文章编号:1004-6429(2014)06-0085-02

收稿日期 2014-07-21

京津塘高速公路 K131+610 段路基沉降预测研究

靳璐岩1李 强1李剑锋2

(1.山西省科学技术情报研究所,山西太原,030001,2.成都信息工程学院,四川成都,610041)

摘 要 高速公路施工中 路基沉降对工程质量有着重要的影响。但是影响路基沉降的因素很多 ,传统的线性预测模型很难将各种影响因素统一表达 ,BP 神经网络模型可以将传统的函数关系式转化为高维的非线性映射 ,在路基沉降预测中得到广泛应用。以京津塘高速公路 K131+610 段工程为例 ,探讨了 BP 神经网络模型的最佳参数配合。

关键词 高速公路 路基沉降 神经网络模型 冲误差

中图分类号:U416.1 文献标识码:A

1 背景介绍

高速公路路基沉降是决定高速公路质量的一个重要因素。在施工阶段,由于沉降问题,可能导致路堤滑坡等事故,直接影响施工进度,给将来公路的质量埋下隐患。在公路运营阶段,沉降问题的存在,能够导致路面的沉陷,桥头发生跳车等现象,影响公路的正常使用,甚至引发交通事故[1]。另外,高速公路对完工后的沉降也有很严格的要求,沉降结果的好坏直接影响到工程建设的水平,给社会造成经济损失。准确地对路基后期沉降做出预测是高速公路建设中面临的一个重要问题[2]。

目前,用来进行软土路基沉降预测的方法和模型很多^[3],比如传统的分层总和法、双曲线拟合法、指数拟合法、时间序列模型、BP 神经网络模型以及偏最小二乘法等。人工神经网络模型是基于生物大脑结构功能而研发的一种信息处理系统,它是一种具有实时学习和知识获取的人工智能算法。在各种神经网络结构中,误差反向传播神经网络模型,即 BP 神经网络模型,是最常用、研究最多、认识最清楚的一种人工神经网络模型^[4]。

路基沉降受到多种因素的影响,其变化的规律很难用一个准确的模型来表示。 人工神经网络视传统的函数自变量和因变量为输入和输出,将传统的函数关系式转化为高维的非线性映射,可以将影响地基沉降的众多因素同时考虑,在路基沉降预测中得到广泛应用^[5]。

本文寻求了一种最佳参数配置的 BP 神经网络模型进行路基沉降的预测^[6]。

2 工程实例

本文以京津塘高速公路 K131+610 段的沉降观测数据为例进行模型建立、数据处理以及分析验证。该高速公路起始观测时间为 1987 年 5 月 10 日 終止观测时间为 1991 年 5 月 22 日。取该高速公路 K131+610 段的部分沉降数据(见表 1)进行分析。

对京津塘高速公路 K131+610 段监测实测数据进行 BP 神经 网络模型处理 经试配 模型最佳参数配置如下:

模型结构为 2×15×1。

表 1 K131+610 段实测沉降数据表

衣 1 K131+010 权头测加阵数据衣							
期数	测量时间	累计 时间/d	沉降 量/cm	期数	测量时间	累计 时间/d	沉降 量/cm
1	1987-05-10	0	0.00	25	1988-05-04	360	56.48
2	1987-05-25	15	2.74	26	1988-05-19	375	56.70
3	1987-06-09	30	6.06	27	1988-06-03	390	57.49
4	1987-06-24	45	8.91	28	1988-06-18	405	57.66
5	1987-07-09	60	12.24	29	1988-07-03	420	57.64
6	1987-07-24	75	16.90	30	1988-07-18	435	57.84
7	1987-08-08	90	19.77	31	1988-08-02	450	58.20
8	1987-08-23	105	22.04	32	1988-08-17	465	58.39
9	1987-09-07	120	24.07	33	1988-09-01	480	58.18
10	1987-09-22	135	27.12	34	1988-09-16	495	59.10
11	1987-10-07	150	33.13	35	1988-10-01	510	59.52
12	1987-10-22	165	38.66	36	1988-10-16	525	59.59
13	1987-11-06	180	42.28	37	1988-10-31	540	59.73
14	1987-11-21	195	44.47	38	1988-11-15	555	59.42
15	1987-12-06	210	46.23	39	1988-11-30	570	59.54
16	1987-12-21	225	48.17	40	1988-12-15	585	60.06
17	1988-01-05	240	49.40	41	1988-12-30	600	60.55
18	1988-01-20	255	50.50	42	1989-01-14	615	60.68
19	1988-02-04	270	51.70	43	1989-01-29	630	60.64
20	1988-02-19	285	53.29	44	1989-02-13	645	60.66
21	1988-03-05	300	54.47	45	1989-02-28	660	60.76
22	1988-03-20	315	55.29	46	1989-03-15	675	61.10
23	1988-04-04	330	55.56	47	1989-03-30	690	62.00
24	1988-04-19	345	55.88				
24	1988-04-19	345	55.88				

2 个输入层分别为 :累计天数/d 和沉降量/cm。

1 个输出层为沉降量/cm。

学习速率参数 Eita=1.5 : 平滑因子参数 Alfa=0.7 ;训练控制误差 Error=0.03 ; 分级迭代级数 StepE =7。

其中,训练样本数20 预测样本数20。

利用 BP 神经网络模型对沉降数据进行处理 ,处理结果如表 2 所示。

表 2 BP 神经网络模型数据处理结果表	(cm)
----------------------	------

期数	测量时间	实测 沉降 量	神经 网络 输出值	残 差	期数	测量时间	实测 沉降 量	神经 网络 输出值	残 差
1	1987-08-23	22.04	26.65	-4.61	21	1988-06-18	57.66	53.25	4.40
2	1987-09-07	24.07	28.12	-4.05	22	1988-07-03	57.64	53.61	4.03
3	1987-09-22	27.12	30.13	-3.0	23	1988-07-18	57.84	54.02	3.82
4	1987-10-07	33.13	33.71	-0.5	24	1988-08-02	58.20	54.47	3.73
5	1987-10-22	38.66	37.12	1.54	25	1988-08-17	58.39	54.86	3.53
6	1987-11-06	42.28	39.54	2.74	26	1988-09-01	58.18	55.12	3.06
7	1987-11-21	44.47	41.20	3.27	27	1988-09-16	59.10	55.68	3.42
8	1987-12-06	46.23	42.61	3.62	28	1988-10-01	59.52	56.09	3.43
9	1987-12-21	48.17	44.07	4.09	29	1988-10-16	59.59	56.40	3.19
10	1988-01-05	49.40	45.17	4.23	30	1988-10-31	59.73	56.72	3.01
11	1988-01-20	50.50	46.17	4.33	31	1988-11-15	59.42	56.92	2.50
12	1988-02-04	51.70	47.19	4.51	32	1988-11-30	59.54	57.22	2.32
13	1988-02-19	53.29	48.33	4.97	33	1988-12-15	60.06	57.59	2.47
14	1988-03-05	54.47	49.26	5.22	34	1988-12-30	60.55	57.95	2.60
15	1988-03-20	55.29	50.02	5.28	35	1989-01-14	60.68	58.22	2.46
16	1988-04-04	55.56	50.55	5.01	36	1989-01-29	60.64	58.44	2.19
17	1988-04-19	55.88	51.09	4.79	37	1989-02-13	60.66	58.68	1.98
18	1988-05-04	56.48	51.71	4.77	38	1989-02-28	60.76	58.92	1.84
19	1988-05-19	56.70	52.18	4.52	39	1989-03-15	61.10	59.19	1.91
20	1988-06-03	57.49	52.82	4.67	40	1989-03-30	62.00	59.56	2.44

BP 神经网络模型的数据处理结果与实测沉降数据结果的比较见图 1 ,BP 神经网络模型数据处理结果的精度见表 3 ,BP 神经网络模型数据处理结果的中误差走向趋势见图 2。

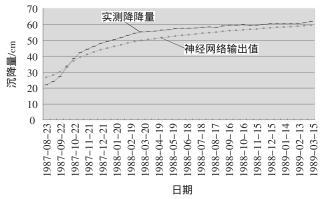


图 1 BP 神经网络模型数据处理结果折线图

表 3 BP 神经网络模型数据处理结果精度表 (cm)

阶段	中误差	最大残差	最小残差	
训练阶段	4.166 891	5.28	-0.58	
预测阶段	3.008 136	4.40	1.84	
全体样本	3.633 996	5.28	-0.58	

由以上表 2×3 以及图 1×8 可以看出,选择 BP 神经网络模型对路基沉降进行预测,可以取得比较好的效果。从整体看 在 40 期数据的处理过程中 BP 神经网络模型的数据处理结果在趋势上与实测沉降数据保持一致,也不存在特别大的异常值。在整个数据处理过程中 最大残差为 $5.2~\mathrm{cm}$ 最小残差为 $0.5~\mathrm{cm}$

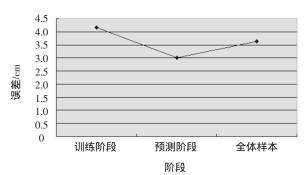


图 2 BP 神经网络模型数据处理结果中误差趋势图

cm。在 20 期数据训练阶段的前三期(即 1987-08-23、1987-09-07 和 1987-09-22),BP 神经网络模型的输出值与实测沉降数据的偏差相对较大,但是从第 4 期开始,BP 神经网络模型的输出值逐渐趋于平稳,与实测沉降曲线保持一致发展。从 1988-06-18 开始,模型进入 20 期的数据预测阶段,在该阶段,BP 神经网络模型的数据处理结果与实测沉降数据之间的偏差逐渐减小,平稳地完成了 20 期沉降数据预测。由此可以看出,BP 神经网络模型的预测误差相对训练阶段的误差较小,该模型取得了较好的预测效果。

3 结论

BP 神经网络模型在该工程实例的数据处理过程中 数 2.44 据训练阶段和数据预测阶段的曲线都可以很好地与实测 数据曲线的发展趋势保持一致。

BP 神经网络模型在数据训练阶段中误差不是很好的条件下,依然可以取得较好的数据预测效果,这是值得深入思考并加以运用的。从该工程实例可以看出 ,BP 神经网络模型作为路基沉降预测的一种方法,可以取得比较好的结果。当然 利用 BP 神经网络模型进行路基预测也存在一些不足之处,如模型参数的确定、训练数据个数确定等。

参考文献

- [1] 吴中如.水工建筑物安全监控理论及其应用[M].北京 高等教育出版社 2003.
- [2] 李涛, 涨仪萍.软土路基沉降的优性组合预测[J].岩土力学与工程学报, 2005, 24(18), 3282-3286.
- [3] 张正禄.工程测量学[M].武汉 武汉大学出版社 2002.
- [4] 胡伍生.神经网络理论及其工程应用[M].北京:测绘出版社 2006.
- [5] 王杜江.BP 神经网络模型预测高速铁路路基沉降的适用性分析[J].地下水 ,2014 ,36(3) :168-170.
- [6] 陈晖东 余湘娟 高磊.越南河内—海防高速公路路基沉降 预测模型研究[J].公路工程 2014(2):16-20.

(责任编辑:邱娅男)

第一作者简介 渐璐岩 ,男 ,1987 年 8 月生 ,2013 年毕业于东南大学(硕士),研究实习员 ,山西省科学技术情报研究所 ,山西省太原市迎泽大街 366 号 ,030001. (下转第 89 页)

河驳岸缺乏植物种植,可以利用在驳岸的斜面中留出一些凹槽,在凹槽内种植植物,选择种植的植物应该是适应当地的生存条件的水生植物。一方面可以利用植物起到对驳岸保护的作用,另一方面可以提高生物的多样性,构建驳岸生态景观,使受污染的水体得到一定的改善,水体系统恢复到健康状态。

5 结语

城市水域驳岸景观生态恢复成了现在城市发展的趋势,城市水域驳岸是水体与陆地交接的特殊地带,在对城市水域驳岸进行生态恢复的时候,应该根据生态学、景观生态学、生物学等多门学科来制定修复模式,探索出一种适合当地城市的生态驳岸修复新模式,合理、有效地利用自然生态资源,从而达到生态系统的相对稳定,人与自然的和谐相处[9]。

参考文献

- [1] 陈云 吴义锋 薜联青.基于复合生态系统的城市河流环境影响指标体系及生态修复模式[J].安徽化工 2008 34(5) 62-63.
- [2] 杨爱民 刘孝盈 李跃辉.水土保持生态修复的概念、分类与技术方法[J].中国水土保持 2005(1):11-13.

- [3] 朱学燕.滨水城市驳岸景观设计方法研究[D].南京:南京林 业大学 2008.
- [4] 王治国.关于生态修复若干概念与问题的讨论[J].中国水土 保持 2003(10) :4-5.
- [5] 李科,尹航,白松辰.环城水系驳岸景观设计初探[J].美苑, 2013(2):65-67.
- [6] 叶春 李春华 陈小刚 等.太湖湖滨带类型划分及生态修复模式研究[J]湖泊科学 2012 24(6) 822-825.
- [7] 金晶 涨饮江 董悦 筹.湖滨带直立式硬质驳岸特征与生态 景观构建模式探析[J].上海海洋大学学报 2013 22(2) 247-251.
- [8] 张饮江 金晶 董悦 等.退化滨水景观带植物群落生态修复技术研究进展[J].生态环境学报 2012 21(7):1366-1371.
- [9] 崔爽 周启星.生态修复研究评述[J].草业科学 2008 25 (1) 87-89.

(责任编辑:张红英)

第一作者简介:陈晓刚,男,1978年9月生,2006年毕业于云南农业大学园林植物与观赏园艺专业,讲师,江西师范大学城市建设学院,江西省南昌市紫阳大道99号,330022.

Study on Landscape's Eco-restoration Mode of Urban Waterfront Revetment

CHEN Xiaogang, WANG Yucheng

ABSTRACT: The urban waterfront revetment, which is a special zone connecting water body and land, possesses higher ecological environmental value, economic value and aesthetic value. This paper analyzes the types of urban waterfront revetment, and by using some relevant technologies of the eco-restoration, puts forward an eco-restoration mode for urban waterfront revetment, which provides the theoretical and practical references for the construction of ecological landscape of urban waterfront revetment to effectively improve the quality of the ecological environment of the waterfront revetment in an all-round way and realize the organic integration of the waterfront revetment and the landscape ecology.

KEY WORDS: waterfront revetment; landscape ecology; eco-restoration mode

(上接第 86 页) Study on the Prediction of Roadbed Settlement of K131+61 Section of Beijing-Tianjin-Tanggu Expressway

JIN Luyan, LI Qiang, LI Jianfeng

ABSTRACT: In the construction of expressway, the roadbed settlement has important influence on the construction quality. However, there are many factors influencing the roadbed settlement, it is very difficult for the traditional liner prediction model to make the unified expression of various influencing factors, and the BP neural?network model, which can transform the functional relation expression into the high—dimensional nonlinear mapping, is widely used in the prediction of roadbed settlement. Taking the project of K131+61 section of Beijing—Tianjin—Tanggu Expressway as an example, this paper probes into the optimum coordination of the parameters of BP neural network model.

KEY WORDS: expressway; roadbed settlement; neural network model; mean square error