

文章编号:1001-9081(2010)01-0224-03

基于遗传算法和BP神经网络的城区中长期电力负荷预测与分析

程玉桂, 黎明, 林明玉

(南昌航空大学 经济管理学院, 南昌 330063)

(chengyugu111@126.com)

摘要:由于产业结构的调整、居民消费能力消费结构的变化和市场化等因素的影响,城区中长期电力负荷预测具有相当的难度。建立一个基于遗传算法和BP算法相结合的神经网络预测模型,以南昌市为例做实证,与传统BP神经网络和模拟退火预测结果做对比,验证了该模型的准确性。最后对城区未来十几年的基本用电负荷进行了预测和分析。

关键词:中长期电力负荷;模拟退火算法;前馈型网络

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Forecasting and analysis on long-term/mid-term electric load of city by GA-BP neural networks

CHENG YU-gui, LI Ming, LIN Ming-yu

(College of Economics Management, Nanchang Hangkong University, Nanchang Jiangxi 330063, China)

Abstract: Due to the industrial structure adjustment, the change of resident consumption ability and pattern of consumption, and market-oriented and so on, long-term/mid-term power load forecasting for urban plans faces considerable difficulties. In the past two years, the methods that combined genetic algorithm and Back Propagation (BP) algorithm have been used for short-term power load forecasting rather than long-term/mid-term power load forecast of electricity. In this paper, a neural network prediction model with combination of genetic algorithm and BP neural network was established; the example in Nanchang was given to validate the accuracy of the algorithm, by comparing with the traditional BP neural network and Simulated Annealing (SA) prediction. Then the basic electricity load of Nanchang in the next dozens of years was forecasted and analyzed.

Key words: long-term/mid-term power load; Simulated Annealing (SA) algorithm; feed-forward type network

0 引言

中长期电力负荷预测通常是指对5~10年以上期间的预测,它是城市电网规划中基础性工作,其精度的高低直接影响城区发电项目、电网改造与建设项目的规划与决策。随着城区中长期发展规划的调整、工业化城市化发展变化、居民消费水平消费结构变化以及产业结构调整,城区居民用电、工业和商业用电的需求量和需求结构都在发生变化,市场化的运作也带来了许多不确定的因素,这些因素的随机性、关联性变化大,给准确地预测城区的中长期电力负荷带来了新的难度。

目前,国内外常用的中长期电力负荷预测的方法有:增长率加大用户法、分产业单产耗法、分部门预测法、电力弹性系数法、分区负荷密度法、时间序列法、相关分析法、人均电量指标换算法、回归分析法、专家系统预测法等。相对传统的预测方法如时间序列分析方法和因果分析法^[1-3],一些新的预测方法如:灰色预测法、模糊预测法、专家系统预测法、人工神经网络预测法、优选组合预测法、小波分析法和系统动力法以及上述方法的混合算法^[4-9]为电力负荷预测问题的研究提供了有力的工具。其中,人工神经网络因其具有大规模分布式并行处理、非线性、自组织、自学习、联想记忆等优良特性,是目前中长期电力负荷预测的一种先进手段,同时人工神经网络

还可以与模糊集合理论相结合,构成模糊神经网络,可以对负荷预测中出现的模糊信息加以处理^[10]。然而,单纯使用神经网络有许多缺陷,如训练速度慢、易陷入局部极小点和全局搜索能力弱等。遗传算法由于其能从概率的意义上以随机的方式寻求到问题的最优解而被用于电力负荷预测中,但单纯的遗传算法的应用中也会产生如早熟现象、局部寻优能力较差等问题。因此,应用模拟退火法及遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和BP算法相结合的遗传神经网络,近两年开始被用于短期电力负荷的预测中^[11-12],但尚未见有用于中长期电力负荷预测的报道。

本文拟建立一种GA和BP神经网络相结合(以下简称GA-BP算法)的电力预测模型,以南昌城区1993年~2007年实际用电量为实证对象,对城区中长期电力需求做负荷预测和分析,并与单纯BP算法和模拟退火法做比较。

1 模型建立

GA-BP算法是用于训练前馈型网络的方法,其主要思想是:先利用神经网络试探出最好的网络的隐层节点数,再利用遗传算法在整体寻优的特点将网络的权值优化到一个较小的范围,然后再用BP算法继续优化。具体实施步骤如下:

1.1 BP网络模型的建立

1) 网络隐层数和输入,输出的节点数的确定。

收稿日期:2009-07-13;修回日期:2009-09-03。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60475002);航空科学基金资助项目(2008ZD5600);江西省教育厅科技项目(GJJ09197)。

作者简介:程玉桂(1964-),女,江西南昌人,副教授,主要研究方向:产业经济;黎明(1965-),男,江西南昌人,教授,博士生导师,主要研究方向:人工神经网络、图像处理;林明玉(1983-),女,湖北武汉人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别。

对数据进行归一化批处理模式处理,使数据处于区间 $[0,1]$,并对数据进行累加处理,用电量预测的BP神经网络模型中输入和输出之间只设一个隐层,并根据实际需要将输入设为5维,输出设为1维。

2) 隐含层神经元数确定。

根据Kolmogorov定理,本文的隐含层节点数理论值为21。利用matlab软件,通过试凑法取10~21节点对网络进行训练,将隐层节点设置为不同数,将其输入计算机,在相同训练条件下进行训练,相应的训练结果如表1所示。

表1 不同隐层节点数的训练次数

隐层节点数	训练次数	均方差	隐层节点数	训练次数	均方差
10	287	0.0996	16	107	0.0994
11	138	0.0946	17	146	0.0999
12	94	0.0968	18	158	0.0973
13	96	0.0993	19	128	0.0995
14	165	0.0989	20	135	0.0987
15	45	0.0945	21	163	0.0998

可以看出,在经过2000次训练(训练误差为0.001)后,隐层节点数为15的BP网络对函数的逼近效果次最好,迭代次数最少,训练45次就达到了目标误差,所以选取15为隐层节点数。隐含节点数为11和12的网络误差也比较小,但是所需要的训练时间比较长。考虑到网络性能的训练速度,这里将隐层节点数定为15。

3) 训练方法及其参数选择。

本文以南昌城区1993—2007年的总用电量为对象,选取了动量批梯度下降函数(traingdm)、Levenberg-Marquardt算法(trainlm)和贝叶斯归一化算法(trainbr)进行比较,结果如表2所示。

表2 不同训练函数的平均训练时间和平均训练次数

训练函数	平均训练时间/s	达到MSE值的平均训练次数
trainbr	1.0260	54.9
trainlm	0.425	4.8
traingdm	45.6670	—

以上的参数设置一致,即net.trainParam.epochs=10000;net.trainParam.goal=0.0001;net.trainParam.lr=0.01,并重复试验100次取平均值。很明显,trainlm所用的平均训练时间是最少的,平均的训练次数也是最少的。而traingdm在最大的训练步长达到了也没有达到预先设定的网络性能函数值0.0001,故它的训练效果最差。再分别用traingdm、trainlm和trainbr来拟合总用电量,结果如图1、图2所示。

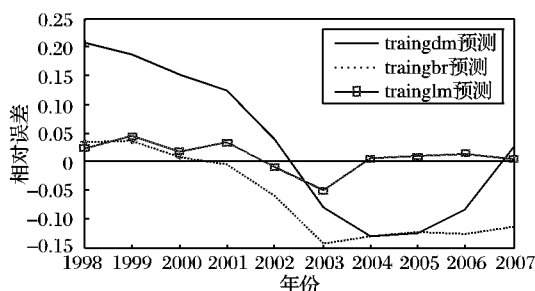


图1 训练函数预测总用电量的相对误差

从图1、2可以明显看出,对于本文的BP神经网络,用训练函数trainlm相比其他两个训练函数,可达到更好的效果。

1.2 使用GA对网络进行训练优化权值

使用GA对网络进行训练优化权值步骤如下:

1) 编码与群体的初始化。采用实数编码,每一个连接权值直接用一个实数来表示,网络权值的一种分布用一组实数(称为一个个体)来表示。如本文有5个输入单元,15个隐层节点数,1个输出单元,再加上隐含层和输出层单元的阈值,计算每个个体(染色体)的长度为 $5 \times 15 + 15 \times 1 + 15 + 1 = 106$ 。初始群体有 M 个个体(染色体)组成,本例 $M = 40$ 。

2) 适应度函数的确定。适应度函数选取为:

$$f(i) = 1/E(i) \quad (1)$$

$$E(i) = \sqrt{\sum_{k=1}^{10} (y_k - T_k)^2} \quad (2)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, M$ 为染色体数, $K = 1, 2, 3, \dots, 10$,为学习样本数, y_k 为训练值, T_k 为期望目标值。

3) 选择,交叉,变异遗传操作。采用随机遍历抽样选择,两点交叉,均匀变异遗传操作。

4) 终止条件。达到最大进化代数,或者误差小于0.01。

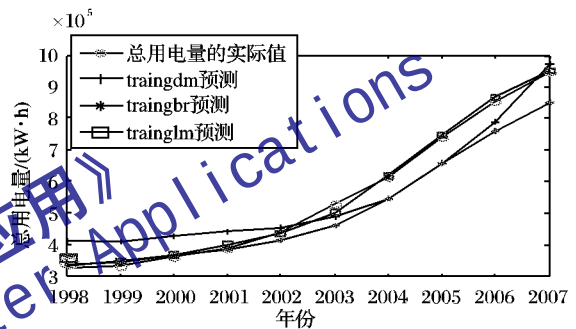


图2 训练函数预测1998—2007年总用电量值

1.3 给定BP网络的权值和阈值的初始值进行BP网络训练

结束GA操作,保留适应度最大的个体,即误差最小的个体,将其进行解码,从而得到一个权值结合,作为BP对应不同层的不同神经元的权值和阈值的初始值,再运用BP神经网络进行训练,计算其误差,并不断修改其权值和阈值,直至满足精度要求。

2 实例应用及分析

本文以南昌城区为实证对象,一共得到15组数据(1993—2007年)(数据来源于南昌市电力公司和南昌市1993—2007年统计年鉴)(见表3),将南昌市城区当年的总用电量、居民用电量、工业用电量、商业用电量数据作为网络的输入变量。在这里,以前五年的总用电量、居民用电量、工业用电量、商业用电量的负荷数据分别作为网络的样本数据,而下一年的总用电量、居民用电量、工业用电量、商业用电量的负荷数据分别作为输入样本对应的教师值(也即目标期望值)。

以遗传加BP算法和传统BP算法及模拟退火方法做比较,遗传和BP算法的训练次数、时间大大少于传统BP算法和模拟退火方法(见表4)。图3的拟合结果也表明遗传加BP算法在预测精度上优于传统的BP算法和模拟退火法,由此可见,遗传算法与BP算法相合是十分有效的算法。

其中遗传神经网络的运行时间分两部分:一部分为遗传算法运行的时间34.312s;另一部分为神经网络运行的时间0.453s,所以遗传神经网络的运行时间总时间为 $34.312 + 0.453 = 34.765$ s。

通过表4和图3的分析可以明显地看出,遗传神经网络

算法优于其他的两个算法,不管从运行时间还是拟合的效果来看,本文算法是可行和正确的。为此以本文算法对南昌城区2008—2020年的用电量做电力预测,结果如表5。

表3 1993—2007年南昌城区基本用电量 kW·h

年份	总用电量	居民用电量	工业用电量	商业用电量
1993	269 037	32 266	174 395	1 538
1994	282 208	39 522	177 665	1 851
1995	312 510	47 655	194 006	2 192
1996	325 074	50 171	204 856	2 214
1997	314 246	53 336	194 889	3 165
1998	326 558	64 141	187 455	3 377
1999	332 203	46 871	194 632	3 478
2000	360 835	52 707	233 018	12 001
2001	385 977	56 956	255 432	11 639
2002	437 378	63 526	273 151	12 118
2003	527 274	86 233	324 657	14 295
2004	614 828	89 983	361 535	19 159
2005	738 684	170 289	395 741	25 600
2006	854 364	172 097	505 249	25 980
2007	945 496	188 253	554 889	39 940

表4 GA-BP算法和传统BP算法、模拟退火法比较

算法	训练次数	运行时间/s	允许误差
GA-BP算法	6	34.765	0.000 1
模拟退火算法	50	40.630	0.000 1
传统BP算法	>10 000	48.891	0.000 1

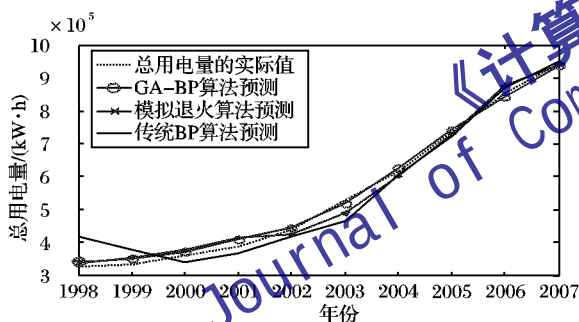


图3 GA-BP算法与模拟退火算法和传统BP算法预测拟合图

表5 2008—2020年南昌城区基本用电负荷 kW·h

年份	总用电量	居民用电量	工业用电量	商业用电量
2008	999 437	214 667	665 321	42 207
2009	1 056 014	296 936	936 752	56 487
2010	1 164 207	338 907	981 534	61 737
2011	1 343 561	336 945	992 414	62 302
2012	1 597 777	342 201	1 133 929	62 336
2013	1 820 831	349 954	1 144 802	62 330
2014	1 918 098	352 026	1 160 746	61 388
2015	1 944 048	352 441	1 168 377	60 568
2016	1 953 287	352 402	1 167 541	60 253
2017	1 964 577	352 477	1 169 785	60 061
2018	1 969 643	352 558	1 169 888	60 010
2019	1 970 718	352 580	1 169 958	60 147
2020	1 970 899	352 583	1 170 023	60 288

3 结语

与使用模拟退火算法以及纯粹BP算法来确定网络权值的方法相比,GA-BP算法相结合的方法在用于对城区中长期电力负荷预测中,利用了遗传算法的全局寻优的特点,将网络

权值优化到一个范围,从而减少BP算法的迭代次数,它在一定程度上提高了神经网络的性能,避免了陷入局部极小值,相对传统的BP算法减少了权值和阈值初始化的随机性,缩短了BP算法的收敛时间,减少了迭代次数。

将GA-BP算法预测的结果和文献[13]做验证分析:如图4所示,2006—2008年间,南昌城区总体用电增长迅猛,但受金融危机等影响,2009—2011年增速下降;2011—2018年,工业化发展速度迅猛,基础建设和基本产业投入加大,使得工业用电量迅速增加,这期间,随着城镇化率的逐步提高(到2020年,城镇化率将达到70%~80%),城区人口和消费能力也在稳步增加,因此,城区总用电、工业用电和居民用电量仍然在增加,但增速相对减缓;“十一五”期间,三次产业结构调整目标为5:56:39,服务业比重减少,导致商业用电量有所减少。可见,预测结果符合规划目标要求。

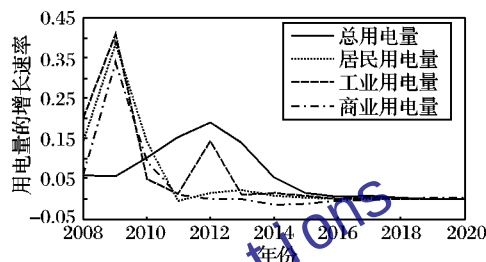


图4 南昌市2008—2020年用电量增长速率

图4结果也表明,GA-BP算法对城区未来10年的预测比较准确,10年后的预测曲线则趋于平坦。因此,它更适合对城区未来10年以内用电负荷的预测。

参考文献:

- [1] AL-HAMADI H M, SOLIMAN S A. Long-term/mid-term electric load forecasting based on short-term correlation and annual growth [J]. Electric Power Systems Research, 2005, 74(3): 353-361.
- [2] KANDIL M S, DEBEIKY S M, HASANIEN N E. Overview and comparison of long-term forecasting techniques for a fast developing utility [J]. Electric Power Systems Research, 2001, 58(1): 11-17.
- [3] XIE DA, YU JIANGYAN, YU JILAI. The physical series algorithm of mid-long term load forecasting of power systems [J]. Electric Power Systems Research, 2000, 53(1): 31-37.
- [4] 肖俊, 孙德宝, 秦元庆. 灰色模型在电力负荷预测中的优化与应用 [J]. 自动化技术与应用, 2005, 24(2): 19-21.
- [5] LIAO G C, TSAO T P. Application of fuzzy neural networks and artificial intelligence for load forecasting [J]. Electric Power Systems Research, 2004, 70(4): 237-244.
- [6] 刘耀年, 王卫, 杨冬峰. 基于模糊划分聚类法的中长期用电量预测 [J]. 华东电力学院学报, 2004, 24(4): 56-67.
- [7] 黄海萍. 基于BP神经网络的中国电力需求预测 [J]. 科学技术与工程, 2007, 7(4): 46-55.
- [8] CHEN G L, LI K K, CHUNG T S, et al. Application of an innovative combined forecasting method in power system load forecasting [J]. Electric Power System Research, 2001, 59(2): 131-137.
- [9] LOPES M L M, MINUSSI C R, LOTUFO A D P. Electric load forecasting using a fuzzy ART&ARTMAP neural network [J]. Applied Soft Computing, 2005, 5(2): 235-244.
- [10] 牛东晓, 陈志业, 邢棉, 等. 遗传神经网络优化预测方法研究及其应用 [J]. 华北电力大学学报, 2001, 28(1): 59-67.
- [11] 张元敏, 蔡子亮. 基于遗传优化神经网络的电力系统短期负荷预测 [J]. 继电器, 2008, 36(9): 103-111.
- [12] 梁志武, 吴杰康, 陈明华, 等. 基于遗传和模拟退火算法优化的短期负荷预测 [J]. 现代电力, 2008, 25(2): 46-55.
- [13] 南昌市委. 南昌市国民经济和社会发展第十一个五年规划纲要 [EB/OL]. [2009-03-15]. <http://www.jxdpc.gov.cn>.