

DOI: 10.7667/PSPC160072

考虑舒适温度区间和突变量的月售电量预测线性回归模型

薛斌¹, 程超², 欧世其¹, 刘安祥¹, 王顺昌¹

(1. 国网重庆铜梁区供电有限责任公司, 重庆 402560; 2. 雅砻江流域水电开发有限公司, 四川 成都 610056)

摘要: 常规的月售电量预测线性回归模型存在两点影响预测精度的问题: 在考虑温度的影响时忽略了舒适温度区间内不存在采暖和制冷措施的事实; 由于随机变动不易量化而忽略了随机变动的影响。为解决上述两点问题, 提出两种改进措施: 分别选择低温阈值温度与高温阈值温度, 且仅当实际温度低于低温阈值温度或高于高温阈值温度才产生采暖措施或制冷措施; 提出将随机变动量化的方法, 并将其量化值作为月售电量影响因素纳入预测模型。常规的月售电量预测线性回归模型经过改进后, 能更好地建立温度与月售电量的关系, 同时能合理地考虑随机变动对月售电量的影响, 有利于提高预测精度。用重庆市铜梁区实际数据仿真分析, 验证了两种改进措施的有效性。
关键词: 月售电量预测; 线性回归模型; 影响因素; 温度; 随机变动

A linear regression model for forecasting monthly electricity sales considering comfortable temperature range and sudden variable

XUE Bin¹, CHENG Chao², OU Shiqi¹, LIU Anxiang¹, WANG Shunchang¹

(1. Tongliang Power Supply Limited Liability Company, Chongqing 402560, China;

2. Yalong River Hydropower Development Company, Ltd., Chengdu 610056, China)

Abstract: There are two problems in conventional linear regression model for forecasting monthly electricity sales that affect precision: the model ignores the fact that there are no heating measures and cooling measures in comfortable temperature range; the model also ignores the influence of random factors on monthly electricity sales because of random factors are difficult to quantify. To solve the above two problems, this paper puts forward two improvement measures: selecting low threshold temperature and high threshold temperature, and producing heating or cooling measures only when the actual temperature is below low threshold temperature or above high threshold temperature; proposing a method to quantify factors and putting the quantization value into prediction model as a factor of monthly electricity sales. The improved model can not only establish the relationship between temperature and monthly electricity sales preferably but also can account for the effect of random factors on monthly electricity sales reasonably, so the proposed measures are useful to improve precision. Making simulation analysis with actual data of Tongliang district in Chongqing, and the results show that the two kinds of improvement measures are effective.

Key words: prediction of monthly electricity sales; linear regression model; influence factor; temperature; random factors

0 引言

月售电量预测是中期负荷预测的一项主要内容, 它是制定月度发电计划的依据^[1], 也是经济运行的基础^[2-4], 其预测的准确性对推动电力市场的发展和建设具有十分重要的意义^[5-6]。由于其重要性显著, 国家电网公司已将月售电量预测纳入了同业对标指标考核, 规定电力公司每月都需上报下月的月售电量预测值。

目前对月售电量预测的方法有很多^[7-10], 如时

间序列法、回归分析法以及神经网络法等, 其中回归分析法是研究最多且应用最广泛的一种, 该方法利用历史数据可以建立月售电量和其相关影响因素的关系, 进而由这些因素未来的数据预测出未来的月售电量值。常规的月售电量预测线性回归模型一般考虑国民生产总值、社会固定资产、人口、时间、温度、节假日天数以及不同月份等影响因素^[11-13], 这些影响因素已较为全面且易于量化, 将其用于月售电量预测时, 多数情况下都能取得较好的预测效果。然而, 也存在着两方面的不足: 一方面, 模型

中考考虑温度的基本思路为选择某一阈值温度作为区分高温和低温的临界温度,当实际温度低于或高于该阈值温度时产生采暖或制冷措施从而影响电量负荷^[12-13],但在实际生活中,在一定的舒适温度区间内往往不存在采暖和制冷措施;另一方面,由于随机因素(如政治变动)不易量化的原因,现有研究几乎都舍弃了随机变动对月售电量的影响,这不仅使有严重随机变动的月份预测误差较大,同时也由于该月的售电量已经成为异常值,将该异常值进一步用于后期的预测时,后期预测误差也将随之增大。

针对上述两点问题,本文对常规的月售电量预测线性回归模型提出两种改进措施:选择低温阈值温度与高温阈值温度,当实际温度低于低温阈值温度或高于高温阈值温度时会产生采暖措施或制冷措施;用“随机变动级别”将随机变动量化,并将其量化值作为月售电量影响因素纳入月售电量回归预测模型。常规的月售电量预测线性回归模型经上述改进后,能更好地建立温度与月售电量的关系,同时能合理地考虑随机变动对月售电量的影响,有利于更准确地进行月售电量预测。

1 常规的月售电量预测线性回归模型

文献[13]考虑时间、温度和不同月份的影响,提出了常规的月售电量预测线性回归模型。

$$\log(D_t) = c_1 + \alpha_1 t + k_1 MHDD_t + l_1 MCDD_t + \sum_{j=2}^{12} f_{1j} M_{jt} + u_{1t} \quad (1)$$

式中: t 为时间变量,单位为月; $MHDD_t$ 、 $MCDD_t$ 分别表示第 t 月的取暖系数和制冷系数; D_t 为第 t 月的月售电量, $\log(D_t)$ 为 D_t 的对数; c_1 、 α_1 、 k_1 、 l_1 、 $f_{1j}(j=2, 3, \dots, 12)$ 为模型(1)的回归系数; u_{1t} 为模型(1)的误差项。

对模型(1)中的自变量作如下解释说明。

1) 该变量用于描述月售电量的长期趋势,某月的 t 值计算式为

$$t = n + 1 \quad (2)$$

式中: t 为时间变量的取值; n 为当月距离建模起点月份之间的月份个数。

2) 第 t 月的取暖系数 $MHDD_t$ 和制冷系数 $MCDD_t$ 。

采暖系数表示平均气温低于阈值温度的大小,采暖系数越大,表明气温越低,需要采暖强度越大;制冷系数表示平均气温高于阈值温度的大小,制冷系数越大,表明气温越高,需要制冷强度越大。第 t 月中每一天的取暖系数和制冷系数计算公式为

$$\begin{cases} HDD_i = \max(T_{ref} - T_i, 0) \\ CDD_i = \max(T_i - T_{ref}, 0) \end{cases} \quad (3)$$

式中: HDD_i 、 CDD_i 分别表示第 i 天的取暖系数和制冷系数; T_i 为第 i 天的日平均温度,其值为第 i 天最高温度与最低温度的平均值; T_{ref} 为阈值温度,是区分高温和低温的临界温度,其值可由日售电量与日平均温度关系曲线的最小值点进行确定。

根据式(3),得到第 t 月的取暖系数和制冷系数。

$$\begin{cases} MHDD_t = \sum_{i=1}^m HDD_i \\ MCDD_t = \sum_{i=1}^m CDD_i \end{cases} \quad (4)$$

式中: $MHDD_t$ 、 $MCDD_t$ 分别表示第 t 月的取暖系数和制冷系数; m 表示第 t 月的天数。

3) 11 个月份虚拟变量 M_{jt}

这些变量用于描述非温度、非经济等其他因素引起的月售电量的季节变动,如寒暑假时学校用电量会下降,某些食品业的售电量在一些固定月份会有所增加,在排灌季节电量增加等。 M 的下标 $j=2, 3, \dots, 12$ 分别表示 2 月、3 月、 \dots 、12 月,1 月为基础月。每个虚拟变量只能赋值 0 或 1,若第 j 月为 2 月,则 $M_{2t}=1$,其他 $M_{jt}=0$;若第 j 月为 3 月,则 $M_{3t}=1$,其他 $M_{jt}=0$,以此类推。若第 j 月为 1 月,则所有 $M_{jt}=0$ 。

2 考虑舒适温度区间和突变变量的月售电量预测线性回归模型

2.1 考虑舒适温度区间的取暖系数和制冷系数

如第 1 节所述,常规月售电量预测线性回归模型考虑温度对月售电量的影响时,其基本思路为选择某一阈值温度作为区分高温和低温的临界温度,当实际温度低于或高于该阈值温度时产生采暖或制冷措施从而影响电量负荷,但在实际生活中,在一定的舒适温度区间内往往不存在采暖和制冷措施。本文提出考虑温度对月售电量影响的改进方法:分别选择低温阈值温度与高温阈值温度,当实际温度低于低温阈值温度或高于高温阈值温度时才会产生采暖措施或制冷措施。由此,对常规的月售电量预测线性回归模型中温度与月售电量之间的关系式,即式(3)、式(4)进行改进。

第 t 月中每一天的改进取暖系数和制冷系数计算公式为

$$\begin{cases} XHDD_i = \max(T_{ref,l} - T_i, 0) \\ XCDD_i = \max(T_i - T_{ref,h}, 0) \end{cases} \quad (5)$$

式中: $XHDD_i$ 、 $XCDD_i$ 分别表示第 i 天的改进取暖系数和制冷系数; T_i 为第 i 天的日平均温度; $T_{ref,l}$ 和 $T_{ref,h}$ 分别为低温阈值温度和高温阈值温度, 其值可根据地区日售电量与日平均温度的关系曲线进行确定, 确定依据为当温度低于低温阈值温度或高于高温阈值温度时, 日电量有明显的线性上升趋势(即出现了采暖措施或制冷措施使得电量上升), 而温度在低温阈值温度和高温阈值温度之间时, 电量基本保持不变(即温度舒适, 无采暖措施或制冷措施)。

根据式(5), 得到第 t 月的改进取暖系数和制冷系数为

$$\begin{cases} XMHDD_t = \sum_{i=1}^m XHDD_i \\ XMCDD_t = \sum_{i=1}^m XCDD_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: $XMHDD_t$ 、 $XMCDD_t$ 分别表示第 t 月的改进取暖系数和制冷系数; m 表示第 t 月的天数。

2.2 随机变动级别

随机变动是指由于随机因素或突发事件发生而引起的变动^[14]。在进行月售电量预测时, 若某月发生较大随机变动, 该月的月售电量往往会表现异常, 从而导致该月的月售电量预测误差较大。同时, 若继续将该月的月售电量异常值用于建模, 也将进一步影响后期的预测效果。在这种情况下, 一种常用的方法是利用异常数据辨识法^[15]寻找异常电量数据并加以剔除, 然而该方法存在以下问题:

1) 建模样本较少时, 直接剔除异常电量数据会使样本进一步减少, 不利于建模。

2) 所谓的异常数据, 如果不是机器故障而导致数据采集错误或者人为统计错误, 一般情况下都能找到合适的解释因素(如温度骤升和骤降都会导致电量突增), 只要找到了相关的解释因素并加入模型, 此处的异常数据可以认为并非真正的异常数据, 而是在该因素影响下的正常值。因此, 如果直接剔除异常数据, 将损失一部分有用的建模信息。

综上所述, 若某月的月售电量是受随机变动影响而表现异常, 如何将随机变动量化并将其作为月售电量的解释因素则成为关键问题。本文提出“随机变动级别”概念来解决该问题。

定义(1): 设某月的售电量相对于去年同期值增长率在 $-5\% \sim 5\%$ 时, 认为该月无随机变动存在, 即随机变动级别为 0; 增长率超过 $-5\% \sim 5\%$ 范围则认为有随机变动存在, 范围每增加(降低) 5% , 随机变动级别则对应增加(降低) 1 级, 如 $5\% \sim 10\%$ ($-5\% \sim -10\%$) 为 1 级(-1 级), $10\% \sim 15\%$ ($-10\% \sim -15\%$) 为 2 级(-2 级),

以此类推。

设第 t 月的随机变动级别为 J_t , 则根据定义(1)可得 J_t 的计算式为

$$\begin{cases} Z_t = (D_t - D_{t-12}) / D_{t-12} \times 100 \\ J_t = (\text{fix}(Z_t) - \text{mod}(\text{fix}(Z_t), 5)) / 5, \text{ 当 } Z > 0 \text{ 时} \\ J_t = (\text{fix}(Z_t) + \text{mod}(-\text{fix}(Z_t), 5)) / 5, \text{ 当 } Z < 0 \text{ 时} \end{cases} \quad (7)$$

式中: D_t 为第 t 月的月售电量; D_{t-12} 为第 t 月去年同期的月售电量; Z_t 为 D_t 相对于 D_{t-12} 所增长的百分点; $\text{fix}(Z_t)$ 为 Z_t 向零方向取整后的数值; $\text{mod}(\text{fix}(Z_t), 5)$ 为 $\text{fix}(Z_t)$ 除以 5 的余数; $\text{mod}(-\text{fix}(Z_t), 5)$ 为 $\text{fix}(Z_t)$ 的相反数除以 5 的余数; J_t 为第 t 月的随机变动级别。

2.3 改进模型

结合 2.1 节和 2.2 节所述内容, 对常规的月售电量预测线性回归模型进行改进, 得到考虑舒适温度区间和突变变量的月售电量预测模型为

$$\log(D_t) = c_2 + \alpha_2 t + k_2 XMHDD_t + l_2 XMCDD_t + rJ_t + \sum_{j=2}^{12} f_{2j} M_{jt} + u_{2t} \quad (8)$$

式中: $XMHDD_t$ 、 $XMCDD_t$ 分别表示第 t 月的改进取暖系数和制冷系数; J_t 为第 t 月的随机变动级别; c_2 、 α_2 、 k_2 、 l_2 、 r 、 f_{2j} ($j=2, 3, \dots, 12$) 为模型(8)的回归系数; u_{2t} 为模型(8)的误差项; 其他变量在模型(1)中已阐述, 此处不再赘述。

3 基于改进模型的月售电量预测步骤

考虑舒适温度区间和突变变量的月售电量预测线性回归模型的月售电量预测步骤如下所述。

1) 历史数据收集。主要包含所需预测月份之前连续几年的月售电量、日售电量以及日最高与最低温度。

2) 数据整理。首先, 由日售电量与日平均温度之间的关系确定低温阈值温度和高温阈值温度, 并根据式(5)、式(6)求得各月份的改进取暖系数和制冷系数; 其次, 整理出各月份对应的时间变量和代表月份的虚拟变量; 最后, 由式(7)求得各月份的随机变动级别。将上述历史量整理为各月份对应的输入与输出量, 如表 1 所示。

3) 模型确定。将表 1 中的输入与输出量按模型(8)进行建模, 由最小二乘法^[16]进行参数估计。

4) 确定预测月售电量时的输入量。在预测某月的月售电量时, 输出为该月的月售电量预测值, 关键是输入变量的确定: 时间变量和 11 个月份虚拟变量都可以提前获悉其准确值, 而改进取暖系数、改进制冷系数以及随机变动级别都需提前预测, 其中,

表 1 历史数据整理格式

Table 1 Arrangement format of historical data

t	$XMHDD_t$	$XMCDD_t$	输入												输出	
			M_2	M_3	M_4	M_5	M_6	M_7	M_8	M_9	M_{10}	M_{11}	M_{12}	J_t	D_t	
1	$XMHDD_1$	$XMCDD_1$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	J_1	D_1
2	$XMHDD_2$	$XMCDD_2$	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	J_2	D_2
3	$XMHDD_3$	$XMCDD_3$	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	J_3	D_3
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
16	$XMHDD_{16}$	$XMCDD_{16}$	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	J_{16}	D_{16}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

改进取暖系数和改进制冷系数需要由该月的预测温度求得；随机变动级别一般可以直接赋 0，即认为所预测月份无特大随机变动，但在一些特殊情况下可适当进行人为调整，例如在 $t-1$ 月时有大幅减容或经济大幅度下降，则随机变动级别可适当赋值-1、-2 等(有使电量骤升事件发生时，可同理赋值 1、2 等)。

5) 月售电量预测。将步骤 4) 的输入量代入步骤 3) 的预测模型，得到月售电量预测值。

综上所述，基于改进模型的月售电量预测步骤如图 1 所示。

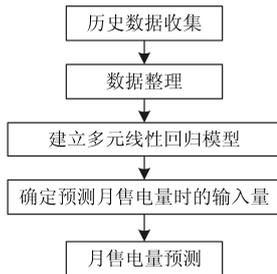


图 1 月售电量预测流程图

Fig. 1 Flow chart of forecasting the monthly electricity consumption

4 实例分析

4.1 基本资料

本文收集了重庆市铜梁区 2010~2014 年的月售电量(如表 2 所示)、日售电量、日最高温度与最低温度(来源于天气网)。利用该资料对 2014 年的月售电量进行预测并检验。

4.2 月售电量预测

本文的月售电量预测方式为一歩预测，且总以预测月份的前四年数据建模。为了验证本文两种改进措施的有效性，对比分析以下 3 种预测方案。

- 1) 方案一：月售电量预测常规线性回归模型，即模型(1)；
- 2) 方案二：对月售电量预测常规线性回归模型仅考虑温度对月售电量影响的改进；
- 3) 方案三：考虑舒适温度区间和突变量的月售

电量预测模型，即模型(8)。

表 2 重庆市铜梁区 2010~2014 年月售电量/万 kWh

Table 2 2010~2014 monthly electricity sales of Chongqing city Tongliang district/million kWh

月份	2010 年	2011 年	2012 年	2013 年	2014 年
1	9 581	12 049	8 087	9 682	10 981
2	7 332	6 414	7 294	7 248	7 924
3	6 488	7 808	9 147	8 159	10 303
4	7 679	8 337	8 378	9 198	9 731
5	7 372	7 145	7 681	8 238	9 405
6	7 323	7 707	7 582	8 819	9 356
7	7 531	8 153	7 446	10 034	9 373
8	8 415	8 668	8 406	11 253	11 558
9	7 675	9 423	9 095	11 422	10 640
10	7 328	8 713	8 177	10 600	9 133
11	8 170	8 421	8 389	10 263	9 502
12	6 900	8 653	8 391	9 467	9 779

上述 3 种方案的预测结果见表 3。

表 3 中各月份的相对误差及平均相对误差计算式为

$$\begin{cases} \delta_i = (D_{p,i} - D_{t,i}) / D_{t,i} \\ \delta_{\text{mean}} = (|\delta_1| + |\delta_2| + \dots + |\delta_{12}|) / 12 \end{cases} \quad (9)$$

式中： δ_i 和 δ_{mean} 分别为第 i 月的相对误差和平均相对误差； $D_{p,i}$ 和 $D_{t,i}$ 分别为第 i 月的预测电量和真实电量。

需要说明的是，方案一所选阈值温度为 22℃，方案二、方案三所选低温阈值温度和高温阈值温度为 13℃和 28℃(如图 2 为剔除日售电量线性增长趋势^[13]后，日售电量与日平均温度的散点图)。

4.3 结果分析

表 3 给出了 3 种预测方案对 2014 年的分月售电量预测误差与平均预测误差，可以看出：

- 1) 从分月预测误差来看，方案一与方案二的预测误差差异较小；从平均预测误差来看，方案二预测误差小于方案一。说明方案二优于方案一。

表 3 2014 年月售电量预测结果

Table 3 Prediction results of monthly electricity consumption in 2014

月份	实际值/万 kWh	方案一		方案二		方案三	
		预测值/万 kWh	相对误差(%)	预测值/万 kWh	相对误差(%)	预测值/万 kWh	相对误差(%)
1	10 981	11 381.461 46	3.646 857 816	11 411.62	3.921 538	11 300.92	2.913 377
2	7 924	8 288.706 723	4.602 558 347	8 310.701	4.880 122	8 264.458	4.296 547
3	10 303	9 307.382 629	-9.663 373 493	9 332.142	-9.423 06	10 287.91	-0.146 42
4	9 731	9 921.157 609	1.954 142 525	9 947.534	2.225 193	10 033.75	3.111 149
5	9 405	8 996.633 295	-4.342 017 065	9 020.553	-4.087 69	9 041.676	-3.863 09
6	9 356	9 106.277 697	-2.669 113 967	9 333.882	-0.236 4	9 392.172	0.386 619
7	9 373	9 219.585 707	-1.636 768 301	9 504.351	1.401 373	9 561.297	2.008 934
8	11 558	10 772.663 01	-6.794 748 17	10 804.98	-6.515 14	10 870.28	-5.950 13
9	10 640	10 432.094 83	-1.953 995 967	10 361.94	-2.613 32	10 418.05	-2.086 04
10	9 133	10 460.629 75	14.536 622 72	10 439.29	14.302 93	9 268.467	1.483 266
11	9 502	10 486.088 91	10.356 650 26	10 467.67	10.162 76	9 616.732	1.207 447
12	9 779	9 893.189 15	1.167 697 62	9 876.315	0.995 146	9 314.455	-4.750 44
平均相对误差(%)		5.28		5.06		2.68	

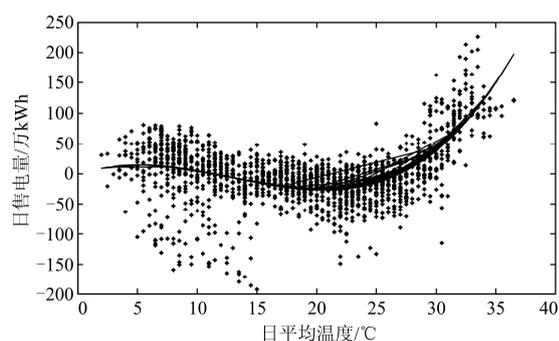


图 2 日平均气温与日售电量(去趋势)散点图

Fig. 2 Scatter diagram of daily temperature and electricity consumption (remove trend)

2) 从分月预测误差来看, 除个别月份外, 方案三预测误差均小于方案二; 从平均预测误差来看, 方案三预测误差明显小于方案二。说明方案三优于方案二。

3) 方案一的平均预测精度为 94.7%, 距离同行业对标指标 96% 差 1.3 个百分点; 方案二的平均预测精度为 94.9%, 距离同行业对标指标差 1.1 个百分点; 方案三的平均预测精度达到 97.3%, 精度已超过同行业对标指标。

5 结论

1) 本文提出的考虑温度对月售电量影响的改进方法能更好地建立温度与月售电量之间的关系, 有利于提高月售电量预测精度。

2) 本文提出的“随机变动级别”能合理地将随机变动量化, 并作为月售电量影响因素纳入月售

电量预测模型。同时, 该方法可以对其他考虑随机变动影响的负荷预测提供借鉴作用, 具有推广意义。

3) 考虑舒适温度区间和突变变量的月售电量预测模型预测精度高, 其精度已达到国家电网公司对同行业对标指标的考核要求, 故该模型可直接用于月售电量预测。

参考文献

- [1] 吴雪花. 应用于月度用电量预测的小波分析法[J]. 江苏电机工程, 2014, 33(2): 8-11.
WU Xuehua. A wavelet based method for monthly electricity demand forecasting[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2014, 33(2): 8-11.
- [2] 马哲, 舒勤. 基于 ESPRIT 分解算法的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 90-96.
MA Zhe, SHU Qin. Short term load forecasting based on ESPRIT integrated algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 90-96.
- [3] 鲁宝春, 赵深, 田盈, 等. 优化系数的 NGM(1,1,k) 模型在中长期电量预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(12): 98-103.
LU Baochun, ZHAO Shen, TIAN Ying, et al. Mid-long term electricity consumption forecasting based on improved NGM (1,1,k) gray model[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(12): 98-103.
- [4] 孙伟, 常虹, 赵巧芝. 基于量子遗传优化的改进 DMSFE 组合模型及在中长期电量预测中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(21): 66-73.
SUN Wei, CHANG Hong, ZHAO Qiaozhi. Forecasting mid-long term electricity consumption using a quantum

- harmony search based improved DMSFE combination model[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(21): 66-73.
- [5] 孔令云, 卢继平, 颜伟, 等. 售电量分类预测模型及其软件开发[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(6): 51-55.
KONG Lingyun, LU Jiping, YAN Wei, et al. Forecasting model of classified power consumption and its software development[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2008, 20(6): 51-55.
- [6] 孙景文, 常鲜戎. 基于高斯混沌粒子群优化动态前馈神经网络的短期负荷预测[J]. 陕西电力, 2015, 43(9): 67-69.
SUN Jingwen, CHANG Xianrong. Short term load forecasting based on DFNN optimization by GCP SO[J]. Shaanxi Electric Power, 2015, 43(9): 67-69.
- [7] 石雪梅, 葛斐, 肖夕林. 基于K-L信息量法的安徽省工业用电量预测[J]. 电网与清洁能源, 2015, 31(11): 58-62.
SHI Xuemei, GE Fei, XIAO Xilin. Forecasting industrial electricity consumption of Anhui province based on K-L information method[J]. Power System and Clean Energy, 2015, 31(11): 58-62.
- [8] 李霄, 王昕, 郑益慧, 等. 基于改进最小二乘支持向量机和预测误差校正的短期风电负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(11): 63-69.
LI Xiao, WANG Xin, ZHENG Yihui, et al. Short-term wind load forecasting based on improved LSSVM and error forecasting correction[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(11): 63-69.
- [9] 康重庆, 夏清, 张伯明. 电力系统负荷预测研究综述与发展方向的探讨[J]. 电力系统自动化, 2004, 28(17): 1-11.
KANG Chongqing, XIA Qing, ZHANG Boming. Review of power system load forecasting and its development[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 28(17): 1-11.
- [10] 廖旋焕, 胡智宏, 马莹莹, 等. 电力系统短期负荷预测方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 147-152.
LIAO Nihuan, HU Zhihong, MA Yingying, et al. Review of the short-term load forecasting methods of electric power system[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 147-152.
- [11] 吴杰, 宋国堂, 卢志刚, 等. 基于偏最小二乘回归与比重法的月售电量预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2008, 20(3): 66-69.
WU Jie, SONG Guotang, LU Zhigang, et al. Forecasting for monthly electricity consumption using partial least-square regressive and proportion model[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2008, 20(3): 66-69.
- [12] 吴向阳, 张海东. 北京市气温对电力负荷影响的计量经济分析[J]. 应用气象学报, 2008, 19(5): 531-538.
WU Xiangyang, ZHANG Haidong. Econometric analysis on Beijing temperature influence upon electricity load[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2008, 19(5): 531-538.
- [13] MIRASGEDIS S, SARAFIDIS Y, GEORGOPOULOU E, et al. Models for mid-term electricity demand forecasting incorporating weather influences[J]. Energy, 2006, 31(2): 208-227.
- [14] 周辉. 电力市场分析与预测[M]. 北京: 清华大学出版社, 2011.
- [15] 毛李帆, 姚建刚, 金永顺, 等. 中长期负荷预测的异常数据辨识与缺失数据处理[J]. 电网技术, 2010, 34(7): 148-153.
MAO Lifan, YAO Jiangang, JIN Yongshun, et al. Abnormal data identification and missing data filling in medium-and long-term load forecasting[J]. Power System Technology, 2010, 34(7): 148-153.
- [16] 高铁梅. 计量经济分析方法与建模[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009.

收稿日期: 2016-01-13; 修回日期: 2016-03-25

作者简介:

薛斌(1967-), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统计划经营管理; E-mail: xuebin@cq.sgcc.com.cn

程超(1990-), 男, 通信作者, 硕士, 研究方向为电力市场负荷分析与预测; E-mail: cqsuper@163.com

欧世其(1970-), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电力市场分析。

(编辑 姜新丽)