

基于遗传算法的 BP 神经网络在城市用水量预测中的应用

严 旭 李思源 张 征
(华中科技大学自动化学院 武汉 430074)

摘 要 城市用水量的准确预测对供水系统的调度、改进具有重要意义。为解决传统 BP 神经网络预测模型易陷入局部极小、调整权值和参数需要不断尝试等问题,选用基于生物进化理论的遗传算法(Genetic Algorithms,GA)对其进行优化,提出了以 GA 优化 BP 网络的算法(GA-BP)。同时,针对以往 BP 神经网络预测模型因输入变量选取不当导致的误差精度过低的缺点,通过分析城市时用水量变化规律,得到合适的输入变量。最后,建立预测模型并使用历史数据进行训练和仿真。将预测模型应用于深圳市某供水公司,结果表明,该网络模型在城市时用水量预测中具有可靠性和适用性。

关键词 BP 神经网络,遗传算法,GA-BP,时用水量预测

中图分类号 TU991.31 文献标识码 A

Application of BP Neural Network Based on Genetic Algorithms in Prediction Model of City Water Consumption

YAN Xu LI Si-yuan ZHANG Zheng

(Automation School, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract The accurate prediction on urban water consumption is of great importance in management and improvement of water supply system. Traditional BP neural network prediction model is prone to problems like local minimum, weights adjustment and constant testament of parameters. Based on these confinements, genetic algorithms based on biological evolutionary theory was given to upgrade BP neural network algorithms, thus producing a new method namely GA-BP. Meanwhile, in view of the very low error accuracy resulted from unsuitable selection of input variables in traditional BP algorithms, this thesis analyzed the change rule of the urban water consumption to get suitable input variables. Then a prediction model was built with testament and simulation of historical data. The application of such prediction model was finally applied to a water supply company in Shenzhen. Its result indicates that the GA-BP is reliable and practical in predicting urban water consumption.

Keywords BP neural network, Genetic algorithms, GA-BP, City hourly water consumption prediction

预测城市用水量可为供水系统优化调度、管网改扩建以及城市总体规划提供依据^[1],小范围区域的用水量预测同时可以提供可疑漏损网点的线索,便于及时排查和检修。用水量预测的精确性研究具有重要意义,并且一直是研究的重点。目前,城市时用水量预测常用的方法有人工神经网络法、灰色预测法、系统动力学、Volterra 滤波器预测法、支持向量机预测法,以及各种单一预测方法的组合方法等。

BP 神经网络具有大规模并行处理效率高、学习能力强以及高度非线性等特点^[2],能很好地适应城市短期用水量预测的要求。但是 BP 网络存在易陷入局部极小、训练时间较长、需要不断尝试来调整网络的结构和参数等缺点^[3],给预测模型的建立带来了困难。针对这个问题,本文选择使用遗传算法优化三层 BP 网络的连接权及其网络结构,充分利用 GA 在进化过程中能以较大概率搜索到全局最优解的优势,得到最佳结构;并根据分析出的时用水量变化规律选择合理的输

入变量,以此来建立时用水量预测模型。以往使用 GA-BP 进行预测研究未能根据时用水量的变化规律来选择输入变量,这种盲目选择输入变量的方法影响了模型的预测精度。而本文算法建立的预测模型有效地提高了 BP 神经网络的预测精度和收敛速度。

1 BP 神经网络和遗传算法的基本原理

1.1 BP 神经网络的基本原理

BP 神经网络(Back-Propagation Network)基于误差反向传播算法(BP 算法,一种梯度下降、监督式学习算法),由一个输入层、一个输出层和一个或多个隐含层构成,各层次的神经元之间单项全互联连接,是由非线性变换单元组成的前馈型网络^[3,4],如图 1 所示。

BP 神经网络的学习过程由正向传播和反向传播两部分组成。在正向传播过程中,输入信息经隐层单元逐层处理并

严 旭(1992—),男,硕士生,主要研究方向为城市智能化、分子计算,E-mail:yanxu_yincent@hust.edu.cn;李思源(1993—),女,硕士生,主要研究方向为城市智能化;张 征(1976—),男,博士,副教授,主要研究方向为普适计算、物联网与城市智能化、分子计算等(通信作者)。

传向输出层,若输出层实际输出值与期望值误差不满足要求,则转入反向传播过程,将误差信号沿原来连接通路返回,通过修改各层神经元的权值,逐层向输入层传递并进行计算从而使误差减小;然后再转入正向传播过程,如此反复迭代,直到误差落入允许范围为止^[3]。

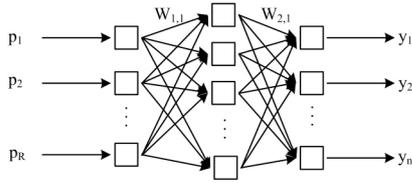


图1 误差反向传播网络结构

神经网络具有自适应、自组织、自学习的能力,可以处理多种变化的信息,通过有监督和无监督的学习,可以实现对任意复杂函数的映射,从而适应环境的变化,能较好地应用于用水预测^[5]。但是由于BP算法是基于误差梯度下降的权重修改原则,不同的初始权值会导致完全不同的结果,一旦取值不当,就会引起网络的振荡而不能收敛,即使收敛也会导致训练时间过长,极易陷入局部极值^[5]。因此单纯在用水量预测中使用BP神经网络尚存在一定的缺陷。

1.2 遗传算法优化BP神经网络的方法

遗传算法是受生物进化论启发,通过模拟自然界遗传进化机理得到的一个能并行随机搜索的优化算法,该算法把自然生物界“适者生存,优胜劣汰”的进化思想运用到优化参数构成的编码串联群体中,以选取的适应度函数为依据并经过遗传过程中的选择、交叉和变异等操作对不同个体进行筛选,进而保存适应度高的个体,淘汰掉适应度低的个体,使得新的群体在继承了上一代知识的同时能优于上一代的结果,以此方法不断循环,直至达到结束条件,算法结束并退出^[6,8]。

遗传算法能进行全局优化,并且能在不依赖具体问题的情况下直接搜索,仅需给出目标函数的描述,从一组随机产生的称为“种群”的初始解开始,从全局空间中出发,搜索问题的最优解^[9,10]。遗传算法优化神经网络的基本思想:改变BP网络单纯利用误差反向传播来修正网络权值和阈值的方法,利用遗传算法全局性搜索的特点,寻找最为合适的初始网络连接权和网络结构^[11]。将GA和BP算法结合起来,形成GA-BP混合训练算法,以GA优化BP网络的初始值和阈值,再由BP算法按负梯度方向修正网络权值及阈值,进行网络训练。

由映射定理可知,一个3层前馈型BP网络能实现任意给定的映射。本文采用包含一个输入单元、一个隐层单元和一个输出单元的3层BP网络结构,实现用水量预测。使用GA优化一个3层网络连接权值和结构的算法。步骤描述如下:

- (1)对结构进行编码,随机生成有N个个体的初始群体,每个个体代表一个神经网络;
- (2)解码当前代中的每个个体,得到一个结构,并用此构造神经网络;
- (3)用预定义的学习参数和权值训练每个神经网络;
- (4)根据训练结果计算每个个体的适应度;
- (5)选择若干最优个体,保留到下一代;
- (6)使用搜索算子,如交叉、变异等处理当前一代群体并生成下一代群体;

- (7)重复步骤(2)到步骤(6),直到满足终止条件;
- (8)用当前群体的最优个体初始化BP网络;
- (9)用预设的算法参数训练BP网络;
- (10)算法终止直到满足某一条件。

2 时用水量变化规律分析和输入变量的选择

要得到比较可观的预测结果,往往需要对用水量变化的规律做出分析,并进一步根据分析出的特征选取合适的输入变量,由此组成样本集进行训练。

根据以往城市用水量的影响因素的相关研究,季节、天气温度、生活习惯、节假日、生产和生活条件等诸多因素都会对城市用水量的变化产生影响,导致城市时用水量变化的同时具有周期性、趋势性及随机扰动性成分^[12]。但通过对大量的历史用水数据的分析可以发现,城市用水量曲线呈现3个周期性的变化,即:一天(24h)为一个周期、一星期(7d)为一个周期、一年(365d)为一个周期^[13],并长期受人口增长、社会生产和经济活动的变化影响。若仅仅考虑一天内各时段的用水变化,即以1h为单位时间长度,季节气候和社会活动等因素的影响则显得十分缓慢,此时供水系统时用水量的变化主要呈现趋势性和周期性。

对深圳市某用水大户的历史用水数据进行分析。现抽取2015年10月11日至10月17日这一周内每日各时段用水量数据,如图2和图3所示。

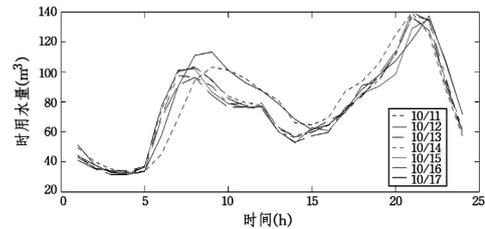


图2 1天内各时段的用水量变化比较

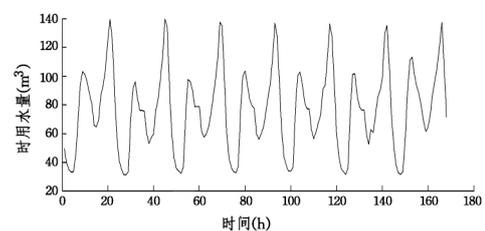


图3 一周内各小时的用水量变化

对上述两图进行分析,得出以下结论:每日各时段用水量的变化大致呈现出相同的走势;早上五点左右,人们开始活动,直到当天九点至十一点,用水第一次达到峰值;从此刻起再到下午三点,用水量呈明显下降趋势;再到晚上八点至十点,用水量再次达到最高峰,之后再次下降。每天的用水变化与居民的作息习惯之间存在极大且稳定的相关性。此外,由图3可知,每周的时用水量变化呈现出以日为单位的周期性,且连续每天的变化趋势比较稳定。

由一周内用水量的变化曲线可知,用水量受到天气、温度等因素影响,产生的变化趋势比较缓慢,故不将各影响因素选为输入变量。利用时用水量在一定时间周期内呈现出的趋势

性和周期性的特点,将预测点的临近时刻用水量 and 前 3 天同段时间内的用水量选作输入变量。即预测当天某 t 时刻的时用水量 $Y(t)$,需要以前 3 天 $t, t-1, t-2, t-3$ 时刻和当天 $t-1, t-2, t-3$ 时刻共 15 个用水数据为输入变量。由此确定了输入变量的方案。

3 应用实例及结果分析

3.1 模型的建立

本文建立一个具有单隐层 BP 神经网络结构的预测模型,模型输入层神经元的个数为 15,输出层神经元个数为 1。另外,本文采用根据经验公式来计算隐层神经元个数的方法。结合 $\sqrt{mn}, 0.5(m+n)+a(a=1, 2, \dots, 10), \dots, 2m+1(m, n$ 分别表示输入层和输出层神经元节点数)等多个经验公式确定隐层神经元数目的范围,再通过试凑法,经多次实验比较,确定模型的隐含层神经元最佳数目为 25。

关于训练函数的选择问题,不同的训练函数采用不同的算法。其计算速度、收敛速度及其迭代次数不尽相同,并且对内存要求依研究对象的复杂程度、训练集大小、网络的大小及误差容限的要求等存在差异^[14,15],因此,训练函数的选取极为重要。将常用的训练函数应用于本文模型中进行实验和比较,得出结论:trainlm 训练函数的收敛效果较好,trainbr 训练函数得到的绝对误差相对较小,其他训练函数的收敛性能和准确度较差。经过进一步比较发现:trainbr 训练函数避免了以尝试的方法决定最佳网络规模的大小,可使网络具有较强的泛化能力;且相对于 trainlm 来说,trainbr 具有较好的抗噪容错能力。故对于本文这种中等规模且包含异常数据等特点的网络模型,选择 trainbr 作为训练函数更佳。

模型的输出即为某时刻用水量的预测值 $Y(t)$,输入为当天 $t-1, t-2, t-3$ 时刻及前 3 天的 $t, t-1, t-2, t-3$ 时刻的 15 个历史用水数据。模型表示如下:

$$Y(t) = f(X(t-1), X(t-2), X(t-3), X_{d-1}(t), X_{d-1}(t-1), X_{d-1}(t-2), X_{d-1}(t-3), X_{d-2}(t), X_{d-2}(t-1), X_{d-2}(t-2), X_{d-2}(t-3), X_{d-3}(t), X_{d-3}(t-1), X_{d-3}(t-2), X_{d-3}(t-3))$$

其参数的含义:以 $X_{d-2}(t-2)$ 为例,表示 $2d$ 前的 $t-2$ 时刻的用水量。

3.2 误差评价函数的确定

本文采用了两种不同的评价准则作为模型预测结果评估标准。

平均相对误差 e_{mape} :反映了预测曲线与实际观测曲线之间形状的相似(相关)程度,取值大于或等于零,没有误差时等于零。

$$e_{mape} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - X_i}{X_i} \right| \times 100\%$$

均方根相对误差 e_{mse} :反映了预测值对实际观测值的平均相对偏离程度,取值大于或者等于零,当无误差时等于零。

$$e_{mse} = 100\% \times \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{Y_i - X_i}{X_i} \right)^2}$$

其中, Y_i 表示第 i 个预测值, X_i 表示第 i 个实际值, n 表示预测值个数。

这两种误差评价函数能从不同的侧面和角度描述误差的特征^[16]。

3.3 实例预测与分析

本文以每天 19 时(19:00-20:00)这 1h 内的时用水量预测为例,通过训练样本进行训练,并对测试样本预测值和实际值进行分析。

选取 2013 年 2 月 6 日至 9 月 3 日的时用水量作为训练样本,2013 年 9 月 4 日至 11 月 7 日的时用水量作为测试样本,经过 100 次遗传迭代得到最优个体,最优个体经解码后即得 BP 网络的初始权值和阈值。通过优化的初始值,对网络进行训练。

以每天 19 时这一个小时内的时用水量为预测目标,分别使用遗传算法优化的 BP 神经网络方法、传统的 BP 神经网络方法以及小波神经网络方法(以 BP 神经网络拓扑结构为基础的改进方法,选取小波基函数作为隐含层节点的传递函数)进行预测。为了证明遗传算法优化的 BP 神经网络的快速收敛性,将程序运行过程中均方差的变化过程记录下来,结果如表 1 所列。训练结果的最终误差比较如表 2 所列。图 4 和图 5 为测试样本预测结果和预测误差变化过程。

表 1 训练方法收敛情况的比较

使用方法	第 m 次迭代的均方差			
	$m=500$	$m=1000$	$m=1500$	$m=2000$
传统 BP 神经网络方法	0.0041623	0.000914	0.000628	0.00055961
本文方法	0.0025200	0.000842	0.000592	0.00028272

表 2 训练方法的误差比较

使用方法	均方误差 e_{mse}	平均相对误差 e_{mape}
BP 神经网络方法	4.9474	4.84%
小波神经网络方法	4.5345	4.81%
本文方法	3.6696	3.90%

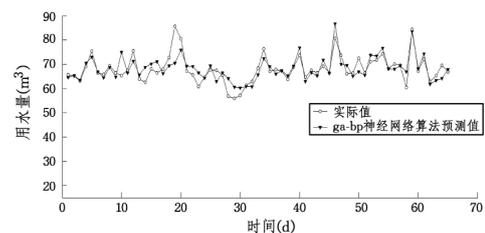


图 4 19:00-20:00 时用水量预测值和实际值变化情况

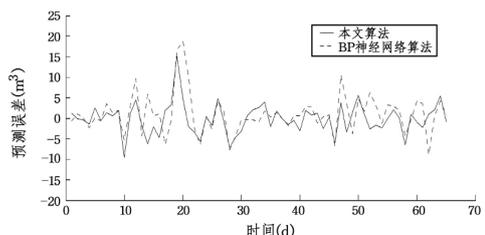


图 5 19:00-20:00 时用水量预测误差比较

从预测结果来看,使用本文算法时近 96% 的预测值误差都在 10% 以内,70% 的预测值误差低于 5%,平均相对误差 e_{mape} 为 3.9%,远远小于 10% 的标准。与其他两种方法相比,本文算法的预测准确度明显高于传统的 BP 神经网络算法和小波神经网络方法。在迭代过程中,用遗传算法优化的 BP 神经网络算法相对于传统的 BP 神经网络算法的收敛速度有明显

的提高,从表 1 即可得到例证。因此,运用本文算法来预测时用水量具有较高的精度和可靠性。

结束语 本文分析了 BP 神经网络算法作为时用水量预测算法的不足,并提出使用遗传算法对 BP 神经网络进行优化的思路;分析历史用水数据的变化规律和影响因素,选取了适当的输入变量组成样本集,并且经过多次尝试和比较,选取了合适的网络参数;最后,将深圳某用水大户的用水数据分别用于本文建立的预测模型、传统的 BP 神经网络预测模型以及小波神经网络这种改进的 BP 神经网络预测模型中进行仿真。结果表明,本文算法相对于传统 BP 神经网络方法收敛速度快,且其预测精度明显高于 BP 神经网络模型和其他改进的 BP 神经网络模型,克服了 BP 神经网络算法的不足,有较高的可靠性和较好的应用性。

参考文献

- [1] 刘洪波,郑博一,蒋博龄.基于人工鱼群神经网络的城市时用水量预测方法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2015(4):373-378
- [2] Cheng Q, Ni-Bin C. System dynamics modeling for municipal water demand estimation in an urban region under uncertain economic impacts. [J]. Journal of Environmental Management, 2011, 92(6): 1628-1641
- [3] 董长虹. Matlab 神经网络与应用[M].北京:国防工业出版社,2003:35-48
- [4] 张宏伟,牛志广.神经网络法建立城市供水管网宏观模型的研究

- [5] 周艳春,李树平,赵子威,等.基于 BP 神经网络工具箱的城市短期用水量预测[J].给水排水,2015(S1):375-377
- [6] 陆健.基于 BP 神经网络和遗传算法的城市供水系统优化调度模型研究[D].河海大学,2007
- [7] 储诚山,张宏伟,郭军.基于遗传算法和 BP 神经网络的用水量预测[J].中国农村水利水电,2006(4):36-38
- [8] Dybowski R, Weller P, Chang R, et al. Prediction of outcome in critically ill patients using artificial neural network synthesised by genetic algorithm [J]. Lancet, 2008, 18(7): 545-9
- [9] 周明.遗传算法原理及应用[M].北京:国防工业出版社,1999:23-48
- [10] 王德明,王莉,张广明.基于遗传 BP 神经网络的短期风速预测模型[J].浙江大学学报(工学版),2012(5):837-841,904
- [11] 金龙,吴建生,林开平,等.基于遗传算法的神经网络短期气候预测模型[J].高原气象,2005,24(6):981-987
- [12] 刘洪波,张宏伟,田林.人工神经网络法预测时用水量[J].中国给水排水,2002,18(12):39-41
- [13] 袁伟,陈晓东.基于 GA-BP 神经网络与 LSSVM 支持向量机的日用水量组合预测模型[J].水电能源科学,2015(10):33-37
- [14] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2007:47-66
- [15] 崔丽杰.基于 BP 神经网络的训练函数选取研究[J].科技创新导报,2014(36):27-27
- [16] 陈丽琳.基于多嵌入维数的时用水量 LSSVM 组合预测[J].机电工程,2012,29(7):869-872

(上接第 546 页)

结束语 本文在 $\mu\text{C}/\text{OS-II}$ 的基础上加入分区机制和访问控制机制,扩展了原有系统的任务调度功能,并在此基础上提出了新的分区调度算法。该算法不仅可以保证低关键级别分区中的任务在时间充裕的情况下不会抢占高关键级别分区中的任务,而且可以提供较高的系统吞吐量和任务可调度性,使得整个系统变得更加可靠、安全、耐用。因此,本文提出的内核设计具有很大的应用价值,同时也存在一定的进步空间。可以对以下几个方面进行更深入的研究:1)更加复杂的任务模型,以及任务间协作和资源共享等复杂场景下的系统可靠性;2)适用范围更广的访问控制模型。

参考文献

- [1] Han S, Jin H W. Resource partitioning for Integrated Modular Avionics: comparative study of implementation alternatives[J]. Software Practice & Experience, 2014, 44(12): 1441-1466
- [2] Ananda C M, Nair S, Mainak G H. ARINC 653 API and its application-An insight into Avionics System Case Study[J]. Defence Science Journal, 2013, 63(2): 223-229
- [3] Xiao G, Qu Z, He F. Design and realization of IMA simulation platform based on CPCI bus using VxWorks653 RTOS[C]// 2015 IEEE/AIAA 34th Digital Avionics Systems Conference (DASC). IEEE, 2015: 10A1-1-10A1-8
- [4] Wan M, Tian S. Research on Schedulability of Partition Scheduling for IMA[C]// 2011 Fourth International Symposium on

- Computational Intelligence and Design (ISCID). IEEE, 2011: 322-325
- [5] Kurowski K, Oleksiak A, Piatek W, et al. Hierarchical scheduling strategies for parallel tasks and advance reservations in grids[J]. Journal of Scheduling, 2013, 16(4): 349-368
- [6] Carnevali L, Pinzuti A, Vicario E. Compositional Verification for Hierarchical Scheduling of Real-Time Systems[J]. Publication, 2013, 39(5): 638-657
- [7] Boudjadar A, David A, Kim J H, et al. Hierarchical scheduling framework based on compositional analysis using uppaal[M]// Formal Aspects of Component Software. Springer International Publishing, 2014: 61-78
- [8] 邓集波,洪帆.基于任务的访问控制模型[J].软件学报,2004,14(1):76-82
- [9] Liu Y, Chen X. A new information security model based on BLP model and Biba model[C]// 2004 7th International Conference on Signal Processing, 2004 (ICSP '04). IEEE, 2004: 2643-2646
- [10] 崔可明. $\mu\text{C}/\text{OS-II}$ 的安全访问控制关键技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学,2006
- [11] 李大明,曹万华,张焕.基于可变标签的访问控制策略设计与实现[J].计算机科学,2012,39(12):290-294
- [12] Labrosse J J. $\mu\text{C}/\text{OS-II}$: a Real Time Kernel[M]. Electronic Engineering & Product World, 2007
- [13] Jin H W, Han S. Temporal partitioning for mixed-criticality systems[C]// 2011 IEEE 16th Conference on Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA). IEEE, 2011: 1-4