考虑气象因素影响的北京电网短期负荷预测研究

北京作为我国首都，其电网城市负荷特性日渐明显，这一变化给电网负荷预测工作带来了新的挑战。从北京电网负荷特性情况出发，分析了在气象因素影响下，电采暖负荷、日照敏感负荷等对电网短期负荷预测的影响。针对不同类型负荷受体感温度、日照强度等气象因素影响的特点，采用BP神经网络及聚类算法对北京电网负荷进行短期负荷预测，并通过历史电网负荷及气象数据对预测结果进行了对比分析。

喻　乐[1]　施　磊[1]　沈茂亚[2]　谢　旭[1]　张　晶[1]/1．国家电网公司华北分部
2．国电南瑞科技股份有限公司

喻　乐/高级工程师

关键词/Keywords
气象因素·
体感温度·
短期负荷预测·
层次聚类·
神经网络·

0　引言

短期负荷预测是电网公司编制日前发电计划、实时运行控制工作开展的基础，通过准确的负荷预测，可以经济安排发电机组的起停，合理安排发电机组的计划检修，在保证电网稳定、可靠供电的同时，又能有效地降低发电成本，提高社会整体经济效益。

随着居民生活水平和生活质量的不断提高，居民生活用电负荷在电网负荷中所占的比重也越来越大，最明显的是夏季空调器负荷和冬季电采暖负荷，也就是气象条件变化导致人体舒适感觉变化引起的用电负荷。长期以来，电网的调度工作者及科研工作者在这一课题上进行了卓有成效的研究。夏季大量使用空调器而带来的调温负荷被证明同气温、湿度等气象因素密切相关[2-3]。目前，针对该问题的研究主要从以下两方面进行：一是利用精细化的气象资料，基于小时级别气象因素进行综合建模分析，以提高短期负荷预测的准确度[4-6]；二是基于较长的逐日电网负荷数据和气象资料[7-8]，研究不同气象因素对负荷变化的影响[9]。

本文选取华北地区城市负荷特性最为明显的北京电网作为研究目标，针对负荷受气象条件等因素影响的特性，通过挖掘其中的典型规律，建立贴合北京电网实际的负荷预测系统，也为其他地区电网负荷预测工作提供参考。

1　北京电网负荷特性分析

北京作为我国首都，随着社会、经济的高速发展，其城市负荷特性逐年加强。表1为产业及城乡居民用电量同比增长情况，可以看出北京负荷第三产业及居民生活用电量变化特点：自2016年以来，城乡居民生活用电负荷均保持10%以上同比增长率，远超全社会用电量，主要是受夏季空调器负荷及冬季煤改电负荷高速增长影响。

表1　2015～2017年北京地区全社会及城乡居民用电量

年份	全社会用电量/亿kW·h	同比增长（%）
2017年	106.69	4.57
2016年	102.03	7.09
2015年	95.27	1.67

年份	城市居民生活用电量/亿kW·h	同比增长（%）	乡村居民生活用电量/亿kW·h	同比增长（%）
2017年	18.53	11.34	3.27	12.90
2016年	16.65	11.26	2.90	15.21
2015年	14.96	2.65	2.52	6.92

1.1　电采暖负荷特性与发展情况

早在2003年，北京地区便开始实施

煤改电改造工程。2016年以后，受雾霾治理政策影响，煤改电工程改造力度逐渐增强，对电网负荷影响也日趋明显。

电采暖负荷在中长期尺度来看，主要受开展规模、分时电价因素两方面影响，这两方面因素在供暖季内变化较小；在短期尺度来看，与夏季空调器负荷类似，电采暖负荷同样受体感温度影响。

图1为2014～2017年12月北京电网日平均负荷曲线。由图1可知，2014～2016年平均负荷曲线在21:00时刻有明显增长，而2017年该增长前移至20:00；低谷负荷增长远超高峰负荷增长。这是由于北京地区煤改电工程的快速推广，且2017年电采暖低谷电价起始时刻由21:00提前至20:00，使负荷曲线特性在近两年已经发生了明显的变化。

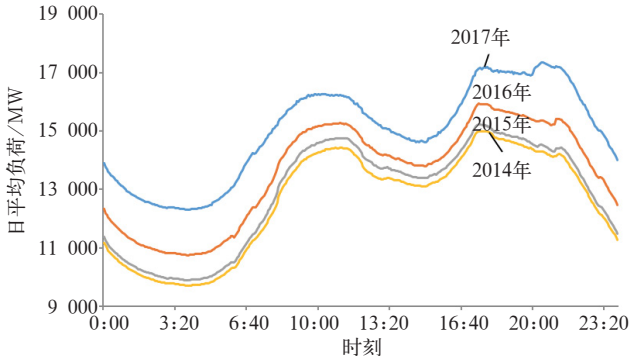

图1 2014～2017年12月北京电网日平均负荷曲线

1.2 光照敏感负荷特性及发展情况

分布式光伏一般特指接入35 kV或更低电压等级电网的光伏发电系统，其特点为用户自发自用、余量上网。分布式光伏在环保与用户经济性上的优势使得我国从中央到地方均在政策上给予鼓励，各地分布式光伏装机容量在2016年后呈高速增长态势。

照明负荷增长一般认为与城市化程度相关，随经济、社会发展呈自然增长态势，在实际预测工作中，其负荷规模可按年作为周期进行考虑。

在实际预测工作中，分布式光伏与日常照明负荷分别作为电源与负荷，在日照强度变化时，对电网负荷增长与减小影响呈现类似的线性关系，可将其作为光照敏感负荷进行整体考虑。其逻辑关系如图2所示。

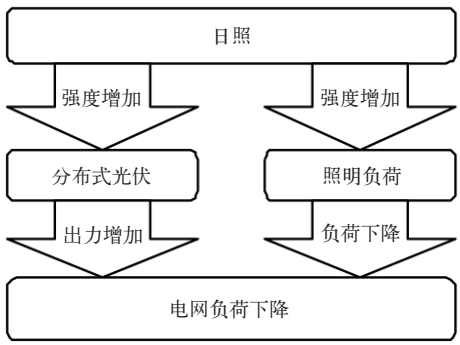

图2 日照敏感负荷结构

图3为日照条件变化较大的北京电网相邻两个工作日负荷曲线。由图3可知，在晚高峰负荷基本一致的情况下，早高峰负荷产生了较大变化，如将两日负荷曲线做差值可得曲线情况如图4所示，差值曲线特性基本与一般光伏发电系统特性一致。因此，采用日照敏感负荷对分布式光伏与照明负荷统一开展负荷预测工作具备可行性。

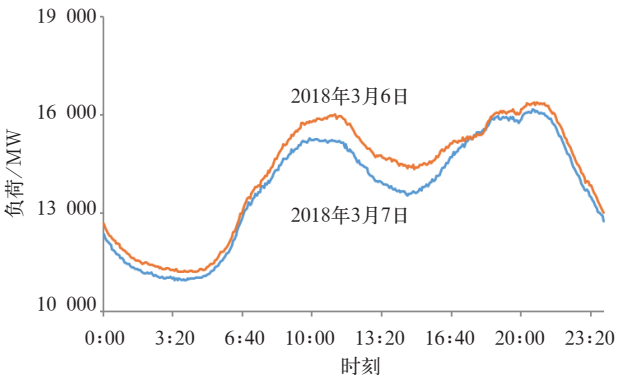

图3 北京电网相邻两日负荷曲线

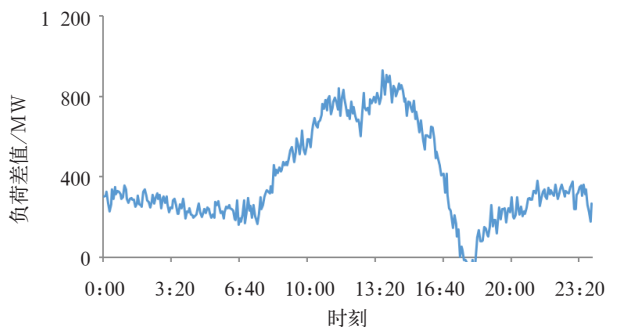

图4 北京电网相邻两日负荷曲线差值

2 体感温度与负荷相关性研究

2.1 体感温度的定义和计算方法

根据气象学者的研究，在影响人体舒适感

觉的三个主要的气象因素中，气温的作用最明显，大气相对湿度和风力的作用次之。对于气温因素，人们对一天中的最高气温以及最高气温与最低气温之间的温差感觉较为敏感。当气温较高时，温差越小，越感觉闷热，而湿度与风力都影响人体的热代谢，所以用体感温度来表达人体对周围环境条件的综合感受。体感温度的具体计算方法随着地区气象条件的差异而显著不同[15-16]。

结合北京的实际气象条件和气象资料收集的实际情况，本文在研究中采用北京气象局提出的公式[17]，具体计算公式为

$$T_g=T_a+T_u+T_h-T_v \quad (1)$$

式中，T_g为体感温度；T_a为常规气温；T_u为辐射作用对体感温度的修正；T_h为湿度对体感温度的修正；T_v为风速对体感温度的修正。

T_u是针对个体而言的。本文在研究体感温度和负荷之间的关系时，考虑的是地区整体的平均体感温度。因此，在对地区进行整体研究过程中，可以忽略辐射对体感温度的影响。

湿度对体感温度修正公式为

$$T_h=-0.4(T_a-10)(0.6-h) \quad (2)$$

式中，h为相对湿度，其值取百分数，范围为0～1.0。

风速对体感温度的修正公式为

$$T_v=(1.0-T_a h/32)\sqrt{v} \quad (3)$$

式中，h为相对湿度，其值取百分数，范围为0～1.0；v为风速大小，单位为m/s。

因此忽略辐射后的体感温度计算公式为

$$T_g=T_a-0.4(T_a-10)(0.6-h)-(1.0-T_a h/32)\sqrt{v} \quad (4)$$

式中，T_a为常规气温；h为相对湿度；v为风速大小。这些变量都是常规数据，正常情况下，气象台均可以提供。

2.2 体感温度对负荷的影响

为了验证体感温度和北京电网负荷的相关性，对近年的体感温度和北京电网负荷进行了相关性分析。

通过2016～2018年的夏季（6～9月）天气与北京电网负荷数据，按照日最高常规温度－最大负荷、体感最高温度－最大负荷分别进行线性拟合分析，其对比结果如图5、图6所示。

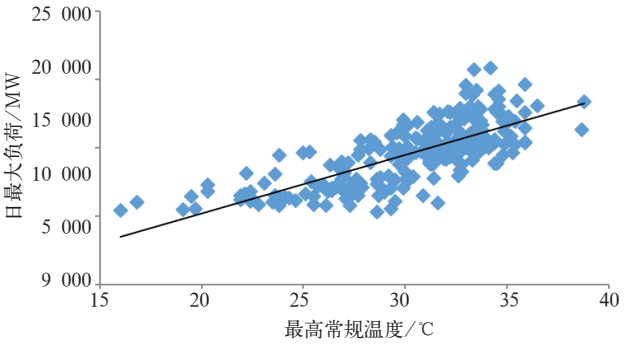

图 5 最高常规温度－最大负荷相关性分析

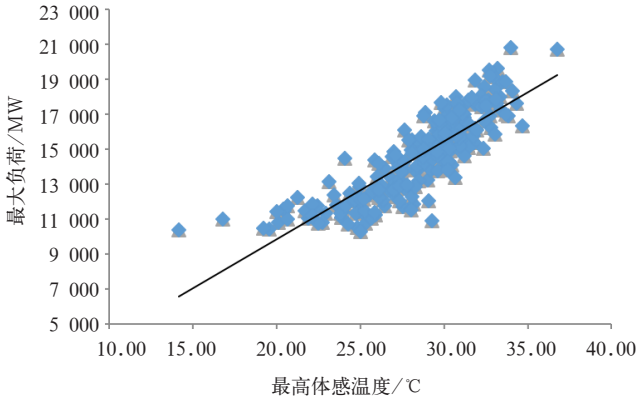

图 6 最高体感温度－最大负荷相关性分析

从上面对比的相关性分析中可知，夏季体感温度每升高1 ℃，最大负荷升高约558 MW；常规温度每升高1 ℃，最大负荷升高约429 MW。这与前面从相关性分析角度得到的结论完全一致。常规温度/体感温度－最大负荷相关性对比如表2所示。

表 2 常规温度/体感温度－最大负荷相关性对比

分析对比	常规温度/℃	体感温度/℃
相关系数	0.74	0.85
标准误差	1 549.51	1 221.41

从表2中可看出体感最高温度－最大负荷的相关系数明显要高于常规最高温度－最大负荷的相关性，其误差也相对更小。

2.3 相关性分析小结

通过对体感温度与北京电网夏季最大负荷相关性分析，并和常规温度相关性进行对比可知：体感温度和负荷相关性明显高于常规温度和负荷

的相关性，但日照敏感负荷、基础负荷等受体感温度影响较小，对负荷采用体感温度进行整体预测时，误差仍较大。因此，需同时考虑上述因素对负荷的影响，进一步提高预测准确度。

3 北京电网负荷预测模型

结合北京电网负荷构成与特性，在前述研究的基础上，本文采用以日照强度和体感温度作为主导影响因素，利用BP神经网络建立合理的短期负荷预测模型，预测未来日北京电网的日96点负荷。

BP神经网络通过多个神经元的相互连接，使其输入和输出构成复杂的非线性处理系统，并用于日负荷预测，同样利用其可以记忆复杂的非线性输入输出映射关系的特性，而传统的负荷预测方法难以实现这种特性[18-19]。

理论上，BP神经网络可以直接对日96点负荷进行预测，但是输入神经元和输出神经元的个数较多，在进行网络训练时耗时较长，收敛较慢。考虑调度负荷预测实际工作需求，本文采用一种减轻网络训练负担的建模方法：通过体感温度、日照强度以及历史负荷数据预测未来日的最大负荷和最小负荷，降低网络输入向量的维数，大量减少网络中神经元的数目，使网络训练负担减轻；再通过历史负荷数据预测未来日的归一化负荷系数；根据预测日的综合最大、最小负荷以及归一化系数得到日96点体感温度敏感负荷预测结果。

3.1 最大（小）负荷预测

根据上述模型建设思路，本文对负荷预测模块进行了设计，将前m天的实际最高体感温度、日照强度和最大负荷及预测日最高体感温度、日照强度作为输入样本数据，BP神经网络负荷预测模型如图7所示。

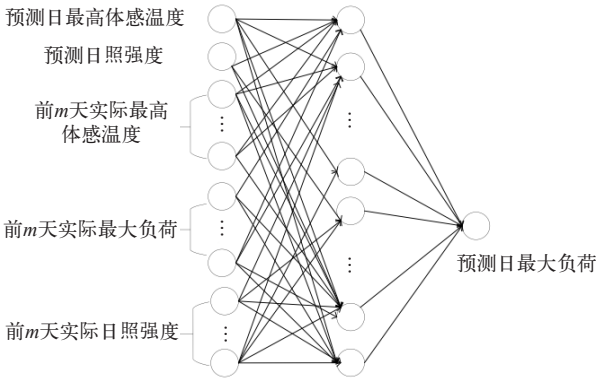

图7 BP神经网络负荷预测模型

其预测步骤如下。

1）初始化，即随机地设置各层权系数$W_{ij}^{(k-1)}$和阈值$\theta_i^{(k)}$。

2）选定输入输出样本集。

3）由样本输入$y_1^{(0)}$、$y_2^{(0)}$、…$y_n^{(0)}$计算各层实际输出$y_1^{(k)}$，$y_2^{(k)}$，…，$y_{nk}^{(k)}$，（k=1，2，…，m）。

4）利用下式调整权重系数

$$\Delta W_{ij}^{(k-1)}=\eta\sum_{h=1}^{n}\delta_{hi}^{(k)}y_{hi}^{(k)} \tag{5}$$

式中，η为步长，它的选择没有固定准则；$y_{hi}^{(k)}$为第k层第i个神经元在第h个样本输入时的输出值；$\delta_{hi}^{(k)}$为误差传播项。

当k=m时，对应输出层有

$$\delta_{hi}^{(m)}=[\overset{\Lambda^{(m)}}{y_{hi}}-y_{hi}^{(k)}]\times f[\overset{\Lambda^{(m)}}{y_{hi}}] \tag{6}$$

当 $k < m$ 时，对应隐层有

$$\delta_{hi}^{(k)}=f[y_{hi}^{(m)}]\sum_{l=1}^{n_k+1}\delta_{hl}^{(k+1)}W_{il}^{k} \tag{7}$$

误差ε计算式为

$$\varepsilon=\sum_{h=1}^{n}\left\|\overset{\Lambda^{(m)}}{Y_h}-Y_h^{(m)}\right\|^2=\sum_{h=1}^{n}\sum_{j=1}^{n_k}(\overset{\Lambda^{(m)}}{y_{hj}}-y_{hj}^{(m)})^2 \tag{8}$$

如果$\varepsilon>\varepsilon_0$（为给定误差），则返回至步骤3）继续学习；如果$\varepsilon\leqslant\varepsilon_0$，则认为已收敛而停止学习，由此时的连接权重构成网络，就可以在误差范围内反映对应的输入输出关系。

最小负荷预测方法类似，只需相应地在上述过程中将最高体感温度改为对应最低体感温度，最大负荷改为最小负荷即可，不再赘述。

3.2 负荷曲线模式预测

通常情况下，电网负荷曲线的形状按日和周呈现一定的周期性变化，也可能由于气象条件变化、人类活动等影响而出现小的随机波动[20]。对于工业负荷占比较高的电网，特别是大工业负荷占比越高，其负荷曲线周期性变化越不明显；而对于城市负荷占比高的北京电网，其负荷曲线周期性变化较为明显。一般来说，周末负荷不同于一般的工作日负荷，其负荷水平低于工作日负荷。而且工作日和周末负荷出现峰荷的时间也有所不同。

聚类算法可以有效减小样本数据规模，提高计算效率[21-22]。本文选择凝聚层次聚类算法研究中用于对北京电网实际样本曲线进行模式分类。凝聚层次算法是一种自下而上的归并算法，通过计算每个个体样本之间的欧氏距离来实现最终归并的效果。

计算任意两个历史负荷之间的欧氏距离方法如下：设n维样本空间S中任意两个数据序列X、Y分别为$X=\{x_1, x_2, \cdots, x_{n-1}, x_n\}$，$Y=\{y_1, y_2, \cdots, y_{n-1}, y_n\}$，其欧氏距离计算公式为

$$d(X,Y)=\sqrt{(x_1-y_1)^2+(x_2-y_2)^2+\ldots+(x_n-y_n)^2} \quad (9)$$

设定负荷曲线间距离阈值为d。在样本集S中有N条样本负荷数据序列$S=\{k=L_1, L_2, \cdots, L_{n-1}, L_N\}$，任意取出负荷数据$L_k=\{1, 2, \cdots, N\}$，并计算该负荷数据与其他负荷数据序列的欧氏距离，合并最近的两个簇，直到达到预定的分类目标即可停止。利用上述方法对北京地区总负荷近两年的数据进行聚类分析，得到具体如下模式分类：

- 工作日
  - 周一
  - 周二、三、四、五
- 周末
  - 周六
  - 周日

通过近4年北京电网实际日负荷曲线，按照上述四类负荷曲线模式进行分类，求取平均负荷曲线，结果如图8所示。

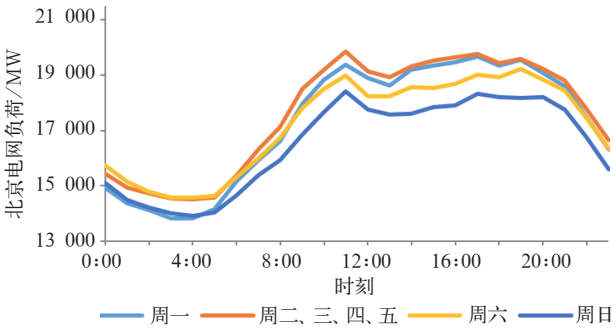

图 8 分类负荷曲线

选择近N天历史负荷曲线，根据预测日的星期信息，选择M（$M<N$）天对应的历史日期作为计算的“模式相似日”，并进行预测日的曲线模式计算。其具体计算步骤如下。

1）计算预测日的日类型信息，查询预测日天气信息。

2）对N天历史日依次计算每天的日类型信息并查询天气信息，如果日类型信息和预测日相同，且历史日的天气信息和预测日的天气预报信息接近，则该日期作为“模式相似日”。

3）得到M天“模式相似日”后，依次对M天历史负荷进行归一化处理。

4）利用M天的96点归一化负荷曲线进行平均计算，得到预测日的归一化负荷曲线，即完成负荷模式预测计算。

3.3 短期负荷预测总体流程

基于上述研究的分解预测模型的应用流程如图9所示。

1）从历史数据库获取历史N天电网负荷数据、气象数据；通过查询气象预报系统获取预测日气象数据。

2）利用考虑体感温度和日照强度的预测模型，分别预测未来日最大负荷和最小负荷。

3）根据预测日期和聚类分析得到的负荷曲线模式，进行归一化负荷预测计算。

4）通过预测日最大负荷、最小负荷和负荷模式，获得预测北京电网日96点负荷预测值。

4 算例分析

本文选择北京电网连续3年的负荷数据和天气

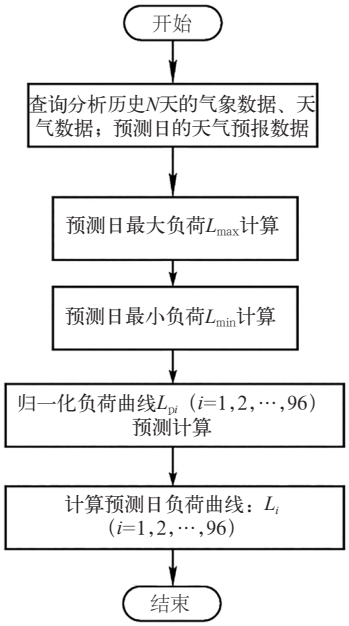

图 9　短期负荷预测模型流程

数据作为历史样本数据，并进行算例研发分析。

为了便于对照分析，本文除采用上述基于体感温度及日照强度的BP神经网络负荷预测模型（简称方法一）外，还采用基于常规温度的BP神经网络预测模型（简称方法二）和基于体感温度的总负荷预测模型（简称方法三）进行对比分析。采用2017年6月上旬天气及前期实际负荷数据进行预测对比分析，结果如表3所示。可以看出，方法一的结果在总体上优于其他方法。

表 3　预测结果对比分析

分析对比	平均相对预测误差（%）		
	方法一	方法二	方法三
2017-06-01	2.26	2.98	2.32
2017-06-02	2.72	3.02	2.78
2017-06-03	2.91	3.19	2.99
2017-06-04	2.76	3.42	2.71
2017-06-05	2.87	3.07	3.01
2017-06-06	2.07	2.57	2.18
2017-06-07	2.63	3.16	2.56
2017-06-08	2.31	3.06	2.32
2017-06-09	2.71	3.42	2.78
2017-06-10	2.86	3.05	2.98
平均	2.61	3.10	2.66

5　结束语

本文通过分析气象因素对北京电网短期负荷预测的影响，提出适合北京电网负荷结构与特性的短期负荷预测模型，并采用实际数据对预测结果进行对比分析，结果表明该模型在减少计算量的基础上，能够有效降低预测误差，提高预测准确度。

随着现代能源综合利用技术不断发展，以及峰谷电价的价格信号刺激，冷热电三联供、蓄冰制冷和热泵等新型用电负荷项目也得到了快速发展，电网负荷特性随之也产生巨大变化，还需要电网工作者根据其各自特点，结合实际工作，对电网短期负荷预测工作不断进行提升。

参考文献

[1] 杨静，郝毅，陈冬梅，等．新疆农业区电力负荷与天气的关系[J]．气象，2009，35(1)：114-118．

[2] 高赐威，李倩玉，苏卫华，等．短期负荷预测中考虑积温效应的温度修正模型研究[J]．电工技术学报，2015，30(4)：242-248．

[3] 马瑞，周谢，彭舟，等．考虑气温因素的负荷特性统计指标关联特征数据挖掘[J]．中国电机工程学报，2015(1)：43-51．

[4] Deihimi A，Orang O，Showkati H．Short-term electric load and temperature forecasting using wavelet echo state networks with neural reconstruction[J]．Energy，2013，57(3)：382-401．

[5] 宋易阳，李存斌，祁之强．基于云模型和模糊聚类的电力负荷模式提取方法[J]．电网技术，2014，38(12)：3378-3383．

[6] 雷绍兰，古亮，杨佳，等．重庆地区电力负荷特性及其影响因素分析[J]．中国电力，2014，47(12)：61-65，71．

[7] 罗慧，徐军昶，肖波，等．气象因子对西安城市用电量的影响研究及中长期系统化预测[J]．气象，2016，42(1)：54-60．

[8] 张贲，史沛然，蒋超．气象因素对京津唐电网

夏季负荷特性影响分析[J]．电力自动化设备，2013，33(12)：140-144．
[9] 焦润海，苏辰隽，林碧英，等．基于气象信息因素修正的灰色短期负荷预测模型[J]．电网技术，2013，37(3)：720-725．
[10] 张祥，肖达强，吕东晓．体感温度在电网负荷预计工作中的修正作用[J]．华中电力，2003，16(3)：37-39．
[11] 成涛．体感温度滚动预报系统及在湖南电网短期负荷预测中的应用[J]．湖南电力，2006，26(6)：1-4．
[12] 权轶．电网负荷与温度关系研究[D]．武汉：华中科技大学，2006．
[13] 高亚静，孙永健，杨文海，等．基于新型人体舒适度的气象敏感负荷短期预测研究[J]．中国电机工程学报，2017，37(7)：1946-1954．
[14] 王佳楠，郑蕾，王冰，等．四平市体感温度研究初探[J]．吉林气象，2013(4)：44-46．
[15] 王式功，马盼，尚可政，等．一种基于黄金分割法构建人体舒适度计算方法：中国，CN201210596366.0[P]．2013-05-15．
[16] 唐进时，申双和，华荣强，等．热气候指数评价中国南方城市夏季舒适度[J]．气象科学，2015，35(6)：769-774．
[17] 吕伟林．体感温度及其计算方法[J]．北京气象，1997(4)：23-25．
[18] 陈耀武，汪乐宇，龙洪玉．基于组合式神经网络的短期电力负荷预测模型[J]．中国电机工程学报，2001，21(4)：79-82．
[19] 彭信淞，贺辉，姚建刚，等．用PSO优化BP神经网络的母线负荷预测方法[J]．电力系统及其自动化学报，2010，22(5)：146-151．
[20] 冯丽，邱家驹．基于电力负荷模式分类的短期电力负荷预测[J]．电网技术，2009，29(4)：23-26，41．
[21] 贾慧敏，何光宇，方朝雄，等．用于负荷预测的层次聚类和双向夹逼结合的多层次聚类法[J]．电网技术，2007，31(23)：33-36．
[22] 冯晓蒲．基于实际负荷曲线的电力用户分类技术研究[D]．北京：华北电力大学，2011．

（收稿日期：2018－09－04）EA

典藏技术 革新应用

专业专注

时刻关注并推动中国电气技术的发展

《电气应用》是一本拥有光荣发展历程的全国优秀科技期刊。

自1982年创刊至今，已走过几十年艰苦创业、改革发展的光辉历程。其所荣获的“全国优秀期刊、中国期刊方阵‘双奖期刊’和国家期刊奖‘百种重点期刊’、中文核心期刊”等诸多荣誉见证了编辑们的专业与勤奋，也博得了广大读者和业内专家的支持与厚爱，在众多电工类专业技术期刊中颇具影响力。

国内统一刊号：CN11-5249/TM 国际标准刊号：ISSN1672-9560 国内邮发代号：82-341 国外发行代号：M1409

电气应用