

模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用

喻 圣¹, 邹红波¹, 余 凡², 伏春林¹, 韩 娜¹

(1. 三峡大学 电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002;

2. 国网浙江省电力公司舟山供电公司, 浙江 舟山 316000)

摘 要:结合电力短期负荷的特点,将模糊神经网络应用于电力短期负荷预测。阐述了模糊神经网络结构特征及BP学习算法,介绍了模糊神经网络应用于负荷预测的具体流程方法,建立了一种基于引入惯性量的BP学习算法的模糊神经网络负荷预测模型。通过对实际数据分析仿真,同基于BP神经网络的负荷预测方法进行比较分析后,得出本文所提出的方法预测精度高,较好地实现了负荷的预测。

关键词:负荷预测; 人工神经网络; 模糊神经网络; BP学习算法

中图分类号:TM715

文献标志码:A

文章编号:2096-4145(2018)11-0088-04

Application of Fuzzy Neural Network in Power Short-term Load Forecasting

YU Sheng¹, ZOU Hongbo¹, YU Fan², FU Chunlin¹, HAN Na¹

(1. Electric Engineering & Renewable Energy School, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. State Grid Zhoushan Power Supply Company, Zhoushan 316000, China)

Abstract: Combined with power short-term load characteristics, a fuzzy neural network method is applied to the short-term load forecasting. The paper elaborates the structure of fuzzy neural network and BP algorithm, introduces the specific process of the load forecasting with the fuzzy neural network, and establishes the fuzzy neural network load forecasting model based on the BP algorithm with inertias. The simulation results of real data show that the fuzzy neural network has higher prediction accuracy than the BP neural network load forecasting model.

Key words: load forecasting; artificial neural network; fuzzy neural network; BP algorithm

0 引言

随着智能电网的建设,电力系统负荷预测在电力系统经济调度中的地位愈发重要。负荷预测是通过对现有的数据信息进行分析处理,建立合适的预测模型,对未来的负荷数据进行预测。负荷预测根据其预测目标所取时间长度可分为长期、中期、短期和超短期负荷预测,短期负荷预测主要是针对未来一天内和一周内的负荷预测,短期负荷预测由于预测时间短,一些复杂因素对其预测结果影响较小,因此在建立模型时考虑影响预测结果的因素不会太多,模型建立相对容易。

经过国内外专家学者的不懈努力,负荷预测技

术得到了快速发展。现有预测方法大致可以分为2类:传统的数学统计方法和新型人工智能方法。传统的数学统计方法包括回归分析法^[1]、指数平滑法^[2]、时间序列法^[3]、卡尔曼滤波法^[4]等。基于传统方法所建立的预测模型较为简单,还存在着预测精度差等问题。近些年来,随着人工智能技术的快速发展,有不少学者提出了多种基于人工智能的预测方法,诸如专家系统^[5]、人工神经网络^[6]、模糊预测法^[7]、小波分析法^[8]等。但智能方法存在局限性,很难达到对负荷进行准确的预测。因此综合模型预测方法被越来越多的专家学者所采用,本文主要介绍的是模糊理论和神经网络相结合短期电力负荷预测方法。

1 人工神经网络

人工神经网络^[9]是模仿人脑神经系统结构特征,进行分布式并行信息处理的算法数学模型,它由

基金项目:三峡大学人才科研启动基金资助项目(KJ201313022)

Project Supported by Talent Scientific Research Foundations of China
Three Gorges University (KJ201312022)

大量的神经元连接而成。人工神经网络目前应用情况主要集中在采用多层前馈神经网络(Back Propagation, BP)。BP神经网络包含3层:输入层、隐含层和输出层,其结构形式如图1所示。BP神经网络实际上包含正向数据传播和反向误差传播2个过程,样本经过输入层、隐含层、输出层的处理后,如果得出的输出不符合期望值,利用BP网络的误差反向传播,对每一层的权值进行调整,使总的误差减少最快,优化整个网络,从而使最终输出误差在设定范围内。

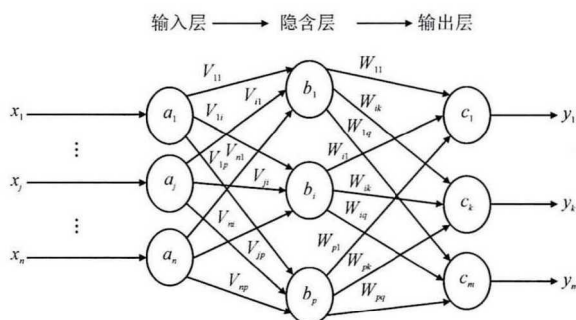


图1 BP神经网络结构

Fig.1 BP neural network structure

图1所示输入节点 x 至 n 个输入神经元,输出节点 y 经 m 个输出神经元输出,隐含层神经元有 p 个。 W_{ki} 为输出层和隐含层之间的权值关系, V_{ij} 为隐含层和输入层之间的权值关系,BP神经网络算法学习过程介绍如下:

任意样本 p 神经网络的误差函数为

$$e_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (t_k^p - o_k^p)^2 \quad (1)$$

式中: t_k^p 为第 k 个神经元的期望输出; o_k^p 为输出层中第 k 个神经元的真实输出。

即可得出 n 个训练样本总误差函数:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^n \sum_{k=1}^m (t_k^p - o_k^p)^2 \quad (2)$$

输出层权值系数调整量为:

$$\Delta W_{ki} = -\eta \frac{\partial e_p}{\partial W_{ki}} = -\eta \frac{\partial e_p}{\partial net_k^p} \cdot o_i^p \quad (3)$$

式中: η 为学习速率; net_k^p 为输出层第 k 个神经元接受的输入值; o_i^p 为隐含层中第 i 个神经元的输出。

定义函数 δ_k^p 为:

$$\delta_k^p = -\frac{\partial e_p}{\partial net_k^p} = (t_k^p - o_k^p) o_k^p (1 - o_k^p) \quad (4)$$

即输出层权值系数调整量可表示为:

$$\Delta W_{ki} = \eta \delta_k^p o_i^p = \eta o_k^p (1 - o_k^p) (t_k^p - o_k^p) o_i^p \quad (5)$$

隐含层权值系数调整量为:

$$\Delta V_{ij} = -\eta \frac{\partial e_p}{\partial net_i^p} \cdot \frac{\partial net_i^p}{\partial v_{ij}} = \eta \delta_i^p x_j^p \quad (6)$$

式中: net_i^p 为隐含层第 i 个神经元接受的输入值; x_j^p 为第 j 个输入节点值。

定义函数 δ_i^p 为:

$$\delta_i^p = -\frac{\partial e_p}{\partial net_i^p} = -\frac{\partial e_p}{\partial o_i^p} \cdot o_i^p (1 - o_i^p) \quad (7)$$

输出层神经元 k 权值调整后为:

$$w_{ki}(k+1) = w_{ki}(k) + \eta \delta_k^p o_i^p \quad (8)$$

隐含层神经元 i 权值调整后公式为:

$$v_{ij}(k+1) = v_{ij}(k) + \eta \delta_i^p x_j^p \quad (9)$$

BP神经网络实现了从输入到输出的映射功能,能够解决复杂的非线性映射问题,具有自我学习的能力,在工业生产中得到了广泛的应用。BP神经网络学习算法主要为梯度下降法,算法容易使网络陷入局部极小值点,易造成网络最后得不到最优解,同时算法还存在着收敛速度慢等问题。近些年来,经过众多专家学者的研究,提出了很多改进的BP算法,典型的有添加动量项、引入惯性项、L-M改进法等^[10]。本文采用的是引入惯性项,引入惯性项能够使收敛速度增快,同时使权值系数变化更加平稳,输出层权值调整公式中增加一个惯性项为:

$$w_{ki}(k+1) = w_{ki}(k) + \eta \delta_k^p o_i^p + \alpha [w_{ki}(k) - w_{ki}(k-1)] \quad (10)$$

式中: α 为惯性系数, $0 < \alpha < 1$ 。

2 模糊神经网络及其预测流程

模糊神经网络是将模糊集和神经网络相互结合,利用模糊系统对不确定信息的处理能力和神经网络较强的学习能力,两者互相补充,相互融合。模糊系统中模糊模型应用较多的主要有2种:Mamdani模型^[11]和Takagi-Sugeno模型^[12](简称T-S模型),本文介绍T-S模型和人工神经网络的结合,即T-S型神经网络。模糊系统中输入、输出信号通过神经网络中输入、输出节点表示,神经网络中隐含层节点用来表示隶属函数和模糊规则,模糊系统推理能力在神经网络并行信息处理能力下大大提高。图2所示为T-S模糊神经网络系统结构图。

T-S模糊神经网络是由前件网络和后件网络2部分组成。前件网络用来匹配模糊规则,后件网络用来计算系统输出。前件网络由输入层、模糊化层、规则层和归一化层组成;后件网络由输入层、规

则层和输出层组成,各层之间的关系为线性关系。其中前件网络中 μ_a^m 为输入量属于语言变量模糊集合的隶属函数值, a_m 为依据模糊规则计算出的适应度, \bar{a}_m 为对适应度 a_m 进行归一化处理。

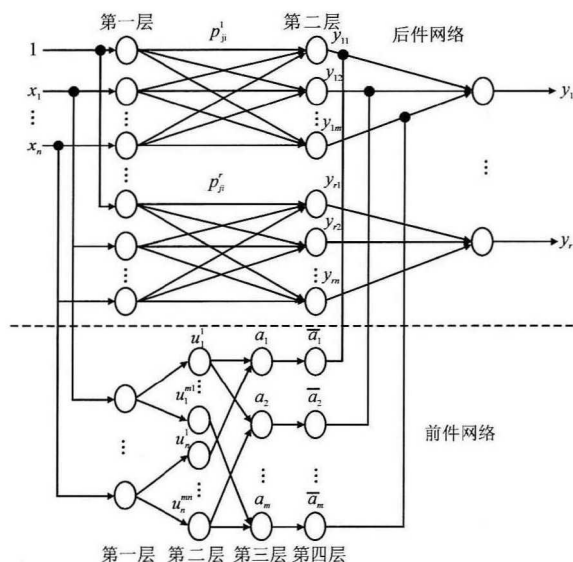


图2 T-S模糊神经网络结构

Fig.2 T-S fuzzy neural network structure

对于T-S模糊神经网络的学习训练方法有误差反向传播算法(BP神经网络中使用的学习算法)、最小二乘法 and 综合学习算法等。

模糊神经网络的负荷预测流程如图3所示,先对样本数据进行归一化处理,根据样本选择输入、输出神经元个数,模糊隶属度函数,利用模糊神经网络对样本进行训练,然后将训练完的模糊神经网络用于测试数据预测,最后对仿真结果进行反归一化处理,从而得到预测值。

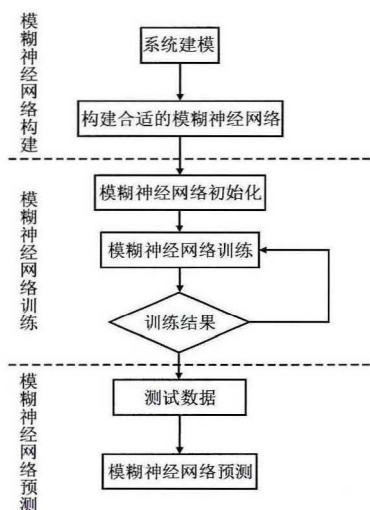


图3 模糊神经网络负荷预测流程

Fig.3 Flow chart of load forecasting system by fuzzy neural network

3 仿真实例与结果分析

根据某地区提供的1个月内1号到21号0:30到24:00的负荷数据,负荷数据半小时采集一次,把1号到14号数据作为训练数据,15号到21号数据作为测试数据,分别采用BP神经网络和T-S模糊神经网络2种方法进行预测。其中BP神经网络的训练次数设为1000,训练目标为0.01,学习速率为0.15,学习算法采用L-M法,隐含层神经元设为12个,输出神经元设为1,仿真结果如图4所示。

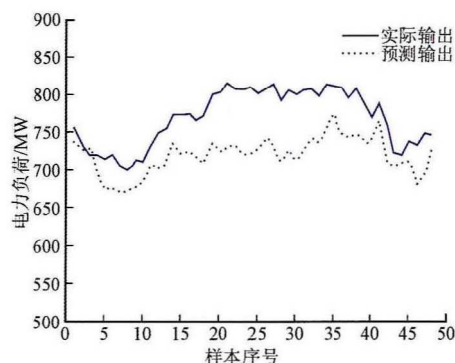


图4 BP神经网络预测值与实际值比较

Fig.4 Comparison of forecasting result by BP neural network and real data

T-S模糊神经网络的算法学习采用引入惯性项的误差反向传播法,学习速率 η 设为0.001,惯性系数 α 设为0.05,输入神经元设为6个,隐含层神经元设为12个,输出神经元设为1个,训练次数设为100次,仿真结果图5所示。

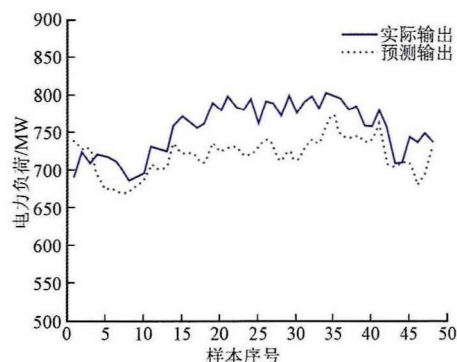


图5 T-S模糊神经网络预测值与实际值比较

Fig.5 Comparison of forecasting result by T-S fuzzy neural network and real data

现做如下定义绝对误差值:

$$E = y(i) - y_n(i) \quad (11)$$

式中: $y(i)$, $y_n(i)$ 分别为 $t=i$ 时刻的预测负荷值和实际负荷值。

相对误差为:

$$e_1 = \left| \frac{y(i) - y_n(i)}{y_n(i)} \right| \times 100\% \tag{12}$$

平均误差为:

$$e_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{y(i) - y_n(i)}{y_n(i)} \right| \times 100\% \tag{13}$$

通过仿真数据进行分析后得出 2 种方法下绝对误差如图 6 所示,平均误差的计算结果如表 1 所示。

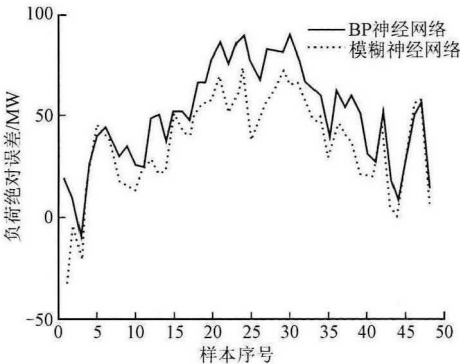


图6 2种方法下预测值的绝对误差比较

Fig.6 Comparison of absolute errors of predicted values by two methods

表 1 2种预测方法下的平均误差

Tab.1 Average forecasting errors by using two methods

预测方法	平均误差/%
BP神经网络	6.9
T-S模糊神经网络	5.4

通过上述仿真结果分析可得,尽管 BP 神经网络的预测结果与实际值偏差较小,但对图 5 分析可知 T-S 神经网络的预测值和实际值具有相同的变化趋势,而 BP 神经网络的预测值较实际值的变化趋势不够明显且预测结果偏差较大,同时表 1 反应出 T-S 神经网络比 BP 神经网络预测精度更高。因此,仿真结果表明 T-S 模糊神经网络能够有效地对电力系统短期负荷进行预测,且有较高的预测精度。

4 结论

T-S 模糊神经网络能够对系统的输入进行模糊化处理,使网络更好地表述输入神经元与输出神经元之间的非线性关系,提高预测的准确性,同时网络采取引入惯性系数后的反向误差学习法,加快了权值系数收敛速度,也使得权值系数变化更加平稳。通过对某地区负荷原始数据分析,建立了模糊神经网络负荷预测仿真模型,同基于 BP 神经网络的方法进行比较分析,预测结果的平均误差较小,达到了较好的预测效果。本文主要是对负荷数据进

行分析研究,暂没有考虑其他因素,如特殊社会事件、电动汽车接入、降雨量、风力等诸多因素,这些因素必然会对电力负荷趋势的预测带来影响,因此后续还需对这些因素的影响进一步分析研究^[13-15]。

参考文献

[1] 宋晓辉,白晓民,易俗.一种考虑负荷特性变化的改进线性回归负荷预测法[J].供用电, 2006,23(1):23-26.
SONG Xiaohui, BAI Xiaoming, YI Su.An improved linear regression load forecasting method considering load characteristic changes [J].Distribution & Utilization, 2006, 23(1):23-26.

[2] 陈娟,吉培荣,卢丰.指数平滑法及其在负荷预测中的应用[J].三峡大学学报(自然科学版), 2010,32(3):37-41.
CHEN Juan, JI Peirong, LU Feng.Exponential smoothing method and its application to load forecasting[J]. Journal of China Three Gorges Univ. (Natural- Sciences), 2010, 32(3):37-41.

[3] 孟华楠,胡晓波.基于相似模型泛函时间序列的短期电力负荷预测[J].陕西电力,2014,42(5):56-60.
MENG Huanan, HU Xiaobo.Short time load prediction based on similar shape functional time-series[J]. Shaanxi Electric Power, 2014,42(5):56-60.

[4] TOYODA J, CHEN M, INOUE Y. An application of state estimation to short term forecasting [J].IEEE Transactions on PAS, 1970, 89:1678-1688.

[5] 赵登福,吴娟,刘昱,等.基于事例推理的短期负荷预测[J].西安交通大学学报, 2003,37(6):608-611.
ZHAO Dengfu, WU Juan, LIU Yu, et al.Case - based reasoning for short term load forecasting[J].Journal of Xi'an Jiaotong University, 2003,37(6):608-611.

[6] 田野.基于动量因子的神经网络群电流负荷预测模型[J].电力系统保护与控制, 2016,44(17):31-38.
TIAN Ye. A forecasting model for current load of neural network group based upon momentum factor[J].Power System Protection and Control, 2016,44(17):31-38.

[7] 陈本阳,张成刚,倪鸣,等.基于模糊信息粒化支撑向量机的电网负荷预测[J]. 电子设计工程, 2018,26(6):56-59.
CHEN Benyang, ZHANG Chengang, NI Ming, et al. Power load forecasting based on fuzzy information granulation support vector machine[J].Electronic Design Engineering, 2018,26(6):56-59.

[8] 熊军华,牛珂,张春歌,等. 基于小波变异果蝇优化支持向量机短期负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017,45(13):71-77.
XIONG Junhua, NIU Ke, ZHANG Chunge, et al. LSSVM

(下转第97页)

- 蚀与沉积[J]. 高电压技术, 2006, 32(9):80-83.
- WANG yuanyou, HAO zhijie, LIN rui. Primary analysis on corrosion and deposit in valve cooling system of tian-guang HVDC project[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32(9): 80-83.
- [9] 贺春, 吴东, 孙广涛. 特高压直流控制保护系统设计与开发[J]. 电子设计工程, 2017, 25(17):50-53+57.
- HE Chun, WU Dong, SUN Guangtao. Control and protection system design and development[J]. Electronic Design Engineering, 2017, 25 (17): 50-53+57.
- [10] 刘建勋, 陆榛, 付俊波, 等. 抵御直流连续换相失败的同步调相机配置研究[J]. 智慧电力, 2017, 45(12):22-27.
- LIU Jianxun, LU Zhen, FU Junbo, et al. Research on synchronous condenser configuration for resisting continuous commutation failure in HVDC [J]. Smart Power, 2017, 45 (12): 22-27.
- [11] 杨燕, 林勇, 徐蔚, 等. 乌东德多端直流输电对广东电网安全稳定的影响[J]. 广东电力, 2017, 30(11):44-50.
- YANG Yan, LIN Yong, XU Wei, et al. The influence of multi-terminal HVDC transmission in Udongde on the security and stability of Guangdong power grid [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30(11): 44-50.
- [12] 麦国浩, 李海峰, 郭彦勋, 等. 背靠背直流输电的交流电网故障计算模型研究[J]. 广东电力, 2017, 30(04):94-101.
- MAI Guohao, LI Haifeng, GUO Yanxun, et al. Research on AC power grid fault calculation model for back-to-back HVDC transmission [J]. Guangdong Electric Power, 2017, 30 (4): 94-101.
- [13] 陆地, 李玉, 武文广, 等. 大功率电力电子技术在我国直流输电领域的应用[J]. 智慧电力, 2017, 45(08):1-8.
- LU Di, LI Yu, WU Wenguang, et al. Application of high power electronic technology in dc transmission and distribution.[J]. Smart Power, 2017, 45 (08): 1-8.
- [14] 付纪华, 李庆宇, 谷永刚, 等. 高压直流输电光触发换流阀塔均压电极除垢技术和工艺研究[J]. 陕西电力, 2014, 42(10):72-75.
- FU Jihua, LI Qingyu, GU Yonggang, et al. Research on the technology and technology of voltage-sharing electrode descaling for HVDC light-triggered converter valve tower[J]. Shaanxi Electric Power, 2014, 42(10): 72-75.

(责任编辑 张 健)

收稿日期:2018-10-09

作者简介:张格红(1976—),女,陕西兴平人,讲师,博士,主要从事环境与市政工程方面的教学与研究。

(上接第91页)

- in short-term load forecasting based on wavelet transform and mutant fruit fly optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(13):71-77.
- [9] 张肖波, 李婧娇, 罗欣. 基于灰色关联分析与人工神经网络算法的节假日负荷预测研究[J]. 广东电力, 2012, 25(7):38-42.
- ZHANG Xiaobo, LI Jingjiao, LUO Xin. Research on load forecast on holidays based on grey relational analysis and artificial neural network algorithm[J]. Guangdong Electric Power, 2012, 25(7):38-42.
- [10] 余妹兰, 匡芳君. BP神经网络学习算法的改进及应用[J]. 沈阳农业大学学报, 2011, 42(3):382-384.
- YU Meilan, KUANG Fangjun. Improved learning algorithms for BP neural network and application[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2011, 42(3): 382-384.
- [11] 覃彬, 毛弋. 基于自适应神经网络模糊推理的负荷预测[J]. 微计算机信息, 2009, 25(6):194-196.
- QIN Bin, MAO Yi. Application of adaptive network-based fuzzy inference system for load forecasting[J]. Microcomputer Information, 2009, 25(6):194-196.
- [12] 李庆扬, 关治, 白峰杉. 数值计算原理[M]. 北京:清华大学出版社, 2000.
- [13] 董文杰. 计及需求侧资源作用的负荷预测模型及应用[J]. 陕西电力, 2014, 42(1):75-78.
- DONG Wenjie. Model of load forecasting considering demand side resources and its application[J]. Shaanxi Electric Power, 2014, 42(1):75-78.
- [14] 唐开宇, 殷少奇. 慢充与快充模式下电动汽车负荷预测及充电设施配比度分析[J]. 智慧电力, 2017, 45(8):106-110.
- TANG Kaiyu, YIN Shaoqi. Electric vehicle charging load forecasting and configuration ratio analysis under slow and fast charging mode[J]. Smart Power, 2017, 45(8):106-110.
- [15] 李滨, 黄佳, 吴茵, 等. 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(6):1949-1955.
- LI Bin, HUANG Jia, WU Yin, et al. Holiday short-term load forecasting based on fractal characteristic modified meteorological similar day[J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1949-1955.

(责任编辑 张 健)

收稿日期:2018-05-26

作者简介:喻圣(1991),男,湖北广水人,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与控制。