

李琛, 郭文利, 吴进, 等. 2019. 基于 BP 神经网络的北京夏季日最大电力负荷预测方法 [J]. 气候与环境研究, 24 (1): 135–142. Li Chen, Guo Wenli, Wu Jin, et al. 2019. A method for prediction of daily maximum electric loads in the summer in Beijing based on the BP neural network [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 24 (1): 135–142, doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2018.17126.

基于 BP 神经网络的北京夏季日最大电力负荷预测方法

李琛^{1,2} 郭文利² 吴进³ 金晨曦²

¹ 中国气象局北京城市气象研究院, 北京 100089

² 北京市气象服务中心, 北京 100089

³ 京津冀环境气象预报预警中心, 北京 100089

摘 要 利用 2006~2017 年北京夏季 (6~8 月) 逐日最大电力负荷和同期气象资料, 分析最大电力负荷与各种气象因子的相关性, 基于 BP (Back Propagation) 神经网络算法, 建立了两种夏季日最大电力负荷预测模型并对比。结果表明: 北京夏季周末基础负荷远小于工作日, 剔除时应加以区分; 气象因子对气象负荷的影响具有累积效应, 累积 2 d 时两者的相关性最强; 结合实际, 根据自变量的不同分别建立了两种日最大电力负荷预测模型; 经实际预测检验, 两种预测模型均取得了较好的预测效果, 能够满足电力部门的实际需求, 其中自变量中加入前一日气象负荷的模型效果更优。

关键词 BP 神经网络 日最大电力负荷 累积气象因子 预测模型

文章编号 1006-9585 (2019) 01-0135-08

中图分类号 P49

文献标识码 A

doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2018.17126

A Method for Prediction of Daily Maximum Electric Loads in the Summer in Beijing Based on the BP Neural Network

LI Chen^{1,2}, GUO Wenli², WU Jin³, and JIN Chenxi²

¹ Institute of Urban Meteorology, China Meteorological Administration, Beijing 100089

² Beijing Meteorological Service Center, Beijing 100089

³ Environment Meteorology Forecast Center of Beijing-Tianjin-Hebei, Beijing 100089

Abstract Based on daily maximum electric loads and meteorological data in the summer (June–August) from 2006 to 2017 in Beijing, the relationship between electric load and meteorological factors is diagnosed. Using the BP (Back Propagation) neural network algorithm, two maximum electric power load prediction models are established and evaluated. The results indicate that (1) the basic electric load on weekends in Beijing in the summer is much less than that in working days, which should be distinguished when being removed; (2) the influence of meteorological factors on meteorological load has cumulative effect, and the correlation between them is the highest for two days of accumulation; (3) taking the actual situation into account, two different daily maximum electric load forecasting models are established based on different independent variables. Comparing the prediction results with actual data, both of the forecasting models show good prediction performance that can meet the actual demand of the power sector. The forecasting model with meteorological load of the previous day as an independent variable shows better prediction effect.

收稿日期 2017-08-18; 网络预出版日期 2017-12-04

作者简介 李琛, 男, 1987 年出生, 工程师, 主要从事天气预报与服务研究。E-mail: 13635435@qq.com

资助项目 北京市委、市政府重点工作及区县政府应急项目预启动专项“城市效应可分辨数值天气预报技术与应用研发”Z151100002115045

Funded by Applicate Reserch and Development of Distinguishable Numerical Weather Forecasting Technology with Urban Effect (Grant Z151100002115045)

Keywords BP neural network, Daily maximum electric load, Cumulative meteorological factors, Prediction model

1 引言

对于特大型城市而言,电力系统作为城市生命线,关系到整个社会的生产安排和经济调度,保障其安全稳定的运行显得十分重要。随着社会经济以及人口的增长,近年来北京最大电力负荷极值在不断地刷新,2017年7月13日北京最大电力负荷突破 $2200 \times 10^4 \text{ kW}$,创历史新高。最大电力负荷的逐年升高给电网安全造成了很大压力,因此,电力负荷的短期预测,特别是对夏季日最大电力负荷的预测是电力部门制定供电计划和做好电网供需平衡的关键。

从长期趋势来看,最大电力负荷的增长主要归因于社会经济的发展以及人口的增长(胡江林等, 2002a)。但从短期内来看,最大电力负荷的变化与多种气象因子关系密切,与最大电力负荷显著相关的气象因子为温度、风速和空气湿度,其中相关性最高的是日最低气温,并可以以此为基础建立最大电力负荷的预测模型(张自银等, 2011)。与之不同的是叶殿秀等(2013)采用了不同方法将气象负荷从夏季日最大电力负荷中分离出来,利用前一日相对气象负荷和当日气象要素一周逐日分别建立了预报模型。上述研究将气象因子与负荷看作简单的线性关系,均是通过逐步线性回归的算法建立了预测模型,但实际上天气与电力变量的关系是动态的、非线性的,通过线性回归算法来拟合这种关系并不能很好地解决问题(罗慧等, 2005)。目前许多研究也基于这一观点,利用神经网络、支持向量机等智能非线性方法建立电力负荷预测模型,并取得了良好的预测效果。例如:利用人工神经网络方法对华申电网负荷的预测效果好于动态混合线性回归方法,日最大及最小负荷预测平均误差均小于 2%,能够满足业务调度的需要(胡江林等, 2002b);在支持向量机(SVM)算法的基础上,通过选择参数并改进优化,建立新的电力负荷预测模型均提高了预测精度(徐沐阳等, 2015;陶琳和岳小冰, 2016)。

以往大多数研究在建立电力负荷预测模型时,并没有细致地分析与考虑工作日与非工作日给负荷预测带来的影响,另外大部分研究仅采用了同期气象因子作为模型的自变量,并未考虑气象因子的累积效应以及电力负荷的“记忆性”,即前一日

的最大负荷也会影响到当日的最大负荷。

基于以上不足,本文分析了工作日与周末在建模时的差异,利用 BP 神经网络算法,对北京夏季日最大电力负荷进行预测研究,对比不同的自变量因子所建立模型的优劣,挑选最佳的预测模型,最后将预测模型应用于实际,对 2017 年夏季进行预测试验,检验模型效果,为未来向电力部门提供专项服务产品提供了依据。

2 资料与方法

2.1 资料来源

本文北京夏季逐日最大电力负荷数据来源于北京市电力公司调控中心提供的月报表,时间长度为 2006 年 1 月 1 日至 2017 年 8 月 8 日,资料完整无缺测。气象资料来源于北京市气象局气象信息中心提供的 2006 年 1 月 1 日至 2017 年 8 月 8 日朝阳、海淀、丰台、石景山、观象台和昌平 6 个人工气象观测站逐日观测的最高气温、最低气温、平均气温、平均风速、平均相对湿度、降水量及日照时数数据。另外,本文中的气象要素预报值资料由北京市气象台提供,时间长度为 2017 年 7 月 12 日至 8 月 8 日。

2.2 研究方法

2.2.1 资料的处理

通过分析北京地区夏季最大电力负荷的空间分布发现,北京最大电力负荷主要由城区产生(图略),因此文中北京地区气象要素由上述 6 个城区气象观测站的逐日气象要素的算数平均得到。除了独立的气象因子外,还采用闷热指数(吴兑和邓雪娇, 2001)这一综合气象指数作为预报因子进行分析,其公式为

$$I_{\text{TH}} = (1.8T + 32) - (0.55 - 0.55H_R)(1.8T - 26), \quad (1)$$

其中, I_{TH} 为闷热指数, T 为平均气温(单位: $^{\circ}\text{C}$), H_R 为平均相对湿度(%)。

2.2.2 BP 神经网络基本原理

本文采用目前应用较多的反向传播神经网络模型(BP 模型)建立日最大电力负荷预测模型。BP 网络由输入层、输出层、及隐含层组成,隐含层可有一个或多个,每层由若干神经元组成。隐含单元与输入单元之间、输出单元与隐含单元之间通过相应的传递强度逐个相互联结,用来模拟神经细

胞之间的相互联结, BP 神经网络采用误差反馈学习算法, 其学习过程由正向传播(网络正算)和反向传播(误差反馈)两部分组成。在正向传播过程中, 输入信息经隐含单元逐层处理并传向输出层, 如果输出层不能得到期望的输出, 则转入反向传播过程, 将实际值与网络输出之间的误差沿原来的联结通路返回, 通过修改各层神经元的联系权值而使误差减小, 然后再转入正向传播过程, 反复迭代, 直到误差小于给定的值为止(尤焕苓等, 2008)。

3 夏季最大电力负荷与气象因子的关系

3.1 气象负荷的分离

由前人众多的研究可知, 某个时刻的电力负荷 E 可用以下公式表示(胡江林等, 2002b; 郑贤等, 2008):

$$E = E_e + E_m + E_0, \quad (2)$$

其中, E_e 是随经济、人口等因素增长而增长的经济负荷, 也叫基础负荷, 这部分负荷与气象条件无关; E_m 是随气象因素变化而变化的负荷, 这部分负荷也叫气象负荷; E_0 是随机因素即由检修、维护及临时停电等所造成的负荷变化, 称作随机负荷。

由于 E_0 对最大负荷的影响较小, 因此该部分负荷可以忽略不计。剩下的两者中基础负荷 E_e 在负荷中所占的比重远大于气象负荷 E_m , 因此为了尽准确地研究最大电力负荷与气象因子的关系, 必须将该部分负荷从最大负荷中剔除, 提取出气象负荷 E_m 。

基础负荷 E_e 的选取是提取气象负荷的关键, 由于与社会经济发展有关, 本文将其看粗略的假设为随时间呈线性的增长, 利用最小二乘法对历年夏季最大电力负荷平均值进行拟合从而得到历年夏季基础负荷 E_e , 再将历年夏季逐日最大电力负荷减去 E_e 即得到历年夏季逐日气象负荷 E_m , 即:

$$E_m = E - E_e. \quad (3)$$

3.2 气象负荷与气象因子的关系

表 1 是夏季最大电力负荷与各气象因子的相关系数 r_0 , 以及按照 3.1 中的方法从北京夏季逐日最大负荷中剔除基础负荷后, 提取出的气象负荷与各气象因子的相关系数 r 。通过 r 与 r_0 的对比可以明显看出, 剔除了长期变化趋势后, 气象负荷与气温、闷热指数的相关性明显增强, 相关系数均提高了

50%以上, 且通过了置信度为 99% 的显著性检验, 说明气象负荷与气象因子的相关性更好, 因此进行电力负荷相关性分析及建立夏季日最大电力负荷预测模型时, 可采用气象负荷替代原始最大电力负荷。

表 1 2006~2016 年北京市夏季最大电力负荷与各气象因子的相关系数

Table 1 Correlation coefficients between daily maximum electric loads and meteorological factors in the summer in Beijing from 2006 to 2016

	r_0	r
最高气温	0.362**	0.556**
最低气温	0.485**	0.707**
平均气温	0.499**	0.741**
相对湿度	0.041	0.057
降水量	-0.009	-0.065
日照时间	0.064	0.032
风速	-0.057*	-0.084*
闷热指数	0.554**	0.822**

注: r_0 、 r 分别为剔除基础负荷前与剔除后最大电力负荷与气象因子的相关系数; **表示通过置信度为 99% 的显著性检验, *表示通过 95% 检验。

另外, 气象负荷与气温呈明显的正相关关系, 其中又与平均气温的关系最密切, 相关系数达到 0.741, 且通过了置信度为 99% 的显著性检验, 可见夏季气象负荷的变化受日平均气温的影响最大。另外, 平均风速与气象负荷的相关性虽然远小于气温, 但也能达到 0.05 显著性水平, 说明平均风速对夏季气象负荷也有一定的影响。值得注意的是, 为了消除各气象因子本身的长期变化趋势造成的影响, 在计算相关系数时, 利用最小二乘法对各气象因子历年夏季逐日气象因子数据进行拟合, 得到长期趋势并从中剔除。

虽然从相关系数上看相对湿度与夏季气象负荷的关系不明显, 但是综合了平均气温和平均相对湿度的闷热指数与气象负荷的相关系数达到了 0.822, 明显优于其他独立气象因子。由于闷热指数体现了温度和湿度的综合效应, 更能反映人们体感舒适度的变化, 夏季日气象负荷的波动对闷热指数的变化更敏感。

3.3 气象因子的累积效应对夏季气象负荷的影响

气象因子对夏季电力负荷的影响存在“多日累积效应”, 即突然的高温闷热并不会造成电力负荷的大幅度升高, 而持续几天闷热将导致电力负荷急剧增加。当出现连续“桑拿天”时, 人们会大量的采用空调等制冷设备降温, 电力负荷此时会出现明显的峰

值,甚至出现极值。经统计,近些年北京市夏季最大电力负荷极值均出现于在连续桑拿天期间。

基于以上考虑,进一步研究累积气象因子与夏季气象负荷的相关性对预测模型的建立具有重要意义。本文将累积气象因子定义为当日与前1 d、前2 d、前3 d、前4 d的气象因子的滑动平均值,分别计算其与当日气象负荷的相关系数并进行对比,以获得最佳的累积时间。根据前文可知,夏季气象负荷与综合气象因子中的闷热指数及独立因子中的平均气温的相关性最好,因此本文选取闷热指数和平均气温两个因子进一步分析。

由图1可见,平均气温和闷热指数两种气象因子累积2 d时,二者与气象负荷的相关性均达到最强,而往后继续累积时,两者与气象负荷的相关性又逐渐减弱,说明当累积2 d时,夏季气象负荷对平均气温和闷热指数的变化最敏感。因此,建立夏季日最大电力负荷预测模型时,可以将累积2 d的闷热指数替代同期闷热指数作为自变量,以取得更好的预测效果。

4 夏季最大电力负荷预测模型的建立与检验

4.1 最大电力负荷的周末效应

图2给出了2006~2016年北京夏季平均日最大电力负荷的一周变化,可以看出星期一至星期五的最大电力负荷明显高于周六周日10%左右,表现出北京夏季最大电力负荷有明显的周末效应,这跟企事业单位在周末停工停产导致城市基础负荷下降这一经济社会规律有关。鉴于工作日与周末有不同的基础负荷,在建立模型时,应当分开拟合两者,分别得到历年夏季工作日和周末的基础负荷拟合值(表略),再根据公式(3)可得到历年夏季逐日气象负荷。

为了分析工作日与周末在建模时的差异性,本文分别剔除两者的基础负荷后,采用了工作日与周末共同建模以及分开建模的两种方案,从最后模拟的结果(图略)以及误差的对比(表略)上看,两者的差别不大。因此工作日与周末基础负荷的不同是造成两者最大电力负荷有明显差异的主要原因,在假设能够完美地分别剔除两者的基础负荷的前提下,剩下的气象负荷的变化只与气象因子有关,与日期无关。为了方便实际工作需要,后面均采用

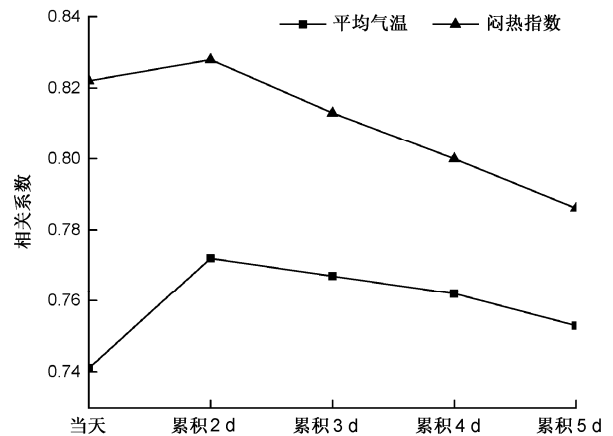


图1 2006~2016年北京夏季气象负荷与累积气象因子的相关系数的变化

Fig. 1 Variation of correlation coefficients between the meteorological electric loads and cumulative meteorological factors in the summer in Beijing from 2006 to 2016

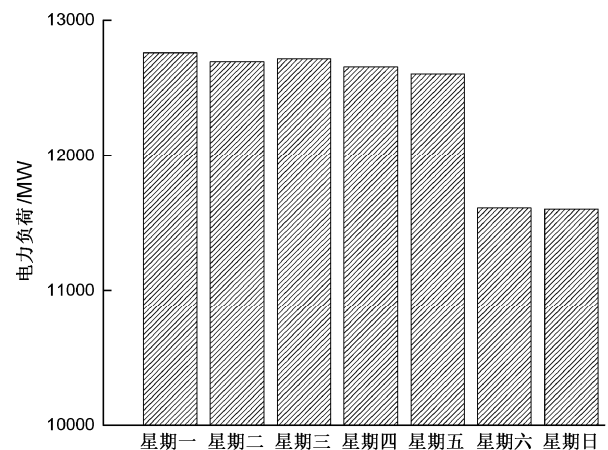


图2 2006~2016年北京夏季平均星期一至星期日最大电力负荷

Fig. 2 Averaged summertime daily maximum electric loads from Monday to Sunday in Beijing from 2006 to 2016

工作日与周末共同建模的方案。

4.2 模型的建立与检验

考虑到实际工作中的预报数据的可获取性,文中可作为模型自变量的气象因子有:日最高气温、日最低气温、日平均气温、日平均相对湿度、日降水量、日平均风速这6个单独气象因子及累积2 d闷热指数。另外,考虑到最大电力负荷具有“记忆性”这个特点,在自变量因子中还加入了前一日气象负荷,但气象部门在实际工作中,有可能获取不到这一数据,因此按照自变量中是否加入前一日气象负荷,本文建立了两类共3种方案模型:当加入前一日气象负荷时,自变量为“前一日气象负荷+

当日 6 个单独气象因子”, 此方案定义为方案 1; 当不加入前一日气象负荷时, 为了证明前一日气象负荷的作用以及体现气象因子的累积效应, 又将此类模型分为两种: 自变量为当日 6 个单独气象因子, 此方案定义为方案 2; 自变量为累积 2 d 闷热指数, 此方案为定义为方案 3。

根据 4.1 中的方法得到的 2006~2015 年夏季逐日气象负荷作为建模因变量, 按照上述 3 种方案所述的自变量, 基于 BP 神经网络算法, 分别建立 3 种日最大电力负荷预测模型并利用 2016 年的资料

进行检验。

4.2.1 方案 1 模型结果

通过方案 1 模型得到的结果与实际值进行对比, 可以看出模拟值与实际值曲线的拟合程度较高, 模型能较准确地模拟出夏季最大电力负荷总体呈现逐步上升趋势的同时也表现出周期性波动的基本特征 (图 3a)。

为了更清楚地展示模拟效果, 任意挑选了 2010 年夏季逐日最大电力负荷的模拟结果来说明 (图 3b): 模拟值曲线的大部分波峰波谷与实况相吻合,

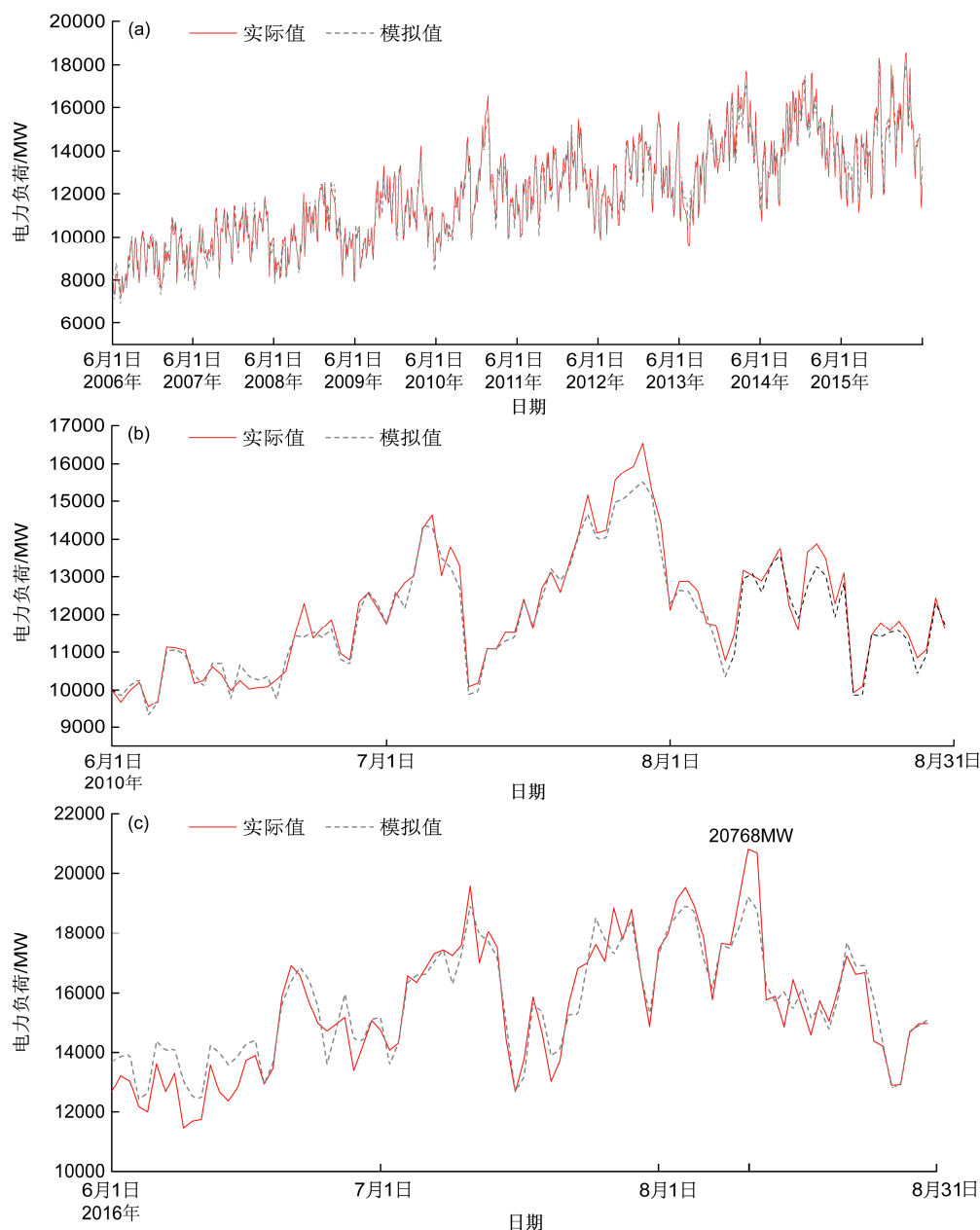


图 3 夏季最大电力负荷预测模型方案 1 模拟值与实际值的对比: (a) 2006~2015 年; (b) 2010 年; (c) 2016 年

Fig. 3 Comparison between simulation value by the scheme 1 model and actual value of daily maximum electric loads in the summer: (a) 2006~2015; (b) 2010; (c) 2016

高值区均出现在 7 月下旬至 8 月上旬,这与北京夏季电力负荷的实际变化特征相符。

我们利用 2016 年资料对方案 1 模型进行了检验(图 3c),可以看出得到的结果与实际值变化趋势基本一致,模型效果较好,但是对 8 月 11 日出现的极值 20768 MW,模拟值偏小。

为量化模型误差,表 2 给出了方案 1 模型所得结果的各项误差统计。从各项误差参数对比可以看出:虽然方案 1 模型得到的预测误差要大于模拟误差,但在总体控制误差上表现的很理想,各项误差水平平均能达到实际应用需求。

表 2 夏季最大电力负荷预测模型方案 1 的误差统计

Table 2 Error statistics in scheme 1 model of daily maximum electric loads in the summer

	相对误差 <2%比例	相对误差 <5%比例	平均相 对误差	最大相 对误差	与实际值 相关系数	均方根 误差
模型对 2006~ 2015 年的模拟值	50.5%	90.4%	2.3%	11.0%	0.99**	370.6
模型对 2016 年 的模拟值	42.4%	71.7%	3.6%	13.7%	0.96**	705.2

**表示通过置信度为 99%的显著性检验。

4.2.2 方案 2 和方案 3 模型结果

仅从 2006~2015 年模拟值曲线上看,方案 2 和方案 3 均取得了不错的效果,虽然对比方案 1 拟合程度有所下降,但差距不大,同样除了某些拐点和极值外,模拟值曲线基本能反映近十年夏季日最大电力负荷的变化特征(图略)。

但在模型检验中这两种方案模型得到的结果差距较大(图 4),2016 年 7 月中下旬及 8 月底时最大电力负荷有一个明显的先降后升的波动(红框处),方案 3 很好的预测出了这一变化,预测值与实际变化相吻合。而方案 2 预测的变化曲线与实际相反,在这两个时间段内预测值呈现先升后降,存在较大误差,预测效果明显劣于方案 3。

从表 3 的误差对比也证明了方案 3 模型的效果要优于方案 2,特别是相对误差小于 5%所占比例

上要好于方案 3,另外方案 2 在控制最大相对误差上也不如方案 3。上述的一系列对比可以说明自变量为累积 2 d 的闷热指数的模型效果要优于自变量为当日 6 个独立气象因子的模型。

再对比表 3 和表 2 可以明显看出,无论是方案 2 还是方案 3,各项误差参数上都明显劣于方案 1。特别是方案 2 自变量中剔除前一日气象负荷后,模型的效果明显下降,这也说明前一日气象负荷这一预测因子的加入能显著提高模型的预测准确率。虽然方案 3 中累积 2d 闷热指数也从侧面考虑了气象负荷的累积效应,但是对模型产生的效果不如方案 1 中直接加入前一日气象负荷。

综合上述 3 种方案模型得到的结果对比,可以得出:实际预测工作中,方案 1 应作为首选,而在获取不到前一日气象负荷数据的情况下,方案 3 可成为备选方案;方案 2 模型效果较差,予以排除。

5 2017 年实际预测试验

每年 7 月下旬到 8 月上旬是北京的主汛期,同时也是一年中最容易出现高温闷热天气的时期,在这种气象条件下,全市的最大电力负荷也极易出现峰值。按照以上研究得到的结论,采取方案 1 及方案 3 对 2017 年北京主汛期的 28 天(7 月 12 日至 8 月 8 日)进行了日最大电力负荷的实际预测,进一步检验模型效果及讨论可能引起误差的因素。

图 5 为 2017 年夏季两种方案模型的预测结果对比。可以明显看出:气象因子分别为预报值和实际值时会导致模型效果差距较大,两种方案中实际气象因子的代入都会显著提高模型的预测准确度。尤其方案 1,当采用气象因子实际值时,最大电力负荷预测曲线与实际曲线的拟合度较高(图 5b 中红线与黑线)。

误差分析(表 4)中,当气象因子为实际值时,方案 1 的平均误差 2.5%,最大相对误差也控制在 10%以内,方案 3 的这两项误差分别为 4.5%和

表 3 夏季最大电力负荷预测模型方案 2 和方案 3 的误差对比

Table 3 Comparison of errors between scheme 2 and scheme 3 models of daily maximum electric loads in the summer

		相对误差<2%比例	相对误差<5%比例	平均相对误差	最大相对误差	与实际值相关系数	均方根误差
模型对 2006~2015 年的 模拟值	方案 2	28.2%	61.9%	3.6%	23.3%	0.97**	564
	方案 3	33.8%	72.6%	3.7%	17.5%	0.96**	552
模型对 2016 年的模拟值	方案 2	24.9%	54.2%	6.9%	34.5%	0.89**	1311
	方案 3	31.6%	63.7%	5.8%	21.1%	0.91**	1034

**表示通过置信度为 99%的显著性检验。

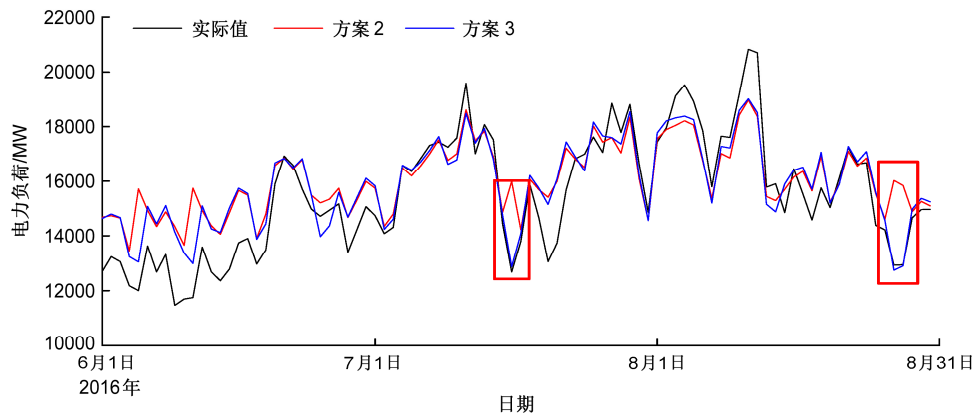


图 4 2016 年夏季最大电力负荷预测模型方案 2 和方案 3 模拟结果对比
Fig. 4 Comparison of simulation results between scheme 2 and scheme 3 models of daily maximum electric loads in the summer of 2016

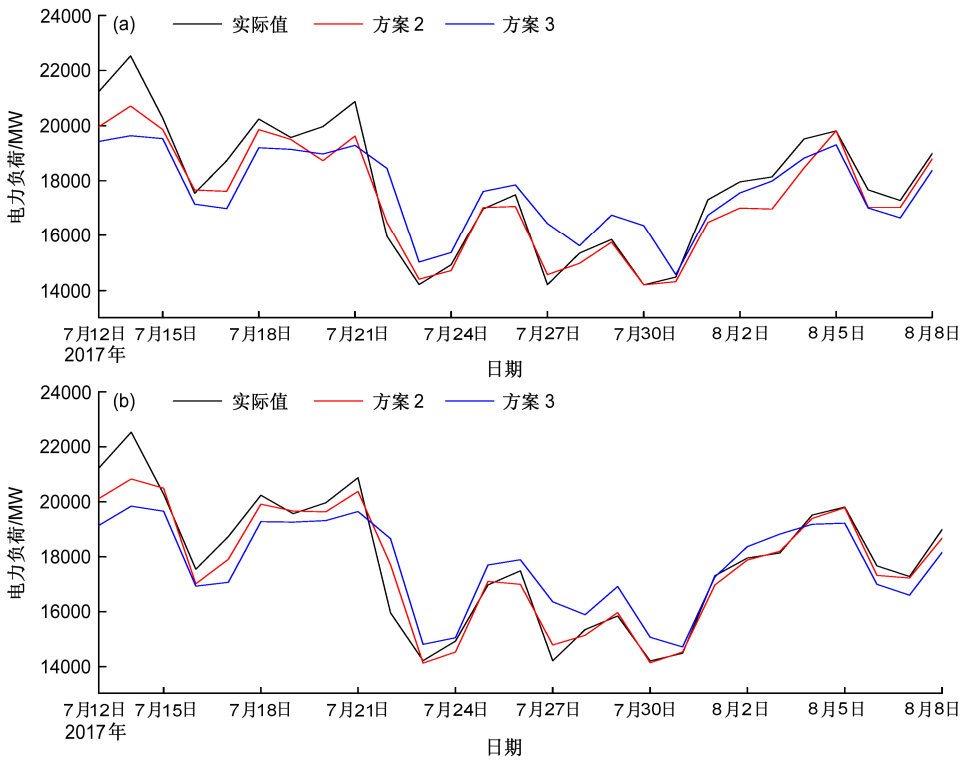


图 5 2017 年夏季最大电力负荷预测模型方案 1 和方案 3 的预测结果对比：(a) 气象因子为预报值；(b) 气象因子为实际值
Fig. 5 Comparison of prediction results between scheme 1 and scheme 3 models of daily maximum electric loads in the summer of 2017: (a) Meteorological factors are predictive values; (b) meteorological factors are actual values

12.1%。而当气象因子为预报值时，两种方案模型的预测结果误差均明显增大。以上充分说明了这两种方案模型均具有较好的预测能力，但气象因子本身的预报误差会对模型的预测准确度造成很大影响，最大电力负荷的预测效果很大程度上依赖于气象因子的预报准确度。但也可以看出，与前面的分析结果相同，对 2017 年 7 月 13 日最大电力负荷出现的历史极值，两种方案模型均没有准确的预测，这与模型本身的性能有关。

表 4 2017 年夏季最大电力负荷预测模型方案 1 和方案 3 的预测误差对比

Table 4 Comparison of errors between scheme 1 and scheme 3 models of daily maximum electric loads in the summer of 2017

		平均相对 误差	最大相对 误差	均方根 误差
方案 1	气象因子为预报值	3.4%	11.0%	829
	气象因子为实际值	2.5%	9.6%	674
方案 3	气象因子为预报值	5.6%	15.6%	1253
	气象因子为实际值	4.5%	12.1%	1164

6 结论与讨论

(1) 北京夏季日最大电力负荷与气象因子关系密切, 对独立气象因子中的气温变化最敏感。而闷热指数综合考虑了气温和相对湿度的共同作用, 其与最大电力负荷的相关性要强于任何单独气象因子。

(2) 气象因子对北京夏季日最大负荷的影响具有累积效应, 这种效应在累积两天时最明显。

(3) 北京夏季最大负荷具有明显的周末效应, 工作日的基础负荷要明显高于周末, 剔除时应当加以区分。

(4) 考虑到最大电力负荷具有“记忆性”, 加入了前一日气象负荷的预测模型效果要显著好于仅考虑气象因子的模型, 但实际工作中在无法获取这一数据的情况下, 采用累积 2 d 闷热指数作为预测因子建立模型也不妨为一种选择。

(5) 通过实际预测试验表明, 方案 1 和方案 3 模型均具有较好的预测能力, 能够满足实际业务需求。

(6) 本文在研究过程中也拟合了其他值 (例如历年逐日最大电力负荷、历年夏季最大电力负荷极值等) 来代表基础负荷, 但是最后的模型效果欠佳, 故最终确定利用历年夏季最大电力负荷平均值拟合得到基础负荷。但城市基础负荷的研究一直是个难题, 要完美地剔除基础负荷几乎不可能, 这是本文的不足之处, 也是下一步工作的重点。

(7) 鉴于日最大电力负荷的变化机制十分复杂, 影响因素多种多样, 加上本文中采用的 BP 神经网络算法仍有不足, 所建立的模型对极值的预测存在一定误差, 未来还应当深入研究, 采用大数据挖掘等新的方法, 进一步提高模型的预测能力。

参考文献 (References)

胡江林, 陈正洪, 洪斌, 等. 2002a. 华中电网日负荷与气象因子的关系 [J]. 气象, 28 (3): 14–18, 37. Hu Jianglin, Chen Zhenghong, Hong Bin, et al. 2002. A relationship between daily electric loads and meteorological elements in central China [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 28 (3): 14–18, 37, doi:10.3969/j.issn.1000-0526.2002.03.003.

胡江林, 陈正洪, 洪斌, 等. 2002b. 基于气象因子的华中电网负荷预测

方法研究 [J]. 应用气象学报, 13 (5): 600–608. Hu Jianglin, Chen Zhenghong, Hong Bin, et al. 2002. Forecast technique of electric network loads in central China based on meteorological elements [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 13 (5): 600–608, doi:10.3969/j.issn.1001-7313.2002.05.009.

罗慧, 巢清尘, 李奇, 等. 2005. 气象要素在电力负荷预测中的应用 [J]. 气象, 31 (6): 15–18. Luo Hui, Chao Qingchen, Li Qi, et al. 2005. Application of meteorological factors to load forecasting based on ANN [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 31 (6): 15–18, doi:10.3969/j.issn.1000-0526.2005.06.003.

陶琳, 岳小冰. 2016. 一种新的粒子群算法优化支持向量机的短期负荷预测 [J]. 电子设计工程, 24 (16): 151–154. Tao Lin, Yue Xiaobing. 2016. A new power load chaotic predicting based on support vector machine and particle swarm optimization algorithm [J]. Electronic Design Engineering (in Chinese), 24 (16): 151–154, doi:10.3969/j.issn.1674-6236.2016.16.047.

吴兑, 邓雪娇. 2001. 环境气象学与特种气象预报 [M]. 北京: 气象出版社, 170–171. Wu Dui, Deng Xuejiao. 2001. Environmental Meteorology and Special Meteorological Forecast (in Chinese) [M]. Beijing: China Meteorological Press, 170–171.

徐沐阳, 何钢建, 胡元, 等. 2015. 基于气象因素的 SVR 方法在温州电网负荷预测中的应用 [J]. 中国科技信息, (3): 62–64. Xu Muyang, He Gangjian, Hu Yuan, et al. 2015. Application of SVR method based on meteorological factors in load forecasting of Wenzhou power grid [J]. China Science and Technology Information (in Chinese), (3): 62–64, doi:10.3969/j.issn.1001-8972.2015.03.024.

叶殿秀, 张培群, 赵珊珊, 等. 2013. 北京夏季日最大电力负荷预报模型建立方法探讨 [J]. 气候与环境研究, 18 (6): 804–810. Ye Dianxiu, Zhang Peiqun, Zhao Shanshan, et al. 2013. Research on meteorological forecast technique of daily maximum electric loads during summer in Beijing [J]. Climatic and Environmental Research (in Chinese), 18 (6): 804–810, doi:10.3878/j.issn.1006-9585.2013.12146.

尤焕苓, 丁德平, 王春华, 等. 2008. 应用回归分析和 BP 神经网络方法模拟北京地区电力负荷 [J]. 气象科技, 36 (6): 801–805. You Huanling, Ding Deping, Wang Chunhua, et al. 2008. Application of regression analysis and artificial neural network to Beijing daily power peak load forecast [J]. Meteorological Science and Technology (in Chinese), 36 (6): 801–805, doi:10.3969/j.issn.1671-6345.2008.06.026.

张自银, 马京津, 雷杨娜. 2011. 北京市夏季电力负荷逐日变率与气象因子关系 [J]. 应用气象学报, 22 (6): 760–765. Zhang Ziyin, Ma Jingjin, Lei Yangna. 2011. Beijing electric power load and its relation with meteorological factors in summer [J]. Journal of Applied Meteorological Science (in Chinese), 22 (6): 760–765, doi:10.3969/j.issn.1001-7313.2011.06.015.

郑贤, 唐伍斌, 贝宇, 等. 2008. 桂林电网日负荷与气象因素的关系及其预测 [J]. 气象, 34 (10): 96–101. Zheng Xian, Tang Wubin, Bei Yu, et al. 2008. A relationship between daily load and meteorological factors for Guilin power network and forecasting [J]. Meteorological Monthly (in Chinese), 34 (10): 96–101, doi:10.7519/j.issn.1000-0526.2008.10.013.