

文章编号:1673-2049(2011)01-0070-06

基于 BP 神经网络的既有建筑混凝土强度预测

尤 杰,车 轶,仲伟秋

(大连理工大学 土木工程学院,辽宁 大连 116024)

摘要:在分析检测数据的基础上,提取了结构服役时间、结构建造时间、结构检测时间、混凝土设计强度和混凝土碳化深度等特征参数,建立了预测既有建筑混凝土强度退化的人工神经网络模型。采用动量法和自适应调整法改进了 BP 算法;采用训练好的 BP 神经网络对既有混凝土强度最小值和混凝土强度最大值进行了预测,并与实测值进行了对比。结果表明:利用 BP 神经网络对既有建筑混凝土强度退化进行预测是可行的,该研究成果可为既有建筑大面积的抗震性能普查提供参考。

关键词:BP 神经网络;既有建筑;混凝土强度;动量法;自适应调整法

中图分类号:TU375

文献标志码:A

Predition of Concrete Strength of Existing Buildings Based on BP Neural Networks

YOU Jie, CHE Yi, ZHONG Wei-qi

(School of Civil Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, Liaoning, China)

Abstract: Based on the test data analysis method, characteristic parameters of the existing buildings, i. e. service time, construction time, in-situ inspection time of structure, design value of concrete strength, and carbonation depth of concrete were extracted, and the artificial neural network model was developed to predict the degradation of concrete strength of the existing buildings. The back propagation (BP) algorithm was improved by using the momentum method and adaptive adjustment method. Both minimum and maximum values of concrete strength were predicted using the trained BP neural network and were compared with the measured values. Results show that using BP neural network to predict the degradation of concrete strength of existing buildings is feasible. Results of this study can provide references for the existing building seismic performances of large area surveys.

Key words: BP neural network; existing building; concrete strength; momentum method; adaptive adjustment method

0 引 言

混凝土强度退化规律是既有混凝土结构建筑安全性和抗震性能评价的基本参数。既有建筑混凝土强度的退化受建筑年代、施工质量、外界环境、荷载、

使用时间等诸多因素的影响,其规律具有复杂性、多样性及涉及研究领域广的特点,预测对象为非线性系统。目前,根据试验研究和数据统计方法得到的混凝土强度退化规律难以综合考虑上述全部的影响因素^[1]。

收稿日期:2010-12-10

基金项目:国家重点基础研究发展计划(“九七三”计划)项目(2007CB714202)

作者简介:尤 杰(1984-),男,内蒙古呼和浩特人,工学硕士研究生,E-mail:youjie2003@hit.edu.cn。

人工神经网络(Artificial Neural Network,简称神经网络或 ANN)是在物理机制上模拟人脑信息处理机制的信息系统,它不仅具有处理数值数据的一般计算能力,而且还具有处理知识的思维、学习和记忆能力。神经网络产生于 20 世纪 40 年代,于 20 世纪 80 年代再度兴起并得到飞速发展,它采用类似于“黑箱”的方法,通过学习和记忆,找出输入、输出变量之间的非线性关系,在执行问题和求解时,将所获取的数据输入训练好的网络,依据网络学到的知识进行网络推理,得出合理的答案与结果。1989 年 Adeli 等第 1 次用没有隐含层的感知机来设计简支梁,此后,越来越多的学者将神经网络模型用于土木工程中^[2]。一些学者根据已有混凝土试验资料,建立了反映混凝土各组分与混凝土强度之间复杂非线性关系规律的神经网络模型^[3-6]。

总体看来,目前各国在建立混凝土强度的神经网络预测模型时,大都是直接应用神经网络进行混凝土强度的建模与预测问题的研究^[7-10]。经过研究发现,已有的研究成果主要存在以下问题:

(1)在以往的研究中,混凝土的材料特征和养护参数常被选择为影响混凝土强度的参数,常用的输入参数有水用量、水泥用量、水灰比、水泥强度等级、粗骨料的最大粒径、砂的细度模数、砂率、水灰比、砂子和石子用量、坍落度、外加剂、养护温度、养护湿度、养护压力等,然而在既有建筑的评估中,由于设计资料的缺失和检测条件所限,很难获得上述数据。

(2)现有研究大都是预测混凝土 28 d 的抗压强度值,虽然也有学者考虑了龄期的影响^[11],但所考虑龄期的变化范围只有 7~90 d。既有建筑的存在时间从几年到几十年不等,已有的研究成果显然不适用于既有建筑的研究。

(3)以往采集的混凝土样本数据都是来源于实验室配制或商品混凝土,在自然条件下养护的混凝土与在实际工程中浇注的混凝土工作环境有一定的差异。

(4)通过实际配合比试验测试得到的数据量是十分有限的,一般所选择的样本数据较少,小样本学习问题使得现有的神经网络智能预测方法的预测精度不高。

(5)混凝土抗压强度数据一般都是通过立方体标准试块的压力试验得到的,与实际工程中梁、板、柱的强度会有一定的差别。

本文中笔者收集整理了辽宁大连地区的混凝土结构检测资料,针对既有建筑的特点,提取了结构服

役时间、结构建造时间、结构检测时间、混凝土设计强度和混凝土碳化深度特征参数,在 MATLAB 环境下对标准的 BP 算法进行了改进,建立了计算既有建筑混凝土强度退化的 BP 人工神经网络模型。从非线性的角度,应用神经网络模式识别原理,对非线性系统进行自我学习,对混凝土结构的材料参数进行预测,可以避免基于经验和统计方法的局限性。

根据已有的混凝土结构检测数据建立的既有建筑混凝土强度退化的计算模型主要考虑了混凝土强度随时间的退化规律。数据样本源于既有建筑的检测报告,因而更符合工程实际;收集整理了 272 份检测报告,数据量庞大;将数据分为梁、板、柱 3 类来考虑构件浇注方向、工作方式、工作环境等的差别。

1 BP 神经网络的改进

人工神经网络的种类很多,如 BP 神经网络、径向基网络、模糊神经网络等,但目前在土木工程领域应用最为广泛的一种多层前向型网络是 BP 神经网络,其特点就是前向计算与误差的反向传递。BP 神经网络神经元的变换函数是 S 型函数,可以实现从输入到输出的任意非线性映射。但标准 BP 算法存在以下缺点:①学习效率与稳定性相矛盾,采用梯度算法进行稳定学习要求的学习效率较低,所以通常学习过程的收敛速度很慢;②学习效率的选择缺乏有效的方法;③训练过程中可能陷入局部最小,找不到某个具体问题的解;④没有确定层神经元数的有效方法,太少的神经元会导致网络“欠适配”,太多的隐含层神经元又会导致“过适配”。

针对标准 BP 算法的上述不足,笔者在 MATLAB 环境下对原始的 BP 算法进行了改进,改进措施如下:①利用 MATLAB 神经网络工具箱中的函数 `traindx()`,并采用动量法和学习率自适应调整这 2 种策略,提高了学习速度并增加了算法的可靠性;②利用设计隐含层神经元数目可变的 BP 神经网络来确定最佳的隐含层神经元个数;③在 BP 神经网络训练过程中陷入误差性能函数局部最小时,通过改变其初始值,并经多次训练,以获得全局最小。

2 基于 BP 神经网络的混凝土强度预测

2.1 结构特征参数的选取

在混凝土结构检测中,可以得到多个结构特征参数:结构建造地点、结构服役时间、结构建造时间、结构形式、混凝土强度设计值、混凝土强度实测值、混凝土强度测试方法、混凝土保护层厚度、混凝土碳

化深度及裂缝宽度等。在这些参数中,有些参数影响较小,通过分析筛选出检测数据中最普遍、特征最明显且便于分析计算的参数用于混凝土强度退化的预测^[12]。

既有建筑一般为不同时间建造,设计标准、建造水平等对混凝土强度均有影响。通过对多组检测数据的研究,最终选取结构的时间特征参数(结构服役时间 T 、结构建造时间 t_1 、结构检测时间 t_2)和材料参数(混凝土设计强度 f 、混凝土碳化深度 h)作为模型的输入参数。由于不可能精确预测既有混凝土强度值,因此采用混凝土实测强度最小值、混凝土实测强度最大值作为模型的输出参数。

2.2 BP 神经网络的设计

2.2.1 训练集和测试集数据的选取

整理所收集的检测数据,考虑到结构形式不同可能对构件的工作性能产生影响,将数据分为梁、板、柱 3 类,每类数据单独进行研究。一般需要将数据分成独立的 2 个部分:训练集和测试集。训练集数据用来训练网络模型,测试集数据用来验证网络训练的结果。如果没有测试集,会出现训练数据过拟合,即这样的数据只对进行训练的数据拟合性较好,而对新的和训练集以外的数据拟合性较差。试验证明,保留总体数据约 10% 作为测试集较为合适。训练集和测试集都是从样本中随机抽取。

本文中收集整理了 272 份检测报告,为了避免构件不同对混凝土强度的影响,将数据分为梁、板、柱 3 类,其中梁数据 221 组,板数据 127 组,柱数据 245 组。每种类型数据随机排序后平均分成 4 份,用 K 折交叉验证法选择训练集和测试集数据。 K 折交叉验证法就是将样本打乱,然后平均分成 K 份,轮流选择其中 $K-1$ 份训练,剩余的 1 份做验证,计算预测误差平方和,最后把 K 次的预测误差平方和再取平均值,将其作为选择最优模型结构的依据。为了使训练收敛到预期的目标值,人为剔除一些显然有错或影响收敛的数据,最终梁、板、柱分别选取 189、110、215 个样本,用于 BP 神经网络的训练,选取 30、16、30 个样本,用于 BP 神经网络的测试。

2.2.2 网络层数的确定

理论研究证明,增加隐含层层数或隐含层的神经元数目都可以提高网络精度。由于增加隐含层的层数使网络复杂化,增加了网络权值的训练时间,且增加隐含层神经元数目的训练效果比增加层数更容易观察和调整,因此,采用含一个隐含层的 BP 神经网络结构,通过改变隐含层中神经元数目的方法来

提高网络精度。

2.2.3 隐含层神经元数目的确定

隐含层神经元数目的确定是一个比较复杂的问题,主要根据经验和试验来确定,常用的 2 个经验公式为^[13-21]

$$s = \sqrt{0.43mn + 0.12n^2 + 2.54m + 0.77n + 0.35} + 0.51 \tag{1}$$

$$s = \log_2 m \tag{2}$$

式中: s 为隐含层单元数; m 为输入单元数; n 为输出单元数。

首先根据经验公式估计神经元的数目大致在 6 到 30 之间,为了确定 BP 神经网络的最优结构,设计一个隐含层神经元数目可变的 BP 神经网络,通过误差对比,确定最佳的隐含层神经元数目,并检验隐含层神经元数目对网络性能的影响。求出梁、板、柱 3 类数据隐含层神经元数目分别从 6 到 30 的网络训练误差,从中选取误差最小的,最终确定梁、板、柱隐含层神经元数目分别为 16、11、24。

2.2.4 期望误差的选取

在设计网络的训练过程中,期望误差值也应当通过对比训练确定一个合适的值,即相对于所需要的隐含层的节点数来确定,因为较小的期望误差值是要靠增加隐含层的节点以及训练时间来获得的。本文中同时对 2 个不同期望误差值进行训练,最后通过综合考虑来确定采用其中的一个网络。

根据试验结果,最后建立的 BP 神经网络结构如图 1 所示。该网络包含:由 5 个神经元组成的输入层,用来输入所选取的 5 个结构特征参数(T 、 t_1 、 t_2 、 f 、 h);由若干个(梁模型含 16 个神经元,板模型含 11 个神经元,柱模型含 24 个神经元)神经元组成的隐含层(预测梁、板、柱混凝土强度时分别取 16、11、24 个神经元);由 2 个神经元组成的输出层用来输出 2 个预测参数 f_{\min} 、 f_{\max} 。

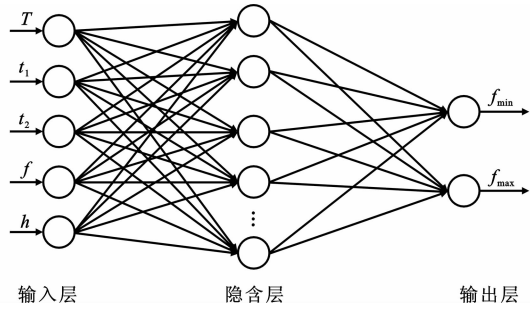


图 1 BP 神经网络结构

Fig. 1 BP Neural Network Structure

2.3 BP 神经网络的训练

在 MATLAB 环境中 BP 神经网络隐含层的传递函数采用对数 S 型传递函数,输出层神经元采用线性传递函数。起始学习效率为 0.1,动量因子为 0.9。规定最大训练步数为 10 000,均方误差为 0.02。梁、板、柱 3 类数据训练误差曲线下下降平缓,收敛较好。

3 BP 神经网络测试结果分析

采用测试样本对训练好的网络进行测试,将测试结果与回归公式结果进行比较,并分析网络的可用性。

既有建筑的混凝土强度服从正态分布,但是其平均值随结构服役时间变化,因此,研究人员常用非平稳正态随机过程来描述既有建筑的混凝土强度。最具有代表性的是牛荻涛等^[22]根据对大量实测数据的回归分析得到的混凝土平均强度的经时数学模型,即

$$\mu_f(t) = \eta(t) \mu_{f0} \tag{3}$$

式中: t 为时间; $\mu_f(t)$ 为既有混凝土抗压强度平均值; μ_{f0} 为混凝土 28 d 抗压强度平均值; $\eta(t)$ 为随时间 t 变化的函数,表示混凝土强度平均值的变化规律。

混凝土强度平均值的变化规律可以由式(4)计算,即

$$\eta(t) = 1.452\,9e^{-0.024\,6(\ln t - 1.715\,4)^2} \tag{4}$$

由回归公式计算的混凝土强度平均值与由 BP 神经网络预测的混凝土强度平均值比较见图 2。

由图 2 可知,BP 神经网络模型具有较高计算精度,能够很好地预测既有建筑的混凝土强度值。回归公式计算较复杂,不易被设计工程师所接受,而且准确性较差。

图 3~5 为梁、板、柱混凝土强度的目标值与计算值的比较结果。由图 3~5 可知:混凝土强度最小值的拟合情况比混凝土强度最大值的拟合情况要好;目标值与计算值大部分拟合较好,数据点大都分布在过原点斜率为 1 的直线附近,少部分点偏离较大。分析其原始数据,发现这些组数据都是源于 20 世纪 90 年代之前建造的结构,而本文数据以 20 世纪 90 年代以后建造的结构为主,因此不能很好地反映既有建筑的材料性能。

由测试结果来看,训练好的网络能够较好地预测结构的材料性能参数,预测混凝土强度的最小值更为精确。由于本文中收集的检测数据具有一定局

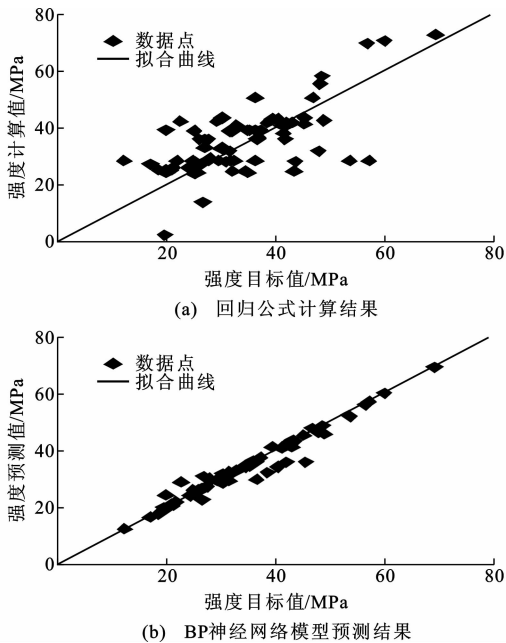


图 2 回归公式计算结果与 BP 神经网络预测结果的比较
Fig. 2 Comparisons of Prediction Results Between Regression Equations and BP Neural Network

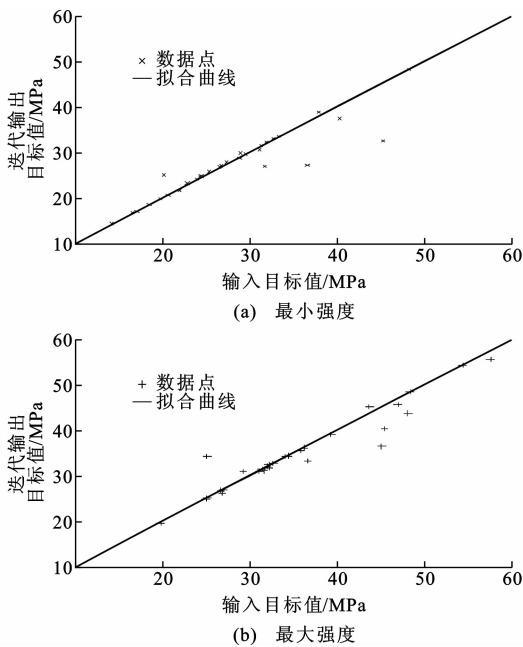


图 3 梁的混凝土强度预测结果
Fig. 3 Prediction Results of Concrete Strength of Beams

限性,不适用于 20 世纪 90 年代之前建造的结构混凝土强度值的预测,如果增大数据量,扩充数据的分布范围,会取得更好的精度,适用性更广。

4 结 语

(1)通过对相关数据的处理,证明本文中利用 BP 神经网络进行混凝土强度退化预测是实用且可

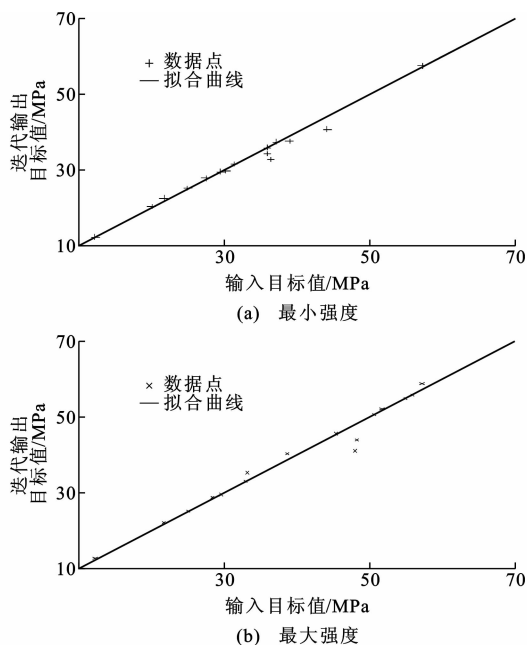


图4 板的混凝土强度预测结果

Fig. 4 Prediction Results of Concrete Strength of Slabs

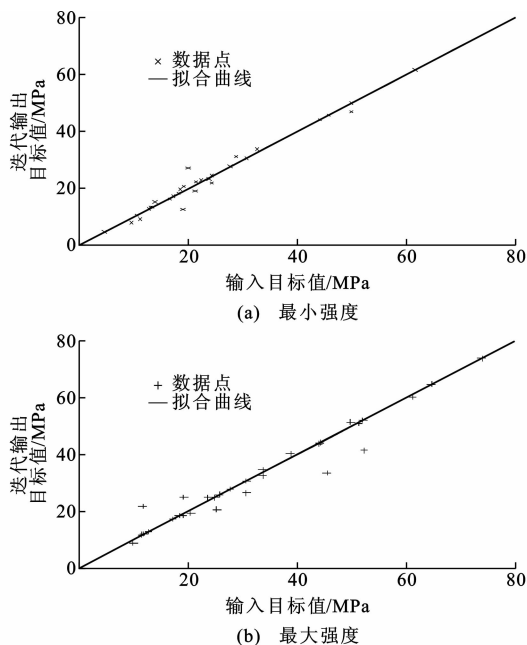


图5 柱的混凝土强度预测结果

Fig. 5 Prediction Results of Concrete Strength of Columns

行的。基于实际工程的混凝土检测数据和模式识别诊断技术,将计算机技术、神经网络技术应用到实际工程中,为混凝土强度退化预测提供了一种新方法。

(2)分析了传统BP算法存在的缺陷,提出了一种性能更好的BP神经网络模型。改进后的BP神经网络改善了算法的收敛性,并提高了学习速度,与传统的回归方法相比,具有高鲁棒性和高精度,大大提高了数据计算的速度与精度。

(3)采用基于检测数据的分析方法对既有建筑混凝土强度进行预测,而不是采用传统的混凝土主成分和养护因素的分析方法。原始样本数据更贴近工程实际,所选因素更充分地表达了混凝土强度随时间退化的规律,为大面积普查既有建筑的抗震性能奠定了基础。

参考文献:

References:

- [1] 刘青峰. 神经网络智能诊断系统在混凝土结构中的应用研究[D]. 湘潭:湘潭大学,2006.
LIU Qing-feng. Applicative Research of the Neural Network Intelligent Diagnosis System in Concrete Structure[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2006.
- [2] 姜绍飞, 钟善桐. 神经网络在结构工程中的应用[J]. 哈尔滨建筑大学学报, 1998, 31(6): 129-134.
JIANG Shao-fei, ZHONG Shan-tong. The Application of Neural Networks in Structural Engineering[J]. Journal of Harbin University of Civil Engineering and Architecture, 1998, 31(6): 129-134.
- [3] REN L Q, ZHAO Z Y. An Optimal Neural Network and Concrete Strength Modeling[J]. Advances in Engineering Software, 2002, 33(3): 117-130.
- [4] DIAS W P S, POOLYADDA S P. Neural Networks for Predicting Properties of Concretes with Admixtures[J]. Construction and Building Materials, 2001, 15(7): 371-379.
- [5] 赵复笑, 杨殿海, 陈宏. 基于神经网络的沥青混凝土路面使用性能预测[J]. 沈阳建筑工程学院学报: 自然科学版, 2004, 20(2): 121-123, 146.
ZHAO Fu-xiao, YANG Dian-hai, CHEN Hong. Asphalt Concrete Pavement Performance Forecast Based on Neural Network[J]. Journal of Shenyang Architectural and Civil Engineering University: Natural Science, 2004, 20(2): 121-123, 146.
- [6] SEBASTIA M, OLMO I F, IRABIEN A. Neural Network Prediction of Unconfined Compressive Strength of Coal Fly Ash-cement Mixtures[J]. Cement and Concrete Research, 2003, 33(8): 1137-1146.
- [7] 丁声荣, 余隼伟. 混凝土的强度预测及其配合比优化设计研究[J]. 山西建筑, 2008, 34(34): 1-2.
DING Sheng-rong, YU Wei-wei. Forecast of Concrete Strength and Its Optimal Mixture Rate Design Research[J]. Shanxi Architecture, 2008, 34(34): 1-2.
- [8] 余雪娟. 基于神经网络的混凝土强度预测[J]. 工程质量, 2008(7): 40-42, 46.
YU Xue-juan. Prediction Model of Concrete Strength by Artificial Neural Network[J]. Quality of Civil En-

- gineering and Construction, 2008(7):40-42, 46.
- [9] 韩 越, 张新东. 再生混凝土强度预测的神经网络模型[J]. 混凝土, 2008(4):22-23, 26.
HAN Yue, ZHANG Xin-dong. Neural Network Model of the Recycled Concrete Strength[J]. Concrete, 2008(4):22-23, 26.
- [10] 陈 强, 王新刚. 人工神经网络在混凝土强度预测中的应用[J]. 工业建筑, 2007, 37(增1):1013-1016.
CHEN Qiang, WANG Xin-gang. The Application of ANN in Forecast to Concrete Strength[J]. Industrial Construction, 2007, 37(S1):1013-1016.
- [11] 崔 猛, 王新刚. 混凝土强度预测的人工智能方法[J]. 山西建筑, 2008, 34(27):99-101.
CUI Meng, WANG Xin-gang. Artificial Intelligent Method for Strength Prediction of Concrete [J]. Shanxi Architecture, 2008, 34(27):99-101.
- [12] 周开利, 康耀红. 神经网络模型及其 MATLAB 仿真程序设计[M]. 北京:清华大学出版社, 2005:88-89.
ZHOU Kai-li, KANG Yao-hong. Neural Network Model and MATLAB Simulated Program Design [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 88-89.
- [13] 张艳梅, 王 锋, 仲伟秋. 基于神经网络的混凝土构件质量识别[J]. 鞍山钢铁学院学报, 2002, 25(1):29-32.
ZHANG Yan-mei, WANG Feng, ZHONG Wei-qiu. Quality Examination for Concrete Members Based on Neural Network Technique[J]. Journal of Anshan Institute of Iron and Steel Technology, 2002, 25(1):29-32.
- [14] 高大启. 有教师的线性基本函数前向三层神经网络结构研究[J]. 计算机学报, 1998, 21(1):80-86.
GAO Da-qi. On Structures of Supervised Linear Basis Function Feed Forward Three-layered Neural Networks[J]. Chinese Computers, 1998, 21(1):80-86.
- [15] MIRCHANDANI G, CAO W. On Hidden Nodes for Neural Nets[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1992, 36(5):661-664.
- [16] 叶爱文, 谢慧才. 混凝土中钢筋直径雷达检测的神经网络方法[J]. 建筑科学与工程学报, 2008, 25(4):105-110.
YE Ai-wen, XIE Hui-cai. Neural Network Method of Diameter Detection of Rebar in Concrete by Using GPR[J]. Journal of Architecture and Civil Engineering, 2008, 25(4):105-110.
- [17] 刘义艳, 段晨东, 巨永锋, 等. 基于神经网络与特征融合的损伤诊断方法[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2008, 28(6):106-110.
LIU Yi-yan, DUAN Chen-dong, JU Yong-feng, et al. Diagnosis Method of Structure Damage Using Neural Network and Feature Fusion[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2008, 28(6):106-110.
- [18] 杨文娟. 神经网络和主元分析-神经网络软测量技术在污水处理系统中的应用[J]. 地球科学与环境学报, 2008, 30(1):101-106.
YANG Wen-juan. Soft Sensors with ANN and PCA-ANN for Wastewater Treatment System[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2008, 30(1):101-106.
- [19] 董贤哲, 张军平. 补偿模糊神经网络在砂土液化势评价中的应用[J]. 地球科学与环境学报, 2008, 30(1):64-68.
DONG Xian-zhe, ZHANG Jun-ping. Application of Compensative Fuzzy Neural Network in Assessment of Sand Liquefaction Potential[J]. Journal of Earth Sciences and Environment, 2008, 30(1):64-68.
- [20] 潘文超. 以广义回归神经网络预测共同基金报酬[J]. 长安大学学报:社会科学版, 2007, 9(4):55-58.
PAN Wen-chao. Forecast for Mutual Fund Returns with General Regression Neural Network[J]. Journal of Chang'an University: Social Science Edition, 2007, 9(4):55-58.
- [21] 郭 琦, 贺拴海, 白 云. 基于神经网络的简支梁桥预应力衰减评估模型[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2007, 27(6):53-57.
GUO Qi, HE Shuan-hai, BAI Yun. Evaluation Model on Prestress Attenuation of Simple Span Bridges Based on Neural Networks[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition, 2007, 27(6):53-57.
- [22] 牛荻涛, 王庆霖. 一般大气环境下混凝土强度经时变化模型[J]. 工业建筑, 1995, 25(6):36-38.
NIU Di-tao, WANG Qing-lin. Models of Concrete Strength Changing with Time in General Air Environment[J]. Industrial Construction, 1995, 25(6):36-38.