

# 基于气象映射函数的夏季日用电量组合预测方法

王瑞妙<sup>1</sup>, 赵小娟<sup>1</sup>, 孙悦<sup>2</sup>, 乐昕怡<sup>1</sup>, 廖峰<sup>1</sup>, 黄威<sup>2</sup>,  
程欣<sup>2</sup>, 胡博<sup>2</sup>, 谢开贵<sup>2</sup>

(1. 国网重庆市电力公司电力科学研究院, 重庆 404100;

2. 输配电装备及系统安全与新技术国家重点实验室, 重庆大学, 重庆 400044)

**摘要:** 历史数据表明, 夏季日用电量受众多气象因素影响, 具有较大的波动性。准确的夏季日用电量预测是保证电力系统可靠、经济运行的基础。为了提高夏季日用电量预测精度, 本文提出了一种基于气象因素的夏季日用电量组合预测方法。首先, 考虑到气象因素对日用电量的耦合效应和累积效应, 本文分析了各气象指标与日用电量之间的关系, 并建立了日用电量单一预测模型。其次, 为了评估各气象指标对日用电量的影响程度, 本文设计气象映射函数, 结合自适应训练和虚拟预测方法, 采用遗传算法优化求解气象映射函数的参数, 进而得到各单一预测模型的权重。最后, 结合单一预测模型及其权重, 建立了夏季日用电量组合预测模型。以重庆市 2018 年夏季日用电量为例进行算例分析, 结果表明, 所提日用电量组合预测方法能有效提升日用电量预测精度, 验证了本文方法的正确性和有效性。

**关键词:** 气象因素; 累积效应; 耦合效应; 日用电量预测; 组合预测

**DOI:** 10.12067/ATEEE2012026

**文章编号:** 1003-3076(2021)03-0055-08

**中图分类号:** TM470.40

## 1 引言

近年来, 随着社会经济发展和人民生活水平提高, 第三产业用电量和居民生活用电量规模逐年增长<sup>[1]</sup>, 尤其在夏季, 空调设备被大量用于降温, 进一步导致了城市夏季日用电量迅猛增长<sup>[2]</sup>。

准确的用电量预测对分析负荷发展规律、决策电网建设、提高投资准确性具有较大的指导意义, 其中气象因素对夏季电力负荷的影响较大, 是导致夏季高负荷、高用电量的主要原因, 因此, 在城市夏季日用电量预测模型中考虑气象因素的影响对实现用电量预测精确化具有重要的意义。

目前, 在负荷预测研究领域, 考虑气象因素的用电量预测研究相对较少。文献[3]基于机器学习的短期电力负荷预测方法, 提出基于岭回归估计的电力负荷预测方法; 文献[4]提出了一种基于数据挖掘技术的支持向量机负荷预测方法; 文献[5]提

出了考虑温度和湿度的为修正系数的电采暖负荷预测方法; 这些方法为短期电力负荷预测方法研究提供了新的解决思路, 但是均未考虑气象因素的耦合效应和累积效应。在文献[6]中, 作者引入有效温度这一新的气象指标, 分析了其与电力负荷的关系, 但是没有研究气象因素的多日累积效应对用电量的影响。在文献[7,8]中, 作者研究了温度累积效应影响负荷及用电量的规律, 并基于此规律建立了预测模型, 然而没有考虑湿度对用电量的影响。文献[9]综合考虑了温度、风速以及降水量等多种气象因素, 建立了城市用电量预测模型, 但是忽略了不同气象因素的耦合效应对用电量的影响。文献[10]针对单一的负荷预测模型和常规的组合预测模型难以达到满意的预测准确度, 提出一种基于 HHT 和改进 shapley 值模型的短期负荷预测方法; 文献[11]为了提高短期负荷预测的准确性和速度, 提出了 BCC-LS-SVM 模型, 该算法不仅具有较强的全局搜

**收稿日期:** 2021-01-11

**基金项目:** 国家自然科学基金国际交流合作项目(51861145406)

**作者简介:** 王瑞妙(1985-), 女, 河北籍, 高级工程师, 硕士, 研究方向为电能质量及线损技术;  
谢开贵(1972-), 男, 四川籍, 教授, 博士, 研究方向为电力系统可靠性(通讯作者)。

索能力,而且易于实现;文献[12]为了克服支持向量机在线设置效率低的缺点,首先将在线 SVR 引入 VSTLF 中,并利用其构建 5 min 负荷预测模型;但是文献[10-12]均没有考虑气象因素的影响。

从上述文献可以发现,在现有夏季日用电量预测研究中,没有共同计及多气象因素对用电量的耦合效应和累积效应影响,也没有将各气象指标的影响进行有效地结合。

针对以上问题,本文提出基于气象因素的夏季日用电量组合预测方法。针对气象因素的耦合效应和累积效应,采用各类不同的气象指标对其进行刻画,并建立了相应的用电量单一预测模型。在此基础上,根据各气象指标的气象映射函数评估其对用电量的影响程度,计算各单一预测模型权重系数,最后建立用电量组合预测模型。并且,为获得气象映射函数参数的最优值,本文采用自适应训练和虚拟预测方法进行优化求解。以重庆市 2018 年夏季日用电量预测为例进行算例分析,验证了本文所提预测模型的有效性与准确性。

## 2 考虑气象因素的日用电量单一预测模型

### 2.1 日用电量的分解

大量研究表明,时间和气象因素是影响夏季日用电量的主要因素<sup>[13,14]</sup>。鉴于此,可认为日用电量由基本电量和气象电量组成,计算公式如下:

$$E = E_d + E_w + \varepsilon \quad (1)$$

式中, $E_d$ 、 $E_w$  分别为基本电量和气象电量; $\varepsilon$  为电量计算的误差量。基本电量由时间变量  $t$  决定。考虑到气象电量可能受多个气象指标(温度、湿度等)的影响,因此气象电量由气象指标向量  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$  决定。

对于一组连续日期的日用电量历史数据和气象指标历史数据,根据用电量与气象指标间的相关程度对日用电量进行分解,可以得到基本电量和气象电量,并分别建立基本电量与时间、气象电量与气象指标的函数关系,具体步骤如下所示:

(1)根据时间的先后顺序对日期进行编号。依次编号为 1、2、 $\dots$ 、 $N_d$ ,  $N_d$  为总天数。

(2)计算日用电量与气象指标的相关系数  $\rho$ <sup>[15]</sup>:

$$\rho = \frac{\sum_{t=1}^{N_d} (E_t - \bar{E})(w_{i,t} - \bar{w}_i)}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N_d} (E_t - \bar{E})^2 \sum_{t=1}^{N_d} (w_{i,t} - \bar{w}_i)^2}} \quad (2)$$

式中: $E_t$ 、 $w_{i,t}$  分别为第  $t$  日的日用电量和第  $i$  个气象指标; $\bar{E}$ 、 $\bar{w}_i$  分别为日用电量的均值和气象指标  $i$  的均值。

(3)剔除部分日用电量与气象指标相关程度较高的日,直至相关系数  $\rho$  低于阈值  $Z_\rho$ 。若  $\rho < 0$ ,则从气象指标最低的一天开始剔除;否则,则从气象指标最高的一天开始剔除。最后被保留的天数组成集合  $\Omega_1$ ,被剔除的天数构成集合  $\Omega_2$ 。

(4)由于日集合  $\Omega_1$  中的日用电量与气象指标相关程度较低,因此  $\Omega_1$  中的日用电量不含有气象电量,即  $\Omega_1$  中的日用电量等于基本电量。采用一维线性模型对  $\Omega_1$  中的基本电量进行回归分析:

$$E_{d,t} = at + b \quad (3)$$

式中, $E_{d,t}$  为第  $t$  日的基本电量;常系数  $a$  和  $b$  通过参数估计方法求得。

(5)根据式(3)的基本电量回归模型计算日集合  $\Omega_2$  中的基本电量,计算  $\Omega_2$  中的气象电量:

$$E_{w,t} = E_t - E_{d,t} \quad (4)$$

式中, $E_{w,t}$  为第  $t$  日的气象电量。

(6)采用多种回归分析模型对气象电量的变化规律进行建模。各回归分析模型为:

$$E_{w,t} = \sum_{i=1}^n \beta_{1,i} w_{i,t} + \alpha_1 \quad (5)$$

$$E_{w,t} = \sum_{i=1}^n \chi_{2,i} w_{i,t}^2 + \sum_{i=1}^n \beta_{2,i} w_{i,t} + \alpha_2 \quad (6)$$

$$E_{w,t} = \sum_{i=1}^n \delta_{3,i} w_{i,t}^3 + \sum_{i=1}^n \chi_{3,i} w_{i,t}^2 + \sum_{i=1}^n \beta_{3,i} w_{i,t} + \alpha_3 \quad (7)$$

式(5)~式(7)描述了气象电量与气象指标  $\mathbf{w}$  之间的不同函数关系,选择拟合效果最佳的模型作为最终的气象电量回归模型。所提模型的流程图如图 1 所示。

根据前述的基本电量回归模型与气象电量回归模型,以未来某日的时间量和气象指标为输入数据,便可预测该日的用电量。

### 2.2 日用电量单一预测模型

描述气象状况的指标有很多,比如:最高温度、最低温度、平均温度、湿度、降雨量、风速等。因此,考虑所有因素会使得计算十分复杂,为了在保证日用电量预测精度的前提下简化模型,本文提取出对日用电量影响较大的特征气象因素来进行建模。

首先,夏季气温对日用电量的影响最为显著,主要原因是夏季的升温导致大量空调电量的产生,从

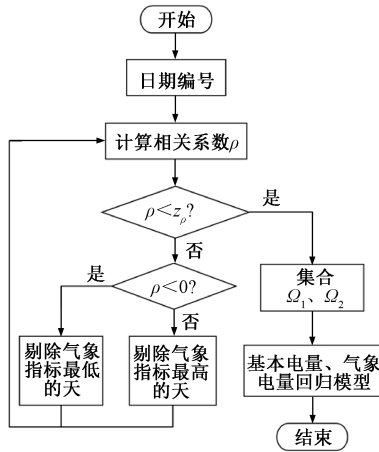


图1 日用电量的分解流程图

Fig.1 decomposition flow chart of daily electricity consumption

而影响了日用电量。虽然单一的湿度因素与日用电量的相关程度并不高。但是,由于湿度与气温产生的耦合效果会较强地作用于日用电量,同时会对日用电量产生很大的影响。

温湿指数很好地反映了湿度与气温对日用电量的耦合效应,其定义为<sup>[16]</sup>:

$$THI = Temp_c + \frac{1450.8 \times (Temp_c + 235)}{4030 - (Temp_c + 235) \cdot \ln Hmd} - 43.4 \quad (8)$$

式中,  $Temp_c$  为摄氏温度,取值为日平均温度;  $Hmd$  为湿度百分比。

除耦合效应之外,需要考虑气温和湿度等气象因素对日用电量的多日累积效应。例如,对于某日的用电量而言,连续三天高温与当日突然高温两种情况下,当日用电量可能有明显差别。为了更好地量化气象因素的累积效应,美国 PJM 市场采用了加权温湿指数指标。加权温湿指数  $WTHI$  由温湿指数  $THI$  加权得到,常用的两个加权温湿指数  $WTHI$  计算公式具体如下<sup>[17]</sup>:

$$WTHI_{1,t} = (10THI_t + 4THI_{t-1} + THI_{t-2})/15 \quad (9)$$

$$WTHI_{2,t} = (10THI_t + 5THI_{t-1} + 2THI_{t-2})/17 \quad (10)$$

式中,  $THI_t$ 、 $THI_{t-1}$ 、 $THI_{t-2}$  分别为当天  $t$ 、昨天  $t-1$ 、前天  $t-2$  的温湿指数。

根据上述分析,可提取出五组特征气象因素。针对每组特征气象因素,结合基本电量回归模型与气象电量回归模型,可建立五个日用电量单一预测

模型。各单一预测模型所考虑的气象指标如下:

单一模型 1: 当日的最低温度  $Temp_{\min,t}$ 、最高温度  $Temp_{\max,t}$ 、平均温度  $Temp_{\text{mean},t}$ ;

单一模型 2: 当日的最低温度  $Temp_{\min,t}$ 、最高温度  $Temp_{\max,t}$ 、平均温度  $Temp_{\text{mean},t}$ 、昨日的最低温度  $Temp_{\min,t-1}$ 、最高温度  $Temp_{\max,t-1}$ 、平均温度  $Temp_{\text{mean},t-1}$ 、前日的最低温度  $Temp_{\min,t-2}$ 、最高温度  $Temp_{\max,t-2}$ 、平均温度  $Temp_{\text{mean},t-2}$ ;

单一模型 3: 当日的温湿指数  $THI_t$ ;

单一模型 4: 当日的加权温湿指数  $WTHI_{1,t}$ ;

单一模型 5: 当日的加权温湿指数  $WTHI_{2,t}$ 。

### 3 组合预测模型及气象映射函数

为提高日用电量的预测精度,本节基于各气象因素的单一预测模型,并结合单一模型的权重建立日用电量组合预测模型,因此,组合预测模型结合了各种单一预测模型的优势<sup>[16]</sup>。组合预测模型可表示为:

$$\hat{E}_{t+c} = \sum_{j=1}^5 f_{j,t+c} \hat{E}_{j,t+c} \quad (11)$$

$$\sum_{j=1}^5 f_{j,t+c} = 1 \quad (12)$$

式中,  $\hat{E}_{t+c}$  为未来日  $t+c$  的用电量组合模型预测值;

$\hat{E}_{j,t+c}$  为未来日  $t+c$  的用电量单一模型  $j$  的预测值;  $f_{j,t+c}$  为未来日  $t+c$  的单一预测模型  $j$  的权重。

在单一预测模型确定的情况下,模型的权重直接决定了组合预测的精度。由前述的建模过程可知,不同的单一预测模型考虑了不同的特征气象因素,对应模型的权重实际上反映了该模型所计及的特征气象因素对日用电量的影响程度。因此,为了求得更准确的单一预测模型权重,有必要评估各个气象指标对日用电量的影响程度。

由于各个气象指标的量纲不同,因此需要把各个气象指标做相应的映射,即把不同量纲的值映射到一个特定的区间,使各个量之间有数值上的可比性,从而准确评估各个因素的影响程度以及计算单一预测模型的权重。

考虑到所用日特征气象因素对应的气象指标均为连续变量,本文采用线性函数对其进行映射<sup>[18]</sup>。气象指标  $w_i$  的气象映射函数可表示为:

$$f(w_{i,t}) = a_i w_{i,t} + b_i \quad (13)$$

式中,  $a_i$ 、 $b_i$  为气象映射函数的参数,为了限制气象指标映射值的范围,规定  $0 < a_i < 0.1$ 、 $0 < b_i < 0.1$ 。



根据各个气象指标的映射值,可得气象指标对日用电量的影响程度为:

$$r_{i,t} = \frac{w_{i,t}}{\sum_{i=1}^{N_w} f(w_{i,t})} \quad (14)$$

式中,  $N_w$  为 5 个单一预测模型所用气象指标的总数目,本文取值为 12。

各单一预测模型的权重计算公式分别为:

$$f_{1,t+c} = r_{Temp_{min},t+c} + r_{Temp_{max},t+c} + r_{Temp_{mean},t+c} \quad (15)$$

$$f_{2,t+c} = \sum_{k=c-2}^c r_{Temp_{min},t+k} + r_{Temp_{max},t+k} + r_{Temp_{mean},t+k} \quad (16)$$

$$f_{3,t+c} = r_{THI_{t+c}} \quad (17)$$

$$f_{4,t+c} = r_{THI_1,t+c} \quad (18)$$

$$f_{5,t+c} = r_{THI_2,t+c} \quad (19)$$

#### 4 气象映射函数的参数自适应优化

由前述分析可知,利用组合模型进行预测需要确定的参数分为两部分:一是单一预测模型自身的参数,可基于历史数据通过参数估计得到;二是各单一预测模型的权重系数,其本质是需要确定气象映射函数的参数。为了得到更加精确的气象映射函数的参数,本节利用自适应训练方法和虚拟预测思想,优化气象映射函数的参数<sup>[19-21]</sup>。

设预测当日为第  $t$  日,第  $(t+1) \sim (t+c)$  日为待预测日,第  $(t-N_d) \sim (t-1)$  日为历史日。根据虚拟预测思想,将历史日分为第  $(t-F_v) \sim (t-1)$  日和第  $(t-N_d) \sim (t-F_v-1)$  日两组。以第  $(t-N_d) \sim (t-F_v-1)$  日的历史数据为已知量,通过上述所提组合模型预测第  $(t-F_v) \sim (t-1)$  日的用电量,以第  $(t-F_v) \sim (t-1)$  日用电量预测值与实际值的相对误差绝对值之和最小为目标函数,以气象映射函数的参数为决策变量,采用遗传算法求解参数的最优值<sup>[22-25]</sup>。

本文利用遗传算法求解气象映射函数参数的步骤如下:

(1) 基于 2.1 节所提日用电量的分解方法,分解第  $(t-N_d)$  至第  $(t-F_v-1)$  日的用电量。采用参数估计方法,求取基本电量预测模型和气象电量预测模型的参数;

(2) 以第  $(t-F_v) \sim (t-1)$  日的时间量和气象指标为输入数据,采用各单一预测模型预测第  $(t-F_v) \sim (t-1)$  日的用电量。将单一预测模型  $j$  的预测值

记为  $\hat{E}_{j,t-k} (1 \leq k \leq F_v)$ ;

(3) 产生两类染色体,一类表示气象映射函数的一次项系数  $A$ ,另一类表示气象映射函数的常系数  $B$ ,若干染色体形成初始种群;

(4) 解码种群中所有染色体的信息,获得气象映射函数的参数,获得各气象指标的影响系数,从而得到单一预测模型  $j$  的权重系数  $f_{j,t-k} (1 \leq k \leq F_v)$ ,并计算个体适应度值。适应度函数设置如式 (20) 所示:

$$fitness = - \sum_{k=1}^{F_v} \left| \frac{\sum_{j=1}^5 f_{j,t-k} \hat{E}_{j,t-k} - E_{t-k}}{E_{t-k}} \right| \quad (20)$$

(5) 对现有种群中的染色体进行选择、交叉与变异操作,以新染色体形成新一代的种群;

(6) 判断是否达到最大迭代次数  $K_{max}$ ,如果达到,则结束迭代,并输出气象映射函数参数的最优值;否则转步骤 (4) 继续迭代。

#### 5 算例分析

为了有效地分解用电量、估计以及优化气象映射函数的参数,应选取尽可能多的历史数据。因此,本文以 2018 年 5 月 1 日~2018 年 8 月 21 日的用电量和气象数据作为历史数据,对重庆市 2018 年 8 月 22 日~2018 年 8 月 28 日一周内每天的用电量进行预测,来验证模型的正确性与所提方法的预测准确率。在用电量分解阶段,本文设置相关系数阈值  $Z_p$  为 0.2。

各单一预测模型和组合预测模型的预测值及预测值与实际值的相对误差结果如表 1 所示,各单一预测模型的权重如表 2 所示,所有结果均在 1 min 内计算得到。从表 1 中可以看出,组合预测模型优于各单一预测模型,能更精确地预测日用电量。尤其对于 8 月 22 日的用电量,组合预测的相对误差仅为 0.30%,预测精度明显高于各单一预测。在 5 个单一预测模型中,单一模型 2 的总体预测效果最佳,同时,表 2 的结果表明单一模型 2 权重最大,这表明考虑多日的气温指标对提高预测精度有显著作用。此外,单一模型 4、5 的权重较大,这表明多日的温湿指数也是影响日用电量的重要气象因素。综上,在夏季日用电量预测中考虑耦合效应和累积效应是至关重要的。

表 1 重庆市 2018 年 8 月 22 日~2018 年 8 月 28 日用电量预测值与实际值对比

Tab.1 Comparison of predicted value and actual value of electricity consumption in both August 22<sup>th</sup> 2018 and August 28<sup>th</sup> 2018 in Chongqing

日期	实际用电量/ (GW·h)	预测用电量/(GW·h)/相对误差(%)					
		单一模型 1	单一模型 2	单一模型 3	单一模型 4	单一模型 5	组合模型
2018.08.22	306.16	275.20/-10.11	310.82/1.52	274.32/-10.40	284.98/-6.92	290.88/-4.99	307.09/0.30
2018.08.23	285.13	278.66/-2.27	293.88/3.07	281.16/-1.39	275.90/-3.24	278.65/-2.27	291.09/2.09
2018.08.24	298.79	290.64/-2.73	283.89/-4.99	292.05/-2.26	283.56/-5.10	282.92/-5.31	286.09/-4.25
2018.08.25	303.90	306.48/0.85	294.57/-3.07	300.20/-1.22	294.19/-3.19	293.86/-3.30	294.52/-3.09
2018.08.26	300.82	307.73/2.30	309.18/2.78	296.70/-1.37	294.81/-2.00	295.85/-1.65	306.88/2.01
2018.08.27	332.33	322.97/-2.82	323.58/-2.63	308.61/-7.14	303.57/-8.65	304.11/-8.49	320.31/-3.62
2018.08.28	332.38	339.33/2.09	339.51/2.15	326.43/-1.79	320.26/-3.65	319.71/-3.81	336.28/1.17

表 2 各单一预测模型权重

Tab.2 Weight of each single prediction model

日期	单一模型 1	单一模型 2	单一模型 3	单一模型 4	单一模型 5
2018.08.22	0.0028	0.8366	0.0010	0.0687	0.0909
2018.08.23	0.0029	0.8296	0.0011	0.0718	0.0947
2018.08.24	0.3364	0.5554	0.0007	0.0462	0.0612
2018.08.25	0.0030	0.8273	0.0011	0.0727	0.0959
2018.08.26	0.0030	0.8302	0.0011	0.0715	0.0943
2018.08.27	0.0030	0.8311	0.0010	0.0711	0.0938
2018.08.28	0.0030	0.8313	0.0010	0.0701	0.0937

为了进一步比较各单一预测模型和组合预测模型的预测效果,表 3 给出了各预测模型预测值与实际值的相对误差绝对值的平均值和最大值。不难发现,组合预测模型的相对误差绝对值的平均值和最

大值分别为 2.36%、4.25%,与单一模型的平均值和最大值相比均为最低。这证明了文中所提组合预测方法的正确性,通过气象映射函数求得的权重系数能够扬长避短,能很好地组合各单一预测的优势。

表 3 各个预测模型的预测值与实际值的相对误差绝对值的对比

Tab.3 Comparison of the relative error absolute value between predicted value and actual value of each prediction model

相对误差绝对值类型	单一模型 1	单一模型 2	单一模型 3	单一模型 4	单一模型 5	组合模型
平均值(%)	3.31	2.89	3.65	4.68	4.26	2.36
最大值(%)	10.11	4.99	10.40	6.92	8.49	4.25

为了验证相关系数阈值对夏季日用电量预测精度的影响,本文设置不同的相关系数阈值,计算不同阈值下日用电量预测值,最终得到组合预测模型预测值与实际值的相对误差绝对值的平均值,结果如表 4 所示。由表 4 可以看出,当相关系数阈值为 0.2 时,预测效果最佳,过大或过小的相关系数阈值会降低预测精度。因此,选择合适的相关程度阈值,有利于预测精度的提高。

为了验证所提方法的通用性,本文以 2019 年 5 月 1 日~2019 年 7 月 31 日的用电量和气象数据作为历史数据,对重庆市 2019 年 8 月 1 日~2019 年 8

月 7 日一周内每天的用电量进行预测,结果如表 5 所示。

表 4 不同相关程度阈值下的组合预测精度对比

Tab.4 Comparison of combined prediction accuracy under different correlation thresholds

相关系数阈值 $\alpha$	相对误差绝对值的平均值(%)
0.15	5.13
0.20	2.36
0.25	2.61
0.30	3.33

表 5 重庆市 2019 年 8 月 1 日~2019 年 8 月 7 日用电量预测值与实际值对比

Tab.5 Comparison of predicted value and actual value of electricity consumption in both August 1<sup>th</sup> 2019 and August 7<sup>th</sup> 2019 in Chongqing

日期	实际用电量/ (GW·h)	预测用电量/(GW·h)/相对误差(%)					
		单一模型 1	单一模型 2	单一模型 3	单一模型 4	单一模型 5	组合模型
2019.08.01	412.70	409.11/-0.87	400.34/-3.00	365.77/-11.37	377.49/-8.53	379.75/-7.98	400.32/-3.00
2019.08.02	403.40	372.62/-7.63	401.47/-0.48	333.20/-17.40	352.23/-12.68	359.75/-10.82	401.18/-0.55
2019.08.03	393.04	394.92/0.48	388.00/-1.28	348.61/-11.30	354.76/-9.74	360.04/-8.40	390.26/-0.71
2019.08.04	394.57	438.11/11.03	405.71/2.82	366.76/-7.05	370.89/-6.00	372.13/-5.69	405.79/2.84
2019.08.05	423.82	464.05/9.49	448.00/5.70	380.72/-10.17	388.94/-8.23	387.32/-8.61	447.92/5.69
2019.08.06	407.06	332.34/-18.36	440.97/8.33	321.48/-21.02	346.77/-14.81	356.12/-12.51	440.18/8.14
2019.08.07	353.03	290.15/-17.81	329.51/-6.66	275.28/-22.02	296.19/-16.10	303.53/-14.02	329.23/-6.74

由表 5 结果可以看出,本文所提日用电量预测方法具有较高的预测精度,说明了本文方法具有通用性。

## 6 结论

文中针对夏季日用电量单一预测模型无法分析各气象因素对用电量影响的弊端,提出一种基于日特征气象因素分析的组合预测模型。组合预测模型综合考虑了多种气象指标的影响、耦合效应以及累积效应。同时,文中设计气象映射函数,气象指标的映射值来刻画了气象指标对用电量的影响程度,并由此确定单一预测模型的权重系数,从而有效地组合了各气象指标的影响。显而易见,根据各个预测模型对重庆市 2018 年 8 月 22 日~2018 年 8 月 28 日用电量的预测值与实际值对比的结果表明,文中所设计的组合预测模型的相对误差与单一模型的相对误差的平均值和最大值相比均为最低。综上,文中所提出的基于日特征气象因素的夏季日用电量组合预测模型能有效提高用电量预测的精度,进而为电力系统规划、电网运营以及交易管理工作提供指导。

## 参考文献 (References):

- [1] 段海来, 千怀遂 (Du Hailai, Qian Huaisui). 广州市城市电力消费对气候变化的响应 (Responses of the electric power consumption to climate change in Guangzhou City) [J]. 应用气象学报 (Journal of Applied Meteorological Science), 2009, 20 (1): 80-87.
- [2] 刘翊枫, 周辉, 刘昕, 等 (Liu Yifeng, Zhou hui, Liu Xin, et al.). 基于气象成分分解的夏季短期负荷预测 (Short-term load forecasting in summer based on meteorological factors decomposition) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2019, 56 (21): 129-135.
- [3] 徐晴, 周超, 赵双双, 等 (Xu Qing, Zhou Chao, Zhao Shuangshuang, et al.). 基于机器学习的短期电力负荷预测方法研究 (Short term power load forecasting method based on machine learning) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2019, 56 (23): 70-75.
- [4] 王小君, 毕圣, 徐云鹏, 等 (Wang Xiaojun, Bi Sheng, Xu Yunfu, et al.). 基于数据挖掘技术和支持向量机的短期负荷预测 (Short term load forecasting based on data mining technology and support vector machine) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2016, 53 (10): 62-67.
- [5] 郭占伍, 张泽亚, 周兴华, 等 (Guo Zhanwu, Zhang Zeya, Zhou Xinghua, et al.). 考虑气象因素的电采暖负荷预测研究 (Load forecasting of electric heating considering meteorological factors) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), <https://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1202.TH.20200818.1113.010.html>.
- [6] 钟利华, 李勇, 叶殿秀, 等 (Zhong Lihua, Li Yong, Ye Dianxiu, et al.). 综合气象因素对广西电力负荷的影响 (The impact of composite meteorological factors on the electrical load in Guangxi) [A]. 2008 年年会城市气象与城市可持续发展分会场论文集 (Collection of Papers in Annual Meeting of 2008 Urban Meteorology and Urban Sustainable Development) [C]. 2008.
- [7] 成丹, 刘静, 郭淳薇, 等 (Cheng Dan, Liu Jing, Guo Chunwei, et al.). 基于积温效应的华中电网电力负荷预测 (Prediction of electric loads over central china based on accumulated temperature effect) [J]. 气象科技 (Meteorological Science and Technology), 2018, 46 (4): 814-821.
- [8] 谭风雷, 陈梦涛, 汪龙龙 (Tan Fenglei, Chen Mengtao, Wang Longlong). 基于积温效应和优化支持向量

- 机的短期电力负荷预测 (Short-term electric power load forecasting based on accumulated temperature effect and optimized support vector machine) [J]. 电力需求侧管理 (Power Demand Side Management), 2018, 20 (5): 38-41.
- [9] 罗慧, 徐军昶, 肖波, 等 (Luo Hui, Xu Junchang, Xiao Bo, et al.). 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 (Study on the impact of weather on electricity consumption in Xi'an and its application to mid-long term prediction) [J]. 气象月报 (Meteorological Monthly), 2016, 42 (1): 54-60.
- [10] 刘海涛, 孙晓, 张潮, 等 (Liu Haitao, Sun Xiao, Zhang Chao, et al.). 基于 HHT 及改进 Shapley 值模型的非平稳负荷短期预测 (Short-term forecasting of non-stationary load based on HHT and improved Shapley value model) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2020: 1-9.
- [11] Shi Z B, Li Y, Yang Y, et al. Short-term load forecasting based LS-SVM optimized by bacterial colony chemotaxis algorithm [A]. 2009 International Conference on Information and Multimedia Technology [C]. Cheju Isl, Korea, 2009. 306-312.
- [12] Li Y, Gu X P. Application of online SVR in very short-term load forecasting [J]. International Review of Electrical Engineering, 2013, 8 (1): 277-282.
- [13] 李科, 何茜, 王璟, 等 (Li Ke, He Qian, Wang Jing, et al.). 城市电网总量负荷年最大值的双向预测方法 (Bidirectional prediction method of annual maximum load of urban power grid) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2017, 54 (15): 45-49.
- [14] 李海龙 (Li Hailong). 考虑实时气象因素的电力系统短期负荷预测 (Short-term load forecasting of power systems considering real-time weather factors) [D]. 保定: 华北电力大学 (Baoding: North China Electric Power University), 2015.
- [15] Rodgers J, Nicewander W. Thirteen ways to look at the correlation coefficient [J]. American Statistician, 1988, 42 (1): 59-66.
- [16] 康重庆, 夏清, 刘梅 (Kang Chongqing, Xia Qing, Liu Mei). 电力系统负荷预测 (Power system load forecasting) [M]. 北京: 中国电力出版社 (Beijing: China Electric Power Press), 2007.
- [17] 杨大晟, 李涛, 吴大军, 等 (Yang Dasheng, Li Tao, Wu Dajun, et al.). 社会用电量的最优组合预测方法 (Optimal combination forecasting method for electricity consumption in society) [J]. 电气应用 (Electrotechnical Application), 2013, 32 (24): 81-84.
- [18] 康重庆, 程旭, 夏清, 等 (Kang Chongqing, Cheng Xu, Xia Qing, et al.). 一种规范化的处理相关因素的短期负荷预测新策略 (A new unified approach to short-term load forecasting considering correlated factors) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 1999, 23 (18): 32-35.
- [19] 高峰, 康重庆, 程旭, 等 (Gao Feng, Kang Chongqing, Cheng Xu, et al.). 短期负荷预测相关因素的自适应训练 (Adaptive training approaches considering impact factors in short-term load forecasting) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2002, 26 (18): 6-10.
- [20] Wang Y, Shen Y, Mao S. Adaptive learning hybrid model for solar intensity forecasting [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14 (4): 1635-1645.
- [21] 王亚琴, 王耀力, 王力波, 等 (Wang Yaqin, Wang Yaoli, Wang Libo, et al.). 一种改进果蝇算法优化神经网络短期负荷预测模型 (An improved drosophila algorithm optimized neural network short-term load forecasting model) [J]. 电测与仪表 (Electrical Measurement and Instrumentation), 2018, 55 (22): 13-18, 24.
- [22] Zhang G, Guo J. A novel method for hourly electricity demand forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35 (2): 1351-1363.
- [23] 许多红, 郭靖琪, 丁筱筠, 等 (Xu Duohong, Guo Jingqi, Ding Xiaoyun, et al.). 基于协同进化遗传算法的配电网风光储联合经济调度 (Economic dispatch of distribution network with wind-solar-battery system based on co-evolutionary genetic algorithm) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2020, 39 (6): 51-57.
- [24] 刘丽军, 蔡金锭 (Liu Lijun, Cai Jinding). 基于自适应强引导粒子群算法的电力系统无功优化 (Reactive power optimization based on adaptive induction-enhanced particle swarm algorithm) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2012, 31 (4): 24-28, 38.
- [25] 唐绍普, 张树卿, 沈卓轩, 等 (Tang Shaopu, Zhang Shuqin, Shen Zhuoxuan, et al.). 基于节点分类与网络收缩的直流受端电网动态无功优化配置 (Optimal dynamic reactive power allocation of DC receiving-end power grid based on node classification and network shrinkage) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2020, 39 (12): 1-11.

## Combination forecasting model of daily electricity consumption in summer based on meteorological mapping function

WANG Rui-miao<sup>1</sup>, ZHAO Xiao-juan<sup>1</sup>, SUN Yue<sup>2</sup>, LE Xin-yi<sup>1</sup>, LIAO Zheng<sup>1</sup>,  
HUANG Wei<sup>2</sup>, CHENG Xin<sup>2</sup>, HU Bo<sup>2</sup>, XIE Kai-gui<sup>2</sup>

(1.State Grid Chongqing Electric Power Research Institute, Chongqing 404100, China;

2. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment & System Security,  
Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** According to the historical data, the daily electricity consumption in summer is affected by many meteorological factors, and has great volatility. Accurate prediction of daily power consumption in summer is the basis to ensure the reliability and economic operation of power system. In order to improve the accuracy of daily power consumption forecast in summer, this paper proposes a combined forecasting model based on meteorological factors. Firstly, the relationship between various meteorological indexes and daily electricity consumption is analyzed considering the coupling effect and accumulative effect of meteorological factors on daily electricity consumption, and a single forecast model of daily electricity consumption is established. Secondly, in order to evaluate the impact of Meteorological Indicators on daily electricity consumption, this paper designs a meteorological mapping function, and combined with adaptive training and virtual prediction method, uses genetic algorithm to optimize the parameters of the meteorological mapping function, and then obtains the weight of each single prediction model. Finally, combined with the single forecasting model and its weight, the combined forecasting model of daily electricity consumption in summer is established. Taking the daily electricity consumption in Chongqing in the summer of 2018 as an example, the results have shown that the proposed combination forecasting method can effectively improve the accuracy of daily electricity consumption forecasting, and verify the correctness and effectiveness of the method in this paper.

**Key words:** meteorological factors; cumulative effect; coupling effect; daily electricity consumption forecast; combination forecast