文章编号: 1007-2322(2021)02-0171-07

文献标志码: A

中图分类号: TM 715

基于生长曲线与气温累积效应的气象负荷预测

张秋桥1, 王冰1, 汪海姗1, 曹智杰2

(1. 河海大学能源与电气学院, 江苏省 南京市 211100; 2. 南京豪庆信息科技有限公司, 江苏省 南京市 210006)

Meteorological Load Forecasting Based on Growth Curve and Temperature Accumulation Effect

ZHANG Qiuqiao¹, WANG Bing¹, WANG Haishan¹, CAO Zhijie²

- (1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, Jiangsu Province, China;
 - 2. Nanjing Haoqing Information Technology Ltd., Nanjing 210006, Jiangsu Province, China)

摘要: 夏季受高温天气的影响,由降温设备所引起的气象负荷日趋变大。针对气象负荷获取困难以及负荷预测精度不高的问题,提出一种新的气象负荷预测方法。首先,为获得准确的气象负荷数据,采用生长曲线来描述基础负荷的增长特性,通过剔除基础负荷来获得气象负荷数据;其次,考虑到夏季高温天气的气温累积效应,需要对高温天气的日最高温度进行修正,提出一种基于气象负荷的温度修正方法及相应模型;最后,建立粒子群优化的极限学习机负荷预测模型,分别对总负荷和气象负荷进行预测。算例分析结果表明,基于生长曲线与气温累积效应提升了负荷预测效果,验证了所提算法和模型的有效性。

关键词:气象负荷;生长曲线;相关性分析;气温累积效 应;极限学习机

Abstract: The power load obviously increases in summer due to significant increase of air temperature. In allusion to the difficulty of obtaining meteorological loads and the low forecasting accuracy of meteorological load, a new method to forecast meteorological load was proposed. Firstly, to obtain accurate data of meteorological load, the growth curve was applied to describe the growth characteristics of baseload and by means of eliminating baseload the data of meteorological load could be obtained. Secondly, considering the temperature accumulation effect of high-temperature weather in summer, daily highest temperature in the high-temperature weather had to be revised, thus a meteorological load based temperature correction method and corresponding model were proposed. Finally, a particle swarm optimization-extreme learning machine load forecasting model was established to forecast the total load and meteorological load. Analysis results of numerical example show that based on the growth curve and temperature accumulation effect

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51777058)

National Natural Science Foundation of China (51777058)

the load forecasting results are improved, and the effectiveness of the proposed algorithm and model are verified.

Keywords: meteorological load; growth curve; correlation analysis; temperature accumulation effect; extreme learning machine

DOI: 10.19725/j.cnki.1007-2322.2020.0234

0 引言

近年来,随着人们生活水平的提高和产业结构的调整,居民生活用电比例不断提高,特别是夏季的降温负荷^[1]。这一类负荷受气象因素影响较大,一般称之为气象负荷^[2-3]。气象负荷的增加加剧了电力系统的供需矛盾,对电网的稳定产生了很大的影响。因此,精确的气象负荷预测对于电网的调度和安全稳定运行有着重要的意义^[4-6]。

针对气象负荷预测问题,目前已有很多学者 开展了相关研究工作。文献 [7] 指出电力的需求 呈逐年上升趋势,与生长曲线的特点吻合,因此 提出了一种改进的生长曲线方法模拟电力负荷的 增长趋势。文献 [8] 提出了一种改进的 Logistic 模 型来模拟负荷增长趋势,进而确定预测区域的空 间饱和负荷大小。文献 [9] 采用了生长曲线来描述元胞负荷密度的发展规律,根据当前年的负荷 密度值就可以确定未来年的负荷密度大小。文献 [10] 提出了一种温度修正模型,通过确定界限温度、 最大累积天数以及累积效应系数的方法来对日最 高温度进行修正。文献 [11] 提出一种基于 Fisher 信息理论的特征提取方法,可以有效地提取主要 的气象因素特征,并对温度以及湿度的累积效应 进行有效的处理。 负荷主要由基础负荷、气象负荷和随机负荷组成,基础负荷描述了负荷的整体增长趋势,气象负荷则主要考虑气象因素,波动性较大;随机负荷占负荷比例较小且随机性较高,可以忽略不计。以上对于生长曲线和气温累积效应的研究均忽略了重要的一点,生长曲线模拟的应该是基础负荷的增长趋势,气温累积效应应该采用气象负荷样本建立温度修正模型。因此,本文采用生长曲线模拟基础负荷的增长特性,利用提取的气象负荷建立温度修正模型[12-14],对日最高温度进行修正,将气象负荷预测结果加上剔除的基础负荷与直接进行总量负荷进行比较,结果表明本文所提方法可以有效提高负荷预测精度。

1 电力负荷的发展规律

生长曲线的增长趋势呈现出先缓慢增加,随后快速增加,最终趋于平缓的特性。这一特点与电力负荷的增长特性相吻合[7-9]。

1.1 建立基础负荷的 Logistic 模型

Logistic 曲线也称为生长曲线,是一种非线性预测模型,描述了变量随时间的增长特性,表现为 S 型增长曲线^[15]。其数学模型为

$$y = \frac{a}{1 + be^{-kt}} \tag{1}$$

式中: a为变量最终的饱和值; b和k为常数。

利用 1997 年到 2018 年每年春季的负荷样本, 采用 Logistic 回归分析, 获得春季负荷的 Logistic 曲线, 如图 1 所示。

在 95% 的置信水平下,Logistic 回归曲线的 参数 分别 是: a为 1849,b为 3.311,k为 0.006。则 Logistic 回归曲线表达式为

$$y = \frac{1849}{1 + 3.311e^{-0.006t}} \tag{2}$$

根据统计学检验结果,曲线拟合的均方根误差为 91.5337,确定系数 R^2 为 0.9526,结果表明拟合效果较好。

1.2 夏季气象负荷的提取

本文作以下假设: 1)本文研究的气象负荷 是指夏季由于降温设备引起的降温负荷; 2)春 季不存在气象负荷; 3)1997年考虑到经济状况, 夏季气象负荷可以忽略不计; 4)夏季基础负荷 的 Logistic 曲线是通过春季负荷的 Logistic 曲线平 移得到。历年夏季负荷的增长趋势见图 2。

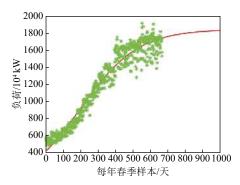


图 1 历年春季负荷 Logistic 曲线

Fig. 1 Logistic curve of spring load over the years

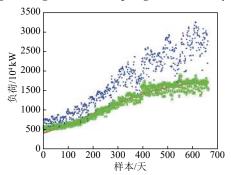


图 2 夏季负荷增长趋势

Fig. 2 The growth trend of summer load

上面 Logistic 曲线描述的是 1997年至 2018年春季的负荷变化曲线,对于夏季的基础负荷而言,其变化规律也满足 Logistic 曲线。考虑到 1997年夏季空调不普及,气象负荷所占的比重可以忽略不计。因此,1997年夏季的负荷全部是基础负荷,随着经济的发展对应的基础负荷的变化规律为上述 Logistic 曲线加上一个常数项。而在下一年份相同时刻超出夏季基础负荷生长曲线的部分,则记为该年份这一天的气象负荷。

每年夏季 7月 16日到 8月 14日的负荷用矩阵 Y表示,每年春季 4月 1日到 4月 30日的负荷用矩阵 X表示。

$$Y = \begin{bmatrix} y(1,1) & y(1,2) & \cdots & y(1,30) \\ y(2,1) & y(2,2) & \cdots & y(2,30) \\ & & \ddots & \\ y(22,1) & y(22,2) & \cdots & y(22,30) \end{bmatrix}$$
(3)

$$X = \begin{bmatrix} x(1,1) & x(1,2) & \cdots & x(1,30) \\ x(2,1) & x(2,2) & \cdots & x(2,30) \\ & & \ddots & & \\ x(22,1) & x(22,2) & \cdots & x(22,30) \end{bmatrix}$$
(4)

1998年到2018年每年夏季7月16日到8月14日的气象负荷可以通过求实际值与Logistic曲线上对应点的差值得到。选取5条分解后的气象负荷曲线,如图3所示。

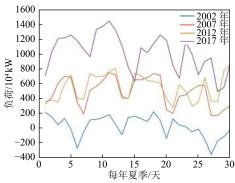


图 3 夏季气象负荷曲线

Fig. 3 Meteorological load curve in summer

由于个别年份会出现台风暴雨的极端天气状况,导致出现气象负荷比前一年小,总体看来,气象负荷呈现出逐年递增的趋势。

2 气温累积效应

夏季的高温天气不但对当前时刻的气象负荷影响较大,还会对接下来几天的气象负荷产生影响,这种现象称为气温累积效应。气温累积效应产生的根本原因是人体对于温度的变化具有一定的滞后性,需要一定的时间对温度的变化做出反应。本文重点研究界限温度、最大累积天数以及累积效应系数,从而构建完整的温度修正模型。建立的温度修正模型:

$$T_i' = T_i + \sum_{i=1}^{p} k_{ij} (T_{i-j} - T_{\min})$$
 (5)

式中: T_i 为待预测日i的最高温度, $T_i \ge T_{\min}$, T_{\min} , 为界限温度; T_{i-j} 为待预测日前j日的最高温度; p为最大累积天数; k_i 为累积效应系数。

2.1 界限温度的确定

本文采用温升曲线和负荷温度弹性系数确定界限温度[10],建立气象负荷与最高温度之间的拟合函数,表示为L = f(T)。负荷温度弹性系数为

$$e(T_i) = \left. \frac{\partial L}{\partial T} \right| T = T_i \tag{6}$$

负荷温度弹性系数表示为负荷对于温度变化 敏感程度,弹性系数越大则表示负荷对于温度的 变化越敏感。因此,界限温度可以表示为负荷对 于温度变化的最大敏感点,可通过式(7)求得:

$$\max e(T_{\min}) = \frac{\partial L}{\partial T} \Big| T = T_{\min}$$
 (7)

2.2 最大累积天数的确定

本文采用试探法确定最大累积天数,计算不同的最大累积天数p的气象负荷与最高温度的相关程度,求取相关程度最高的最大累积天数p。相关程度则用相关系数[16]来表示:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}}$$
(8)

式中: $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} x_i$; $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} y_i$ 。 R值在-1 与 1 之间,R的绝对值越靠近 1,则 2 个变量之间的线性相关程度就越大;否则,相关程度就越小。

选取夏季超过界限温度的样本数据共N个,则可以把N个样本分为N-p组,计算平均相关系数。采用式(9)计算N-p组样本的平均相关系数:

$$R_{\text{avg}} = \frac{1}{N-p} \sum_{j=1}^{N-p} \frac{\sum_{i=1}^{p} (x_{ij}, \bar{x}_j)(y_{ij}, \bar{y}_j)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{p} (x_{ij}, \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^{p} (y_{ij}, \bar{y}_j)^2}}$$
(9)

2.3 累积效应系数的确定

累积效应系数满足离预测日越近影响越大的原则,当温度超过界限温度才会产生气温累积效应,一共累积p天。考虑到负荷存在饱和的情况,当温度过高时,气象负荷会达到饱和的状态,此时也不考虑气温累积效应。本文采用离散化累积效应系数k的方法来描述累积效应的大小。

这里求解k的过程还是采用相关系数,应该满足修正后的最高温度与气象负荷的相关系数最大,采用式(5)温度修正公式,则累积效应系数为:

$$\max_{i,j=1,2,\cdots p} R = \frac{\text{cov}(T_i', L_i)}{\sqrt{D(T_i')}\sqrt{D(L_i)}} = f(k_{ij})$$
 (10)

$$s.t. 0 \le k_{ii} \le 1 (11)$$

$$k_{i1} > k_{i2} > \dots > k_{ip}$$
 (12)

式中: L_i 为对应的最大负荷; k_{ij} 为累积效应系数; T_i '为修正后的温度, T_i '为 k_{ij} 的函数。

将累积效应系数带入到公式(5),即可得到温度修正模型,由于累积效应系数采用离散化的形

式,因此每个温度区间都有相应的温度修正模型。

3 建立 PSO-ELM 负荷预测模型

经过前面 2 节的研究已经获得了气象负荷数据,而且研究了气温累积效应,建立了温度修正模型对日最高温度进行了修正。接下来需要对上面获得的气象负荷建立预测模型。

粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法中单个粒子在搜索空间中的位置 X_i 为一个潜在解,粒子的运动速度用 v_i 来表示,单个粒子找到的最佳位置记为 P_i ,而群体粒子找到的最佳位置记为 P_g 。粒子根据式 (13) 更新速度和位置:

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = \omega v_i^k + c_1 r_1 \left(P_i^k - X_i^k \right) + c_2 r_2 \left(P_g^k - X_i^k \right) \\ X_i^{k+1} = X_i^k + v_i^{k+1} \end{cases}$$
(13)

式中: $i=1,\dots,m$; k 为迭代次数; ω 为惯性权重; 非负常数 c_1 和 c_2 称为学习因子; r_1 和 r_2 为 (0,1) 间的随机数。

极限学习机 (extreme learning machine, ELM) 是一种单隐含层前馈神经网络,因为其模型简单、运算速度快等优点而得到广泛的应用。现假设共有N个样本数据 (x_i,y_i) ,隐含层有L个神经元,输入层与隐含层的连接权重为w,隐含层与输出层的连接权重为 β ,激励函数为g(x),阈值为b,隐含层的输出记为H,ELM的输出记为O,则 ELM的目标函数为

$$\|\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{O}'\| = \min_{\beta} \|\boldsymbol{H}\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{O}'\|$$
 (14)

式中, $\mathbf{0}$ '为 $\mathbf{0}$ 的转置; ELM 的输出记为 $\mathbf{0}$, 具体形式为 $\mathbf{0} = [o_1, o_2, \cdots, o_N]$,其中

$$o_{j} = \begin{bmatrix} o_{1j} \\ o_{2j} \\ \vdots \\ o_{3j} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^{L} \beta_{i1} g(w_{i}x_{j} + b_{i}) \\ \sum_{i=1}^{L} \beta_{i2} g(w_{i}x_{j} + b_{i}) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^{L} \beta_{im} g(w_{i}x_{j} + b_{i}) \end{bmatrix}, j = 1, 2, \dots, N$$
(15)

PSO 优化的过程是找到 ELM 最优的输入层与隐含层之间的连接权重w和隐含层神经元阈值b,使得目标函数最小。通过粒子群的不断迭代,将模型的目标函数作为粒子群的适应度函数,最终满足精度要求输出模型的最优参数。

本文建立的负荷预测模型主要包括以下3个步骤,负荷预测流程如图4所示。

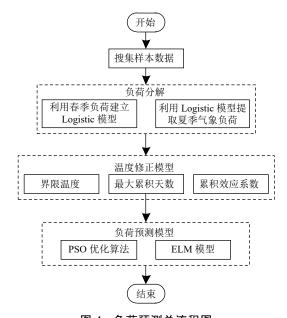


图 4 负荷预测总流程图

- Fig. 4 Flow chart of load forecasting
- 1)提取气象负荷。建立 Logistic 模型描述夏季基础负荷的增长特性,提取出夏季受高温天气影响的气象负荷。
- 2)建立温度修正模型。提出一种基于气象 负荷数据的温度修正模型,分别从界限温度、最 大累积天数、累积效应系数 3 个方面来研究。
- 3)建立 PSO-ELM 负荷预测模型。采用 PSO 优化的 ELM 算法对气象负荷以及总负荷进行预测。

4 实例验证

4.1 气象负荷的获取

本文选用某市 1997 年~2018 年春季 4 月和夏季 7 月样本数据进行仿真实验,通过上面建立的 Logistic 模型来提取气象负荷,由于气象负荷为正数,因此需要对获得的气象负荷数据进行处理,剔除无效数据。为了验证本文所提算法的有效性,分别计算总负荷、基础负荷以及气象负荷与温度之间的相关系数,计算结果见表 1。

分析表1可知,相关系数的大小与实际相符合。基础负荷主要受经济因素的影响,因此与温度的相关系数最小;总负荷中包含了气象负荷,因此与温度的相关系数有所提高;气象负荷采用本文提出的方法得到,与温度的相关系数得到大

表 1 气象负荷与温度因子的相关系数

Table 1 Correlation coefficient between meteorological load and temperature factor

类型	最高温度	最低温度	平均温度	温差
气象负荷	0.4669	0.4428	0.4657	0.2638
总负荷	0.2555	0.2972	0.2611	0.0983
基础负荷	0.0312	0.01258	0.0421	-0.0630

幅提高,说明本文提出的 Logistic 模型提取的气象负荷有效,接近于实际的气象负荷。

4.2 建立温度修正模型

建立温度修正模型首先需要确定界限温度、 最大累积天数以及累积效应系数,下面分别对这 3个方面进行求解。

1) 界限温度的确定。

表 2 给出了不同次数多项式拟合求出的界限温度,当次数超过 4 次时,界限温度趋于一个稳定值,因此确定 33 % 为界限温度。

表 2 各多项式的拟合结果
Table 2 Fitting results of various polynomials

多项式次数	2次	3次	4次	5次	6次	7次
界限温度/℃	35.6	31.2	34.5	33.6	33.7	33

2)最大累积天数的确定。

选取 2017 年至 2018 年超过 33 ℃ 的样本数据共 50 个, 计算不同累积天数下气象负荷与最高温度的相关系数。表 3 给出了 2 天到 6 天的累积天数下气象负荷与最高温度的相关系数大小, 考虑 2 天的累积效应时相关系数最大, 因此本文取最大累积天数为 2 天。

表 3 气象负荷与最高温度的相关系数
Table 3 Correlation coefficient between meteorological load and the highest temperature

累积天数	2	3	4	5	6	
平均相关系数	0.7620	0.6689	0.6373	0.6216	0.6157	

3)累积效应系数的求解。

根据前面 2 个部分的内容求得界限温度为 33 ℃,超过 38 ℃ 时不考虑气温累积效应,最大 累积天数为 2 天。计算结果见表 4。

以 2018 年夏季 7月 16 日到 8月 14 日数据为例,分别计算修正前和修正后的最高温度与气象负荷的相关系数,修正前的相关系数为 0.6889,修正后的相关系数提高到了 0.8245。温度修正模

型是对输入样本数据的预处理,将修正后的最高温度代替原来的最高温度带入PSO-ELM模型中。下面将重点研究在气温累积效应的基础上,比较的气象负荷与总负荷预测精度的大小。

表 4 累积效应系数 Table 4 Coefficient of cumulative effect

	k_{i1}	k_{i2}
<33	0	0
[33, 34)	0.52	0.17
[34, 35)	0.65	0.26
[35, 36)	0.75	0.44
[36, 37)	0.68	0.30
[37, 38)	0.24	0
≥ 38	0	0

4.3 PSO-EIM 负荷预测模型

本文选用 1997 年至 2018 年夏季 7 月份的数据,通过提出的 Logistic 模型进行负荷分解得到气象负荷数据,经筛选得到 567 个样本。最后 10 个样本作为预测样本,将前 557 个样本带入 PSO-ELM 模型中训练。考虑到气温累积效应的影响,对最高温度进行修正,部分样本数据见表 5。

表 5 样本数据的温度修正结果

Table 5 Temperature correction result of sample data

原始负荷/ MW	基础负荷/ MW	气象负荷/ MW	最高温度/ ℃	修正温度/ ℃
2522.20	1911.49	610.71	35.30	36.80
3043.10	1954.22	1088.88	35.20	37.42
2992.60	1939.64	1052.96	35.10	37.60
2952.00	1939.75	1012.25	35.80	39.13
2929.00	1851.57	1077.43	35.60	38.69
2952.20	1818.18	1134.02	36.80	41.32
2685.90	1959.88	726.02	35.30	37.88
2215.20	1911.49	303.71	30.30	30.30
2784.50	1885.89	898.61	32.50	32.50
2781.30	1884.28	897.02	32.70	32.70

本文选取均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和平均绝对误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 作为误差评判指标,图 5 为未考虑气温累积效应的负荷预测结果对比,图 6 为考虑了气温累积效应的负荷预测结果对比,表 6 为预测结果误差对比。由表 6 的误差结果分析可知:首先,考虑气温累积效应的影响均能够提高 3 种负荷预测结果的精度,尤其是气象负荷,精度得

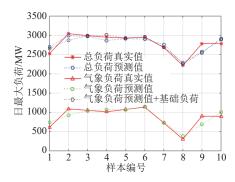


图 5 未考虑气温累积效应的负荷预测结果

Fig. 5 Load forecasting results with the cumulative effect of temperature not considered

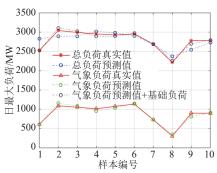


图 6 考虑气温累积效应的负荷预测结果

Fig. 6 Load forecasting results with the cumulative effect of temperature considered

表 6 预测结果误差对比

Table 6 Comparison of the error in forecasted results

负荷类型	考虑气温累积 效应的影响		未考虑气温累积 效应的影响	
	MAPE	RMSE	MAPE	RMSE
总负荷	0.0221	75.7301	0.0321	111.0424
气象负荷	0.0475	45.3703	0.1077	105.579
气象负荷+基础负荷	0.0131	45.3703	0.0290	105.579

到很大的提高,绝对百分比误差由 10.77% 减少到 4.75%,说明气温累积效应对于气象负荷的影响较大;其次,通过本文提出的负荷分解方法对气象负荷进行预测,在气象负荷预测值上加上基础负荷,要比直接预测总负荷的精度高很多,均方根误差由 75.7301 减少到 45.3703,绝对百分比误差由 2.21%减少到 1.31%,说明了本文提出的基于负荷分解与气温累积效应的短期负荷预测算法的有效性。

5 结论

1)采用生长曲线模拟基础负荷增长趋势,

更加符合实际的负荷增长规律。提取得到的气象 负荷与气象因子的相关性更高,有效地减小了基 础负荷对气象负荷预测结果的影响。

- 2)将气象负荷作为气温累积效应的训练样本,气象负荷对于温度更加敏感,可以得到更加准确的累积效应系数。将修正后的日最高温度带入模型,进一步提高了气象负荷预测精度。
- 3)本文不但给出了气象负荷的预测结果,对于未来年份的趋势负荷也可以通过生长曲线得到,因此,对于总量负荷的预测同样可以采用本文所提方法。

本文提出的夏季气象负荷的预测方法主要研究对象是夏季高温天气,对于温度不高但存在降温负荷的天气还没有进一步深入研究,后续将对夏初和夏末的天气进行研究。

参考文献

[1] 王雁凌, 马洪宇, 成一平, 等. 基于支持向量回归和K均值 聚类的降温负荷组合测算模型[J]. 现代电力, 2019, 36(03): 51-57.

WANG Yanling, MA Hongyu, CHENG Yiping, *et al.* Combined cooling load estimation model based on support vector regression and K-means Clustering[J]. Modern Electric Power, 2019, 36(03): 51–57(in Chinese).

- [2] 卢珊, 浩宇, 王百朋, 等. 引人积温效应预测夏季西安市电力气象负荷[J]. 气象科技, 2017, 45(6): 1090-1094. LU Shan, HAO Yu, WANG Baipeng, *et al.* Forecasting model of meteorological power load in Xi'an in summer based on accumulated temperature effect[I]. Meteorologic
 - model of meteorological power load in X1' an in summer based on accumulated temperature effect[J]. Meteorological Science and Technology, 2017, 45(6): 1090–1094(in Chinese).
- [3] 刘思捷,张海鹏,林舜江,等.夏季日最大降温负荷的估算和预测方法[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(5):75-81.
 - LIU Sijie, ZHANG Haipeng, LIN Shunjiang, *et al.* An estimating and forecasting method for daily maximum cooling load in summer[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 75–81(in Chinese).
- [4] 李琛, 郭文利, 吴进, 等. 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, 2019, 2(1): 135-142.

LI Chen, GUO Wenli, WU Jin, et al. 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, 2019, 2(1): 135–142(in

Chinese).

- [5] 苏小林, 刘孝杰, 阎晓霞, 等. 计及需求响应的主动配电网 短期负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(10): 60-66, 134
 - SU Xiaolin, LIU Xiaojie, YAN Xiaoxia, *et al.* Short-term load forecasting of active distribution network based on demand response[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(10): 60–66, 134(in Chinese).
- [6] 程定芳, 任永建, 陈正洪. 精细化气象因子对短期电力负荷预测的影响研究[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2020, 54(5): 792-797.
 - CHEN Dingfang, REN Yongjian, CHEN Zhenghong. Influence of refined meteorological factors on short term electric load forecasting[J]. Journal of Central China Normal University(Natural Sciences), 2020, 54(5): 792–797(in Chinese).
- [7] 王吉权,赵玉林. 生长曲线在电力负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2004, 28(22): 36-39.
 - WANG Jiquan, ZHAO Yulin. Application of logistic curve in electric power load forecast[J]. Power System Technology, 2004, 28(22): 36–39(in Chinese).
- [8] 吉兴全, 傅荣荣, 文福拴, 等. 饱和负荷预测中的多级聚类分析和改进Logistic模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(8): 138-144.
 - JI Xingquan, FU Rongrong, WEN Fushuan, *et al.* Multilevel clustering analysis and improved logistic model for saturated load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017, 29(8): 138–144(in Chinese).
- [9] 肖白, 杨欣桐, 田莉, 等. 计及元胞发展程度的空间负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(1): 61-67.
 - XIAO Bai, YANG Xintong, TIAN Li, *et al.* Spatial load forecasting method based on development degree of cell[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(1): 61–67(in Chinese).
- [10] 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.
 - GAO Ciwei, LI Qianyu, SU Weihua, *et al.* Temperature correction model research considering temperature cumulative effect in short-term load forecasting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 242–248(in Chinese).
- [11] 蔡舒平, 闫静, 刘国海, 等. 基于Fisher信息和在线SVR的智能电网气象敏感负荷预测动态建模技术[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(11): 3441-3452.
 - CAI Shuping, YAN Jing, LIU Guohai, et al. A dynamic modeling methodology based on fisher information and on-

- line SVR for smart grids weather sensitive load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(11): 3441–3452(in Chinese).
- [12] 黎灿兵, 杨朋, 刘玮, 等. 短期负荷预测中考虑夏季气温累积效应的方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(9): 96-99. LI Canbing, YANG Peng, LIU Wei, *et al.* An analysis of accumulative effect of temperature in short-term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(9): 96-99(in Chinese).
- [13] 李嘉龙, 李小燕, 刘思捷, 等. 考虑气温累积效应的短期负荷预测[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2013, 40(1): 49-54.
 - LI Jialong, LI Xiaoyan, LIU Sijie, *et al.* Short-term load forecasting considering the accumulative effects of temperatures[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2013, 40(1): 49–54(in Chinese).
- [14] 成丹, 刘静, 郭淳薇, 等. 基于积温效应的华中电网电力负荷预测[J]. 气象科技, 2018, 46(4): 814-821.
 CHENG Dan, LIU Jing, GUO Chunwei, *et al.* Prediction of electric loads over central china based on accumulated temperature effect[J]. Meteorological Science and Technology,
- [15] 殷祚云. Logistic曲线拟合方法的研究[J]. 数理统计与管理, 2002, 21(1): 41-46.

2018, 46(4): 814-821(in Chinese).

- YIN Zuoyun. Study on the fitting methods of Logistic curve[J]. Application of Statistics and Management, 2002, 21(1): 41–46(in Chinese).
- [16] 唐伟斌, 李涛, 邹品晶, 等. 基于皮尔逊相关系数的电网夏季空调负荷预测研究[J]. 电力需求侧管理, 2017, 19(6): 7-13.
 - TANG Weibin, LI Tao, ZOU Pinjing, *et al.* Air-condition load forecasting in summer of power grid using pearson correlation coefficient[J]. Power Demand Side Management, 2017, 19(6): 7–13(in Chinese).

收稿日期: 2020-06-09

作者简介:

张秋桥 (1995), 男, 硕士, 研究方向为人工智能在负荷预测中的应用, 1576540919@qq.com;

王冰 (1975), 男, 博士, 教授, 研究方向为可再生能源发电控制技术, iceking@hhu.edu.cn;

汪海姗 (1996), 女, 硕士, 研究方向为微电网, 1479661 712@qq.com;

曹智杰 (1980), 男,高级工程师,研究方向为电力系统网架规划,329409599@qq.com。