinjun, GOU Yanyan, YANG Feng. Research on Early Warning Model of Roadbed Diseases under Urban Roads Based on GPR and Probabilistic Neural Network[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(17): 118-124.
- [13] 王睿,漆泰岳,冯剑,等.基于遗传算法的BP神经网络隧道施工参数正反演分析与应用[J].铁道学报,2016,38(4):98-104.
WANG Rui, QI Taiyue, FENG Jian, et al. Application of Genetic Algorithm Based ANN to Forward and Back Analysis on Tunnel Construction Parameters[J]. Journal of The China Railway Society, 2016, 38(4): 98-104.
- [14] 谭云亮,王春秋.岩石本构关系的径向基函数神经网络快速逼近模型[J].岩土工程学报,2001,23(1):14-17.
TAN Yunliang, WANG Chunqiu. A Fast Approaching Model for Rock Constitution Equation by Radial Basis Function Neural Network[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2001, 23(1): 14-17.
- [15] 王靖涛,杨毅,张曦映.考虑应力路径的砂土的神经网络本构关系模型[J].岩石力学与工程学报,2002,21(10):1487-1489.
WANG Jingtao, YANG Yi, ZHANG Xiyang. Neural Network Constitutive Model of Sand Soil in Consideration of Stress Paths[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(10): 1487-1489.
- [16] 胡卫东,曹文贵.基于粒子群BP网络混合算法的边坡稳定性评价[J].铁道科学与工程学报,2015,12(1):66-71.
HU Weidong, CAO Wengui. Slope Stability Evaluation Based on Hybrid Lgorithm of Particle Swarm Optimization and BP Neural Network[J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2015, 12(1): 66-71.
- [17] 刘飞,刘智权,宋丹,等.基于BP神经网络和均匀设计的边坡敏感性分析[J].水电能源科学,2014,32(10):113-115.
LIU Fei, LIU Zhiquan, SONG Dan, et al. Sensitivity Analysis of Slope Stability Based on BP Neural Network and Uniform Design[J]. Water Resources and Power, 2014, 32(10): 113-115.
- [18] KAUNDA R B, CHASE R B, KEHEW A E, et al. Neural Network Modeling Applications in Active Slope Stability Problems[J]. Environmental Earth Sciences, 2010, 60(7): 1545-1558.
- [19] 王佳信,周宗红,付斌,等.因子分析-概率神经网络模型在边坡稳定性评价中的应用[J].水文地质工程地质,2018,45(2):123-130.
WANG Jiixin, ZHOU Zonghong, FU Bin, et al. Application of Factor Analysis and Probabilistic Neural Network Model on Evaluation of the Slope Stability, 2018, 45(2): 123-130.
- [20] 丁丽宏,马强.基于组合权重的模糊物元模型在边坡稳定性评价中的应用[J].地震工程学报,2017,39(5):946-950,980.
DING Lihong, MA Qiang. Application of Model Based on Coefficients of Combined Weights to Evaluate Slope Stability [J]. China Earthquake Engineering Journal, 2017, 39(5): 946-950, 980.
- [21] 崔雍,楚小刚,董嘉,等.基于神经网络的桩基竖向承载力预测

建方法研究[J].中国安全生产科学技术,2017,13(10):75-79.
XIA Zhenglin, XIA Dengyou. Study on Scenario Construction Method of Commercial Complex Fire Based on Fuzzy Rule Reasoning[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2017, 13(10): 75-79.

[19] 张立宁,张奇,安晶,等.高层民用建筑火灾风险综合评估系统研究[J].安全与环境学报,2015,15(5):20-24.
ZHANG Lining, ZHANG Qi, AN Jing, et al. Comprehensive Fire Risk Evaluation System for High-rise Civil Buildings[J]. Journal of Safety and Environment, 2015, 15(5): 20-24.

(上接第 130 页)

研究[J].铁道工程学报,2016,33(4):65-69.

CUI Yong, CHU Xiaogang, DONG Jia, et al. Prediction Research on the Vertical Bearing Capacity of Pile Foundation Based on Neural Network[J]. Journal of Railway Engineering Society, 2016, 33(4): 65-69.

[22] 王成华,张薇.人工神经网络在桩基工程中的应用综述[J].岩土力学,2002,23(2):173-178.

WANG Chenghua, ZHANG Wei. Application of Artificial

Neural Networks to Pile Foundation Engineering[J]. Rock and Soil Mechanics, 2002, 23(2): 173-178.

[23] 徐世强,梁武星,屈战辉.BP神经网络在预测路基沉降中的应用[J].西安工业大学学报,2006,26(5):452-456.

XU Shiqiang, LIANG Wuxing, QU Zhanhui. Application of BP Neural Networks in Forecast the Final Settlement of Highway Roadbed[J]. Journal of Xi'an Technological University, 2006, 26(5): 452-456.