

考虑温度积累效应的短期电力负荷预测方法研究

陈根永¹, 史敬天¹, 毛晓波¹, 陈肖一², 姚晓明², 彭保宏²

(1. 郑州大学电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 河南省许昌县电业局, 河南 许昌 461000)

摘要: 提出了一种考虑夏季温度积累效应的地区短期负荷预测方法。该方法不仅考虑了对短期负荷有影响的日类型、降水、温度等相关因素, 并且考虑了在连续高温日情况下, 预测日前数日的温度对预测当日的影 响。通过利用神经网络工具, 对每日 48 个时刻点分别建立了预测模型。通过对华中某地区电网的实际负荷预测结果的分析来看, 该方法可以有效跟踪预测日前数日温度积累对预测日负荷的影响, 在夏季负荷大幅变化的情况下, 预测精度仍然可以满足要求。

关键词: 短期负荷预测; 积累效应; 神经网络; 电力系统

Study on the method of short-term load forecasting considering the accumulation effect of temperature

CHEN Gen-yong¹, SHI Jing-tian¹, MAO Xiao-bo¹, CHEN Xiao-yi², YAO Xiao-ming², PENG Bao-hong²

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Xuchang Power Supply Bureau, Xuchang 461000, China)

Abstract: A short-time load forecasting method considering the accumulation effect of temperature in summer is presented in this paper, which not only considers the day type, precipitation, temperature, and other related factors, but also considers the effect of temperature of the other day to the very day in the case of continuous high temperatures. By virtue of the tool of ANN, this paper sets up every single forecast model of total 48 points in one day. It can be proved that this method can follow the effect of temperature of the other days to the load of the very day by the analysis of the actual load forecasting for somewhere of Central China, and get a satisfactory forecast precision in the case of load fluctuating greatly in summer.

This project is supported by National Natural Science Foundation of Henan Province(No.0611052900).

Key words: short-term load forecasting; accumulation effect; neural network; power system

中图分类号: TM71 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2009)16-0024-05

0 引言

短期电力负荷具有很强的非线性特点, 其变化受到多种因素的影响, 且很多因素无法定量地给出影响权重。而且不同地区的电力负荷结构、气候条件不同导致负荷变化形式也不尽相同, 因此短期负荷的变化表现出一定的不可预测性, 这也正是当前短期负荷预测所要解决的难题。

许多电力工作者们的研究表明, 在影响负荷变化的多种因素中, 气象因素是主要因素。而在气温、湿度、降水等气象因素中, 气温的影响又是主要因素。预测日负荷不仅与当日的平均气温有非常密切的关系, 而且与前数日的气温也有很大的联系。在夏季, 连续数日的高温天气后导致的负荷曲线与某一单日高温的负荷曲线并不相似, 即连续的高温和某日单独高温对该日负荷的影响程度不同, 也可以

认为是气温的积累效应的体现。造成该现象的原因有很多, 比如城市降温负荷快速上升, 连续高温导致的农用抗旱负荷大幅增加等等。

本文重点对某地区夏季负荷及气象因素进行了分析研究, 并在此基础上提出一种考虑温度积累效应的预测模型。以某地区电网实际负荷数据为例, 通过仿真实验, 证明了该方案可以有效地追踪夏季温度积累对负荷变化的影响。

1 预测方案设计

影响短期负荷的因素较多, 由于往往在预测前并不能获得相关信息, 且某些影响因素对负荷的影响程度十分复杂, 故考虑所有影响因素是不现实的, 当前的多种短期负荷预测方法大都考虑了气象、重大政治事件等外部影响因素^[1-4], 气象因素对于短期负荷预测的重要影响已经形成共识。相对大区域的省级电网来说, 地区电网容量小, 整体的气象条件、

基金项目: 河南省自然科学基金资助项目(0611052900)

变化趋势比较一致, 负荷构成相对简单, 电网负荷受气温影响因素要更为明显。故针对温度的积累效应对地区电网的负荷预测影响的问题研究更有意义。

1.1 原始数据分析

研究表明, 在平均温度高于 20℃ 的情况下, 温度和负荷表现出正相关性。也就是说, 对于华中地区而言, 温度及温度的积累对负荷的影响只有在高温时段才有体现^[5]。本文收集了河南省许昌地区电网 2006~2007 年夏季 7、8、9 三个月负荷与气温的历史数据, 并计算出它们之间的相关关系, 见表 1。可以看出, 该地区最大负荷与最高温度具有较好的相关性。同样, 对平均温度, 最高、最低温度的分析也可以得出类似的结论。

表 1 某地区夏季日负荷及温度相关关系表

Tab.1 Correlation of load and temperature in a certain

area in summer		
气温类别	日最大负荷	日最小负荷
平均气温	0.776 7	0.767 2
最高气温	0.789 7	0.593
最低气温	0.738 1	0.527 9

为了探讨温度积累效应对日负荷的影响, 本文从历史数据中挑选了该地区 2007 年夏季连续数日的最高负荷及温度数据, 并形成表 2。

表 2 某地区夏季日负荷及温度数据表

Tab.2 Data of load and temperature in a certain area in

summer				
日期	最高负荷 /MW	最低负荷 /MW	最高温度 / (°C)	平均温度 / (°C)
7-1	628.4	409.2	33	26
7-2	689.2	482.1	36	28
7-3	722.5	501	37	30
7-4	715.2	528.1	37	30
7-5	746.5	533.4	37	29
7-6	733.3	545.2	37	30
7-7	697.5	534	37	31
7-8	721.9	539.6	38	32
7-9	734.2	506.9	37	30
7-10	537.4	398.6	27	24

由表 2 可见, 从 7 月 2 日开始, 高温天气开始, 然后连续 8 天的最高温度都在 36℃ 以上, 到 7 月 10 日, 一场降雨使得温度下降, 此次连续高温阶段结束。

其中, 7 月 2 日和 7 月 9 日同为周五, 7 月 2 日为此次连续高温日的开始日, 7 月 9 日为结束日, 两日的气象条件相似, 日期类型相同, 所以我们可

以将两日的负荷特点进行简单对比分析。图 1 为 7 月 2 日与 7 月 9 日的日 24 小时负荷大小对比图。可以看出, 由于前数日的持续高温, 导致电网负荷也在波动上升, 到高温阶段的末期, 尽管温度与高温阶段初期相差不大, 而负荷却基本上达到最大值, 通过对 7 月 9 日与 7 月 2 日的日 24 点负荷做逐点对比可看出, 9 日每时刻负荷要比 2 日平均高出 4%, 最高负荷高出将近 7%。由此可见, 尽管存在其他的影响因素, 但仍然可以确定, 就该地区而言, 当日负荷不仅与当日的温度有关, 前数日的气温也对当日负荷具有一定的影响作用。

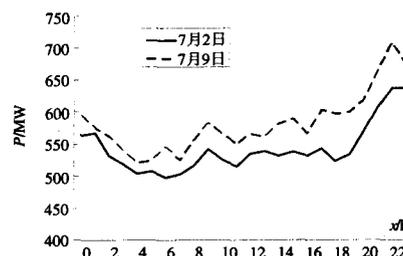


图 1 7 月 2 日与 9 日 24 小时负荷曲线对比

Fig.1 Comparison of day load between July 2 and July 9

1.2 预测模型概述

短期负荷预测中要考虑前数日的气象因素影响, 然而, 到底前数日的气温对预测日的负荷影响程度有多大? 这个问题量化起来比较困难。根据前面所述及文献[5]的研究结论: 日平均气温在 20℃ 以上, 负荷与气温是正相关关系, 平均气温在 25℃~28℃ 时, 负荷对气温的变化敏感程度快速增加。故本文认为, 可以引入前数日气温影响因数 C , 并通过对其 C 进行判定, 从而衡量前数日气温积累对预测日负荷的影响程度。

$$C = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (T_i - 25) \quad (1)$$

式中: T_i 为预测日前第 i 日的平均温度; n 为考虑影响预测日负荷的前数日的个数, 由于负荷对温度增加的响应非常快, 基本上在连续高温日的第一天就开始上升, 到第二天就可以上升到一个比较高的位置, 故从简化问题的角度, 取 4 较为合适。

C 是由前 n 日的平均温度引申出的一个参数, 它可以从一个侧面反映出前 n 日的温度影响程度的大小, C 越大, 说明前 n 日平均温度越高, 则它对预测日的负荷影响程度也就越大。利用前述表 2 所引用的历史天气及负荷数据对 C 进行计算可以得出, 从 7 月 3 日开始, 连续高温日的影响因数 C 开始逐日升高, 到 7 月 5 日以后, C 的值基本上都大

于4,说明前 n 日的温度积累对当日负荷影响较大,而事实也是如此。故本文认为,若 $C < 0$,则认为前 n 日的气温积累对预测日影响不大;若 $C > 0$,则认为前 n 日的气温积累对预测日有影响;若 $C > 3$,则认为影响较大。

这样,我们得到了一个影响预测日负荷的新的变量 C ,该变量用于判断气温积累效应的大小。

降水对于夏季负荷也是一个比较大的影响因素,它的影响主要体现在:减少抗旱、降温负荷;增加区域电网的小水电的发电量,从而减少网供负荷。湿度对负荷的影响则主要体现在“桑拿天”所导致的降温负荷会大量增加。一般来讲,在一定范围内,夏季中负荷大小与湿度相关关系较强。然而,湿度对负荷的影响与温度有重叠现象,即闷热的高湿度天气往往伴随着高温,且湿度与负荷的线性关系不明确^[6],故从简化影响因素的角度出发,对负荷的主要影响因素不再考虑湿度。

另外,影响短期负荷变化的因素还有很多,除了天气因素、日期类型,还有负荷之间的相互影响等等。针对这样一个多变量的非线性预测模型,典型的处理方法有利用传统的时序分析对历史负荷数据进行拟合或利用人工智能方法如ANN、SVM等。从对非线性系统的逼近效果来看,人工智能方法具有比较大的优势,因此本文采用反向传播神经网络来构建此次的预测模型。

1.2.1 数据的预先处理

1) 负荷预测中采集到的原始数据有可能产生异常数据,一方面比如由于因高峰限电或者线路检修而拉掉部分负荷。如今全国夏季缺电现象严重,拉限负荷现象普遍,这就要求我们务必对切掉的负荷做出估计并加到原始值上以还原当日负荷的真实值;另一方面,由于调度数据采集与监控系统(SCADA)出现故障而导致记录的实际负荷曲线出现毛刺,即出现伪数据,则需要对异常数据进行剔除,并对原数据曲线进行修正^[7]。

2) 为了加快神经网络训练的收敛速度,需对所有负荷数据进行归一化处理,具体可以利用下面的公式:

$$L'_i = (L_i - L_{\min}) / (L_{\max} - L_{\min}) \quad (2)$$

其中: L'_i 为第 i 时刻负荷的归一值; L_i 为第 i 时刻负荷的实际值; L_{\min} 为负荷实际值序列中的最小值; L_{\max} 为负荷实际值序列中的最大值。也可以在Matlab工具中使用premnmx函数进行处理。通过处理,原始的负荷数据将被全部映射到[-1,1]区间。还原数据则可利用postmnmx函数进行反归一化处

理^[8]。

3) 负荷数据已经做了归一化处理,相应的影响负荷的主要因素如日期类型,气象信息等数据也应做相应的量化处理。日期类型可以分为两类,工作日及休息日。工作日定义映射值为0,休息日定义映射值为1。节假日负荷特点与一般工作日和休息日差异较大,一般另行分析,故不在本文考虑范围内。由于温度对负荷的影响主要体现在高温区,20℃以下的气温对负荷影响较小,故对温度的量化取值可以按照表3来处理。由于负荷预测所用降水数据多为预报值,且并不能准确预报出降水量,故降水仅仅按照降水强度的形式进行量化。

表3 影响因素的量化映射表

Tab.3 Mapping data of the influencing factor

分类	输入	映射值
日期类型	工作日	0
	休息日	1
平均温度	20℃~25℃	0.4
	25℃~28℃	0.6
	>28℃	0.8
降水	无雨	0.1
	小雨	0.3
	中雨	0.5
	大雨	0.7

经过如上的处理,即可以认为预测日负荷与当日最高、最低温度,前日最高、最低温度,预测日前数日温度积累因数 C 、当日及前两日降水强度、日期类型这几个向量相关,也可以简化为前时刻负荷、温度、降水、日期类型。相关关系式可以表示为:

$$L_i = f(\text{pre}L_i, \text{Temp}_i, \text{Precipitation}_i, \text{Weekday}_i) \quad (3)$$

1.2.2 神经网络结构

目前,在人工神经网络的实际应用中,成熟的BP网络及其各种改进仍然是最广泛的应用形式。尽管该型网络在逼近非线性函数的过程中存在收敛速度慢,泛化能力弱,易陷入局部极小点等缺点,但是很多学者在实际的应用中,对BP网络进行了各种改进,以弥补其不足。本文采用附加动量法来进行网络训练。在网络连接权迭代中引入动量项:

$$m_c \Delta \omega_{uv}(n) = m_c [\omega_{uv}(n) - \omega_{uv}(n-1)] \quad (4)$$

其中: m_c 为动量因子,一般取0.9, ω_{uv} 为两个神经元之间的连接权值。这样,网络在修正其权值的时候,不仅考虑误差在梯度上的作用,而且考虑误差在曲面上变化趋势的影响,抑制可能产生的震荡,使得网络可以划过浅的局部极小值。

网络共有三层, 其中, 隐含层的激活函数采用改进型的双极性 S 函数, 即:

$$y = f(a) = -\frac{1}{2} + \frac{1}{1+e^{-a}}$$

$$y' = f'(a) = \frac{-e^{-a}}{(1+e^{-a})^2} = \frac{1}{4} - y^2 \quad (5)$$

此时, 神经元输出值变化范围为 $\pm 1/2$, 实验表明, 采用双极性 S 函数后, 收敛时间平均可减少 30%~40%^[9]。

网络输出一个变量, 即为预测日 48 个时刻中某个时刻的负荷大小。根据前述, 本文模型的输入变量如下 (包含周末数据):

- (1) 预测日前一、二日同时时刻的负荷数据 L_i' 、 L_i'' ;
- (2) 预测日前一、二日同时时刻前一小时的负荷数据 L_{i-1}' 、 L_{i-1}'' ;
- (3) 预测日当日最高、平均温度: T_{\max} 、 T_{ave} ;
- (4) 预测日日前日最高、平均温度: T_{\max}' 、 T_{ave}' ;
- (5) 预测日前三日内温度积累因数 C ;
- (6) 预测日当日降水强度;
- (7) 预测日前一、二日降水强度;
- (8) 预测日的日类型。

网络输入为 13 个变量, 输出一个变量。利用经验公式 $l = \frac{3}{2} \sqrt{mn}$ 来确定隐含层的节点数, 其中, l

为隐含层节点个数, m 为输入层节点数, n 为输出层节点数。这样, 总共建立了 48 个独立的预测模型来对日 48 点负荷进行预测。

2 预测方案检验分析

夏季负荷与温度的相关关系最大, 高温的积累效应对负荷影响最为明显, 故本文选取河南省许昌地区电网 2007 年 6、7、8 月份的负荷数据进行网络训练和模拟预测。其中, 6 月 1 日~8 月 10 日共 70 天的负荷数据作为样本数据, 由于在样本输入中已经对工作日和休息日做了划分, 故在这些数据中, 并不剔除周末的负荷数据。该地区负荷结构中, 工业负荷较大, 夏季农用抗旱负荷也占了比较高的比例。为了体现本文模型对连续高温日负荷的追踪效果, 并根据“近大远小”原则, 从 2007 年 8 月份中选取了 8 月 11 日及 8 月 14 日两天作为待预测日。原因是从 8 月 11 日开始, 一轮新的持续高温阶段开始, 到 8 月 15 日, 经历了 5 天高温天气。其中, 8 月 11 日为周六休息日, 14 日为周二工作日。

利用 Matlab 工具^[8], 我们计算出 8 月 11 日和 8

月 14 日的预测结果, 见表 4。

表 4 预测结果误差表

Tab.4 Error of the forecasting result			
日期	最大误差/(%)	最小误差/(%)	平均误差/(%)
8 月 11 日	3.65	0.32	2.05
8 月 14 日	4.18	0.51	2.12

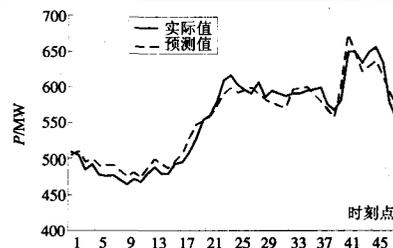


图 2 8 月 11 日预测结果示意图

Fig.2 Forecasting result of Aug.11

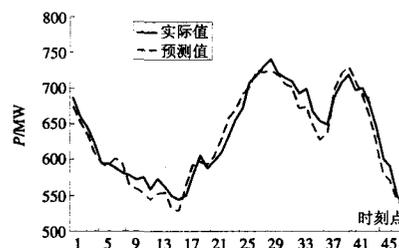


图 3 8 月 14 日预测结果示意图

Fig.3 Forecasting result of Aug.14

从表 3 预测结果来看, 两日共 96 个点的预测误差最大 4.18%, 最小 0.32%, 平均相对误差分别为 2.05% 和 2.12%。图 2、3 为两天的负荷曲线预测结果示意图。可以看出, 这两天由于高温影响, 负荷曲线中尖峰比较突出, 在尖峰及波谷处附近的预测误差相对较大。经过几个连续高温日的 8 月 14 日预测效果要稍差于 8 月 11 日。但是, 总体来看, 夏季负荷大幅变化的情况下, 可以取得这样的预测效果, 依然可以是令人比较满意的。

3 结论

夏季高温情况下的短期负荷预测依然是整个负荷预测工作的难点, 夏季气温高, 持续时间长的气象特点决定了仅仅考虑当日的气象因素是不够的。从本文开始的分析就可以看出, 温度的积累效应对短期负荷预测的影响可以说是非常大的。本文建立的考虑温度积累效应的模型, 可以改善在这种情况下短期负荷预测的精度, 也具有较大的实际应用价值。

值得注意的是, 由于条件的限制, 本文所利用

的气象信息数据仍为传统的日气象信息预测值,只有全天的数据,并没有精确到时段,而且其本身与真实值就存在一定误差,这对短期负荷的预测带来一定负面影响。随着气象部门技术和服务的改进,时段气象信息的取得已经成为可能,如果可以利用这些更加精确的气象信息,短期及超短期负荷预测工作仍将会进一步发展和改进。

参考文献

[1] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京:中国电力出版社, 2007

[2] 贺蓉,曾刚,姚建刚,等. 天气敏感型神经网络在地区电网短期负荷预测中的应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(9):32-35.
HE Rong, ZENG Gang, YAO Jian-gang, et al. Application of Weather Sensitivity Neural Network Model in Short-Term Load Forecasting on Area[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(9):32-35.

[3] 鞠平,姜巍,赵夏阳,等. 96点短期负荷预测方法及其应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(11):32-36.
JU Ping, JIANG Wei, ZHAO Xia-yang, et al. Ninety-Six Points Short-Term Load Forecasting—Theory & Applications[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(11):32-36.

[4] 徐进东,丁晓群,邓勇. 基于相似日的线性外推短期负荷预测[J]. 继电器, 2005, 33(7):37-39.
XU Jin-dong, DING Xiao-qun, DENG Yong. Short-term Load Forecast Using Linear Extrapolation Based on Similar Historical Day Data [J]. Relay, 2005, 33(7):37-39.

[5] 胡江林,陈正洪,洪斌,等. 华中电网日负荷与气象

因子的关系[J]. 气象, 2002, 28(3):14-18.
HU Jiang-lin, CHEN Zheng-hong. A Relationship between Daily Electric Loads and Meteorological Elements in Central China[J]. Meteorological Monthly, 2002, 28(3):14-18.

[6] 陆建宇,王亮,王强,等. 华东电网气象负荷特性分析[J]. 华东电力, 2006, 34(11):38-41.
LU Jian-yu, WANG Liang, WANG Qiang, et al. Characteristic Analysis of Weather Loads for East China Power Grid[J]. East China Electric Power, 2006, 34(11):38-41.

[7] 陈亚红,穆刚,段方丽. 短期电力负荷预报中几种异常数据的处理[J]. 东北电力学院学报, 2002, 22(2):1-5.
CHEN Ya-hong, MU Gang, DUAN Fang-li. Identification and Management to Anomalous Data in Short-term Load Forecasting[J]. Journal of Northeast China Institute of Electric Power Engineering, 2002, 22(2):1-5.

[8] 闻新,周露,李翔,等. MATLAB神经网络仿真与应用[M]. 北京:科学出版社, 2003.

[9] 陈祥光,裴旭东. 人工神经网络技术及应用[M]. 北京:中国电力出版社, 2003.

收稿日期: 2008-08-30; 修回日期: 2008-09-16

作者简介:

陈根永(1964-),男,副教授,硕士生导师,主要从事电力系统运行与规划,继电保护,电能计量领域的教学与研究;

史敬天(1983-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统运行与规划; E-mail: smmjt@163.com

(上接第 15 页 continued from page 15)

YANG Li, HUANG Min-xiang, QIU Jia-ju. A Market Clearing Price Predictor Based on Modular Networks[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(8): 44-48.

[10] 陈建华,周浩. 基于小脑模型关节控制器神经网络的短期电价预测[J]. 电网技术, 2003, 27(8): 16-20.
CHEN Jian-hua, ZHOU Hao. Short-term Electricity Price Forecasting Using Cerebellar Model Articulation Controller Neural Network[J]. Power System Technology, 2003, 27(8): 16-20.

[11] 谢培元,曾次玲. 基于神经网络的短期电价预测[J]. 湖南电力, 2004, (2).
XIE Pei-yuan, ZENG Ci-ling. Short-Term Electricity Price Forecast Using Neural Network[J]. Hunan Electric Power, 2004, (2).

[12] 刘开第,吴和琴,庞彦军. 不确定信息数学处理及其应用[M]. 北京:科学出版社, 1999. 163-165.

LIU Kai-di, WU He-qin, PANG Yan-jun. Mathematic Processing and Application of Uncertain Message[J]. Beijing: Science Press, 1999. 163-165.

[13] 柯于刚,顾洁. 基于区域电力市场的市场出清电价预测[D]. 上海: 上海交通大学, 2007.
KE Yu-gang, GU Jie. Market Clearing Price Forecasting Based on Regional Power Market[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2007.

收稿日期: 2008-09-21; 修回日期: 2009-01-23

作者简介:

孟凡青(1985-),男,硕士研究生,主要研究方向为 FACTS, 电力系统仿真与计算; E-mail: seamfq@sjtu.edu.cn

解大(1969-),男,副教授,主要研究方向为 FACTS, 电力系统仿真与计算。