

DOI: 10.3969/j.issn.1674-1951.2020.01.007

基于最小二乘支持向量机的周用电量预测方法

Prediction method for weekly electricity consumption based on LSSVM algorithm

陈涛¹, 吕松¹, 任廷林¹, 薛晓岑², 罗兴祥¹, 刘明¹

CHEN Tao¹, LYU Song¹, REN Tinglin¹, XUE Xiaocen², LUO Xingxiang¹, LIU ming¹

(1. 贵州乌江水电开发有限责任公司, 贵阳 550002; 2. 华电电力科学研究院有限公司, 杭州 310030)

(1. Guizhou Wujiang Hydropower Development Company Limited, Guiyang 550002, China;

2. Huadian Electric Power Research Institute Company Limited, Hangzhou 310030, China)

摘 要: 随着电力体制改革的不断深化、电力市场的蓬勃发展,发电企业为合理制定发电计划及市场竞价策略,对社会用电量预测提出了更精细化的需求。将最小二乘支持向量机(LSSVM)算法与短期用电量预测需求相结合,提出了一种周用电量预测方法,在充分考虑电量变化的周期性及延续性特点的基础上,将周气象特征指标纳入模型输入。实际算例测试表明,采用该周用电量预测模型实现了较高预测精度和较快计算速度,弥补了传统电量预测模型仅考虑历史电量影响,而无法更精确预测气象变化较大季节期间短期电量变化趋势的不足,满足电力市场背景下对周用电量进行精细化预测需求,具有较强实用性。

关键词: 电力市场; 发电企业; 负荷预测; LSSVM 算法; 周气象特征; 周用电量

中图分类号: TM 715

文献标志码: A

文章编号: 1674-1951(2020)01-0035-06

Abstract: With the deepening of the reform of electric power system and the vigorous development of electric power market, a more refined electricity consumption forecast is required by power generation enterprises in order to make a reasonable power-generation plan and a market bidding strategy. A prediction method for weekly electric power consumption is proposed based on Least Squares Support Vector Machine (LSSVM) and short-term electricity consumption forecast. Fully considering the periodicity and continuity of the electricity demand, weekly meteorological characteristics are added into the model input, which makes up for the shortcomings of traditional power forecasting models that only consider historical electricity quantity and cannot accurately predict short-term power trends during great weather changes. The model proposed can meet the demand of a more refined electric quantity prediction in commercialized electric power market. It is of great practicability.

Keywords: electricity market; power generation enterprises; load forecast; LSSVM algorithm; weekly meteorological characteristics; weekly electricity consumption

0 引言

负荷预测是电力系统规划、运行的基础和重要前提^[1]。准确的负荷预测是有效降低发电成本、提高经济效益和社会效益的有效途径之一,对于电力系统的安全和经济运行具有十分重要的意义^[2]。随着电力市场体制改革的逐步深入,传统电网运行模式的打破对发电企业产生了深远的影响。在电力市场模式下,发电企业已经成为独立的市场主体,能够通过集中竞价和双边交易等形式参与中长期市场、

现货市场等多种电力交易,而精细化的社会用电量预测是发电企业准确把握市场供需关系、合理制定发电计划与竞价策略的重要技术支撑。

目前有关用电量预测的研究与应用大多集中于对年电量、月电量等的预测,多采用电力弹性系数法、产值单耗法等经典预测方法,以及时间序列、回归分析、灰色预测等传统预测方法^[3-6]。而周负荷预测对机组组合及周计划的安排等有重要作用^[7]。目前广东电力市场已开始探索建立以中长期为主、现货交易为补充的市场化电力电量平衡机制,提供多次组织的年、月、周交易品种^[8]。但是有关周用电量预测方面研究还较少,且大多沿用中长期电量预测的传统算法,根据历史电量的变化趋势建立基于固定数学模型的预测方法作为电量预测模型。文献

收稿日期: 2019-09-27 修回日期: 2020-01-08

基金项目: 中国华电集团科技项目(CHDKJ18-02-192, CHDKJ18-02-127)

[9]采用加权移动平均的方法进行日电量预测,没有考虑短期气象条件对电量变化的影响,仅适用于电量变化较平稳的场景。文献[10]采用分时预测的方法,对日、月、年电量完成了预测,但仍未充分考虑气象等影响因素对短期电量变化趋势的影响,预测精度还有进一步提升的空间。文献[11]用实际供电量及气象数据说明了气温、相对湿度和日照小时数与用电量有显著的相关性。

本文建立了一种适用于短期周用电量预测的方法,作为对月度电量预测的进一步细化,为发电企业制定短期发电计划及竞价策略提供数据支撑。该方法应用在小样本、非线性等机器学习问题中表现突出的最小二乘支持向量机算法(LSSVM),充分考虑周度时间区间内气象特征,选取周度气象特征量,提升周用电量预测精度,以适应电力市场背景下对短期电量预测精度以及预测速度的要求。

1 LSSVM 预测算法

1.1 支持向量机(SVM)回归思想

SVM 是 20 世纪 90 年代中期发展起来的基于统计学习理论的一种机器学习方法,通过寻求结构化风险最小来提高学习机泛化能力,实现经验风险和置信区间的最小化,从而达到在统计样本量较少的情况下,亦能获得良好统计规律的目的^[12]。

SVM 通过选取合适的核函数将原始数据非线性地映射到高维空间中,然后在高维空间内构造线性函数,实现数据的准确分类或回归^[13]。LSSVM 算法是常规支持向量机的改进和扩展,它把 SVM 方法的不等式约束变为等式约束^[14],从而大大方便了拉格朗日(Lagrange)乘子算法的求解,将原本的带约束条件的二次规划(QP)问题转化为一个求解线性方程组的问题,大大提高了其算法求解的速度。

周用电量预测所需样本数据量少,且与气象呈非线性相关关系,在低维空间内难以通过确定的数学模型建立有效回归预测模型,因此,采用 LSSVM 算法建立周用电量预测模型是一种很好的选择。

1.2 LSSVM 回归预测原理

对于输入样本集 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, l$, 其中, x_i 为第 i 个输入向量, y_i 为第 i 个输出, l 为样本的总数,非线性映射 Φ 将样本映射到特征空间中, LSSVM 的回归模型可表示为

$$f(x) = \omega^T \Phi(x) + b, \quad (1)$$

式中, ω 和 b 为待定参数,确定 ω 和 b 等价于求解以下最优问题

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2}(\|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2) \\ \text{s.t. } \omega^T \Phi(x_i) + b + e_i = y_i, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}, \quad (2)$$

式中: γ 为正则化参数,控制对误差的惩罚程度; ω 为权值向量; Φ 为核函数; b 为偏移量; e_i 为误差变量。

为求解此优化问题,引入 Lagrange 乘子算法,构造 Lagrange 函数

$$L(\omega, b, e, \alpha) = \frac{1}{2}(\|\omega\|^2 + \gamma \sum_{i=1}^l e_i^2) - \sum_{i=1}^l \alpha_i(\omega^T \Phi(x_i) + b + e_i - y_i). \quad (3)$$

根据求解非线性规划问题的卡罗需-库恩-塔克(KKT)条件,得到求解待定参数 ω 和 b 的方程

$$\frac{\partial L}{\partial \omega} = \frac{\partial L}{\partial b} = \frac{\partial L}{\partial e_i} = \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0, \quad (4)$$

上式可写成如下的线性方程组

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -Z \\ 0 & 0 & 0 & L \\ 0 & 0 & \gamma I & -I \\ Z^T & L^T & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ b \\ e \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ y \end{bmatrix}, \quad (5)$$

式中: I 为 l 阶量单位向量; $L = [1, 1, \dots, 1]$; $e = [e_1, e_2, \dots, e_l]$; $y = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$; $Z = [\Phi(x_1); \Phi(x_2), \dots, \Phi(x_l)]$ 。

整理可以得到

$$\begin{bmatrix} 0 & L \\ L^T & Z^T Z + \frac{1}{\gamma} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix}, \quad (6)$$

满足 $Z^T Z = k(x_i, x_j)$,

式中: $Z^T Z$ 为一个 1 行 1 列的矩阵; k 为最小二乘支持向量机的核函数,不同的核函数生成的最小二乘支持向量机不同^[15]。由于周用电量预测具有明显的非线性特征,故选择径向基核函数(RBF)

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|}{2\sigma^2}\right), \quad (7)$$

式中: k 表示径向基函数; \exp 表示指数函数; σ^2 为核参数。求解上述线性方程组可以得到支持向量系数 α 和偏移量 b ,从而确定 LSSVM 的回归预测模型为

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x, x_i) + b. \quad (8)$$

1.3 LSSVM 模型参数选取

在 LSSVM 回归模型中,正则化参数 γ 与核参数 σ^2 是 2 个对最小二乘支持向量机性能影响最大的参数^[14]。若核参数过大,计算复杂度将显著提高,对训练集的逼近能力变差,模型将过早收敛,得不到准确的预测结果。从 Lagrange 函数表达式来看,正则化参数是平衡经验风险和结构风险关系的一个量: γ 较小,则削弱了经验风险,加强了结构风险,模型更简单;反之, γ 较大,则模型对训练集的预测误

差会下降,测试精度更高。

1.4 LSSVM 模型优点

SVM 是一种有坚实理论基础的新颖小样本学习方法,它基本上不涉及概率测度及大数定律等,因此不同于现有的统计方法^[16]。从本质上看,它避开了从归纳到演绎的传统过程,实现了高效地从训练样本到预报样本的“转导推理”,大大简化了通常的分类和回归等问题。LSSVM 继承了上述 SVM 优点的同时,用等式约束代替 SVM 的不等式约束,从而将传统 SVM 训练中的二次规划问题转化成线性方程组问题,降低了计算的复杂性,有效提高了求解速度^[17]。值得一提的是,LSSVM 对训练样本的数目要求不高,少量训练样本也能得到较好地预测结果,这是其他如人工神经网络等预测方法所不具备的。

2 基于 LSSVM 的周用电量预测模型

2.1 影响因素分析

相关研究表明,气象因素是影响短期负荷的主要因素^[18],天气变化会改变人们用电习惯,对预测结果的影响非常大,其中气温的影响尤为显著,当天气剧烈变冷/变热时,将有大量采暖/降温负荷投入运行。而当平均温度持续过高或过低时,与之前的同类型日相比,日负荷将有较大变化,如某年夏季某地持续高温,空调负荷在 7,8 月份居高不下,用电量大幅度提高。湿度是表示大气干燥程度的物理量,其与短期电量的变化也息息相关,进行电量预测时加入湿度数据可以有效提高预测精度,湿度对负荷的影响主要在夏季,当夏季湿度较高时人体分泌的汗水难以蒸发,体感温度会进一步上升,这会导致制冷设备使用率变高,增加用电量。降雨同样会对电力负荷使用造成影响,对于以农业为主的地区其影响尤其巨大。

对于周用电量的预测,需要建立以上各气象指标在周度时间区间的平均值以代表周度气象特征,

将气象因素纳入预测模型输入。以某地区夏季及冬季多周周用电量与每周日平均温度标么值曲线对比为例,对比周用电量变化趋势及气温变化趋势,如图 1 所示。

由图 1 可知,在夏季,周用电量变化趋势与周内平均气温变化趋势呈正相关,气温高,降温负荷增大,用电量增大;冬季呈负相关,气温越低,取暖负荷越大,用电量越大。因此,在气温变化较大的时间段内,周用电量受气温等气象因素变化影响较大,将气温等气象指标纳入周用电量预测影响因素能提高预测精度。

经济因素如国内生产总值、人口增长等对中长期电量的预测比较重要,但由于短期预测时间区间内经济因素变化小,因此本文对短期周用电量的预测中不采用经济指标。

此外,正常情况下,地区负荷的变化一般会具有日或周的周期性特点^[19],其电量大小呈现明显的周期性变化规律,因此,预测周的周用电量受临近周的用电量影响较大。

综上所述,在周用电量预测时,参考中长期电量预测思想,在考虑相邻周周用电量的影响之外,引入代表周气象特征的相关指标作为影响因素,能显著提升周用电量预测精度。

2.2 模型建立

基于以上分析,本文建立考虑周气象特征指标的周用电量预测模型,模型输入、输出成分如下。

(1) 预测模型输入: 历史相邻周周用电量; 相邻周周内日平均气温及湿度最大、最小及平均值; 预测周周内日平均气温及湿度最大、最小及平均值; 相邻周周内日平均降雨量; 预测周周内日平均降雨量。

(2) 预测模型输出: 预测周周用电量。

预测模型输入变量共 15 个,既包含历史周电量,也包含历史气象信息及预测气象信息。输出变

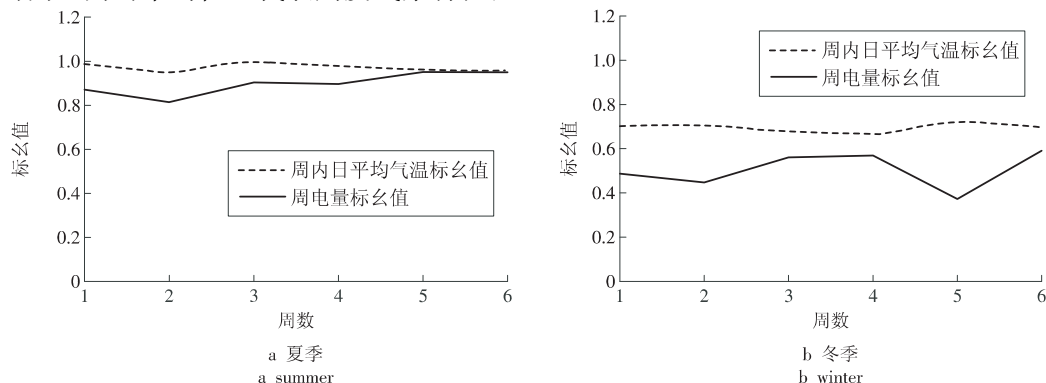


图1 周内日平均气温与周用电量变化对比

Fig.1 Comparison of average daily temperature with electricity consumption in the same week

量为 1 个,其中选取相邻周用电量是考虑到相邻周与待预测周的相似性较大,其对待预测周用电量影响程度较大,从电量水平上排除或修正因重大社会活动等影响因素而对电量的影响,能得到较好的历史周用电量样本。在目前气象预测精细度情况下,可获取较准确的预测周周内气象信息,由此满足了周用电量预测模型所需输入,通过历史样本数据进行模型训练,训练成功后即可用于周用电量的预测。

3 算例分析

为验证本文所提出周用电量预测模型理论分析的正确性,采用某地区实际全社会用电量及气象数据进行算例测试验证,并与在中长期电量预测中常用预测效果较好的回归分析、动平均、指数平滑及灰色预测这几种预测模型进行对比,验证所提出周用电量预测模型在预测精度上的优势。

3.1 数据处理

为了消除不同特征量量级的差异对模型训练的影响,首先对数据进行归一化处理,采用归一化至 $[0, 1]$ 区间的方法,归一化公式为

$$p_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (9)$$

式中: p_i 为训练样本中某一变量数据; x_i 为归一化后的数据; x_{\min} 为样本中该组数据的最小值; x_{\max} 为样本中该组数据的最大值。考虑到各季度气象特征差异,基于分时预测的思想,选取电量水平、气象情况相似的时间段数据作为预测样本数据,本文选取历史 5 周周用电量及温度、湿度、降雨数据,分别进行归一化后作为 LSSVM 回归预测模型的训练样本,据此训练得到 LSSVM 预测模型。

合理选取 LSSVM 模型的 2 个重要参数: 惩罚参数 γ 与核参数 σ^2 的值。经过算法测试后,选取惩罚参数 γ 为 100,核参数 σ^2 为 0.625。

3.2 评价指标

合理全面的误差分析便于有效评判预测模型的性能。本文选取平均绝对百分比误差 e_{MAPE} 来对模型进行评价,其表达式如下

$$e_{\text{MAPE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{\bar{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times 100\%, \quad (10)$$

式中: N 为预测样本数; \bar{y}_i 为预测结果; y_i 为实际值; MAPE 为平均绝对百分比误差。

3.3 结果分析

为体现预测模型的有效性,选取气象条件变化较大的季节进行测试,以某地区冬季 2017 年 11 月 13 日—2018 年 1 月 21 日共 10 周的周用电量作为预测目标,对各周的周用电量进行预测时,分别采用其

历史相邻前 5 周周用电量及气象数据作为模型输入样本,分别得到各待预测周的预测周用电量。

为与传统电量预测方法进行预测精度比较,分别应用在中长期电量预测中效果较好的一元线性回归预测模型、动平均预测模型、指数平滑预测模型以及灰色预测模型(即 GM(1,1)) 对各待预测周周用电量进行预测,对各待预测周周用电量进行预测时同样采用其历史相邻前 5 周的电量作为基础数据。得到采用不同预测模型的周用电量预测结果对比曲线如图 2 所示。由于真实电量数据的保密性,将实际周用电量及各预测周用电量均进行归一化,选所有待预测周中实际周用电量最大值为基准值。

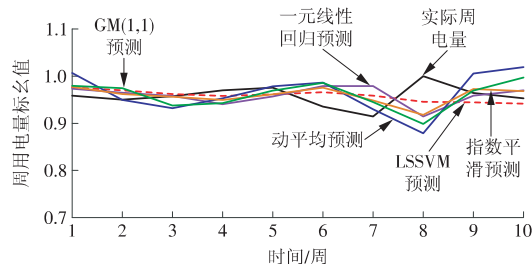


图 2 不同周用电量预测模型预测结果对比

Fig. 2 Comparison of forecasting on weekly electricity quantities resulting from different forecasting models

由预测结果可见,当实际周用电量在相邻多周内水平接近、变化平稳时,采用传统的电量预测模型就能得到较好的预测效果。但当周电量因气象等因素变化使得邻近周周用电量之间出现较大的波动时,由于传统的预测模型中只考虑了历史周用电量的水平,因此预测结果不能跟随实际的变化趋势,如图 2 中第 6 周、第 8 周以及第 10 周预测结果所示。而本文所提出的采用基于 LSSVM 算法的周用电量预测方法,因充分考虑了历史相邻周周内气象特征信息,对于因气象变化而引起的电量变化趋势能进行有效预测。由图 2 可看出本文所提出预测模型在实际周用电量波动较大的第 6 周、第 8 周以及第 10 周的周用电量预测中,相比其他预测方法预测结果最接近实际值,表明本文所提方法相比于传统电量预测方法具有更好的预测效果,能有效跟随因气象变化而发生变化的电量发展趋势。

各类周用电量预测模型预测误差见表 1。对比预测误差结果,本文提出的基于 LSSVM 算法的周用电量预测方法,将周度气象特征纳入模型输入后,相比于现普遍采用的传统电量预测模型,在气象条件对电量变化趋势影响较大的季节能通过算法自适应优势有效预测用电量受气象影响的变化趋势,弥补了现传统电量预测方法仅采用历史电量作为预测基础数据的不足,在气象条件变化较大的季节具有较强

的适应性,更进一步地提升了周用电量预测的准确度。

需要说明的是,短期用电量除受气象因素影响较大外,还会受到临时停电检修、重大社会活动等突发事件影响,对于此类场景还需根据预测结果结合

停电计划、重大活动安排、运行人员经验等加以修正。本文算例测试在直接采用实际数据作为预测样本而未对上述场景下的样本进行修正就已经得到了较好的预测效果,算例测试结果验证了理论分析的正确性。

表 1 各类周用电量预测模型预测误差对比

Tab.1 Forecasting errors of weekly electricity consumptions based on various prediction models %					
预测周时间段	线性回归	动平均	指数平滑	GM(1,1)	本文方法
2017-11-13—2017-11-19	1.55	5.01	1.97	2.17	1.86
2017-11-20—2017-11-26	1.53	0.04	1.25	2.59	2.07
2017-11-27—2017-12-03	0.03	2.68	0.14	2.10	0.46
2017-12-04—2017-12-10	2.98	1.73	2.11	2.81	1.21
2017-12-11—2017-12-17	1.97	0.25	1.45	0.68	1.49
2017-12-18—2017-12-24	4.62	5.47	4.32	5.40	3.29
2017-12-25—2017-12-31	4.62	1.68	3.71	3.32	4.78
2018-01-01—2018-01-07	8.52	12.08	8.19	10.10	5.40
2018-01-08—2018-01-14	0.55	4.30	0.92	0.58	1.99
2018-01-15—2018-01-21	1.82	6.95	1.62	4.62	1.16
e_{MAPE}	2.82	4.02	2.57	3.44	2.37

4 结论

随着电力市场的蓬勃发展,为更精细化的安排发电计划及制定市场竞价策略,发电企业对短期社会用电量预测提出了新的需求,而目前对周用电量预测的研究较少,且大多采用基于模型驱动的传统预测方法,其预测效果也不尽如人意。本文综合考虑了负荷变化周期性和延续性的特点,同时考虑气象因素的影响,基于 LSSVM 算法优势提出了一种周用电量预测方法,通过实际算例测试,得到了较好的预测效果,得出如下结论。

(1) LSSVM 回归预测模型具有训练样本数量要求低、预测速度快、精度高的特点,模型参数的选取方便,通过合理的选取模型参数可以达到较高的精度,适用于短期周电量预测的实际场景。

(2) 周电量变化具有显著的周期性和延续性特点,受气象条件影响变化较大,将周气象特征指标纳入预测输入模型后相比目前传统电量预测方法进一步提升了电量预测精度。

本文建立的基于 LSSVM 算法的周用电量预测方法,具有预测模型简单、计算速度较快、精度较高、实用性强等特点,能满足现电力市场背景下发电企业进行短期精细化电量预测的实际需求。

参考文献:

[1]王效. 基于综合模型的电力系统中长期负荷预测方法研究[J]. 华电技术,2013,35(6): 40-41,44.
WANG Xiao. Study on power system load prediction method

for medium and long term based on comprehensive model [J]. Huadian Technology,2013, 35(6): 40-41,44.
[2]乔松珊,张建军. 基于灰色周期组合模型的电力月度负荷预测方法[J]. 华电技术,2012,34(8): 14-16.
QIAO Songshan, ZHANG Jianjun. Prediction method of monthly power load based on grey cycle combined model [J]. Huadian Technology,2012,34(8): 14-16.
[3]肖正,朱家明,祁孟阳,等. 居民用电量的 ARIMA 时间序列预测[J]. 河南工程学院学报(自然科学版),2017,29(1): 48-52.
XIAO Zheng, ZHU Jiaming, QI Mengyang, et al. Research on residential electricity prediction based on ARIMA model [J]. Journal of Henan University of Engineering, 2017, 29(1): 48-52.
[4]郭得生. 地方电力需求量的灰色预测研究[J]. 黄冈职业技术学院学报,2018,20(2): 99-101.
GUO Desheng. Research on grey prediction of local power demand [J]. Journal of Huanggang Polytechnic, 2018, 20(2): 99-101.
[5]胡怡霜,丁一. 考虑电力经济相关性的全社会电量预测算法[J]. 分布式能源,2018,3(5): 16-21.
HU Yishuang, DING Yi. Algorithm of societal electricity consumption forecasting based on society-electricity-economy production function [J]. Distributed Energy, 2018, 3(5): 16-21.
[6]颜伟,程超,薛斌,等. 结合 X12 乘法模型和 ARIMA 模型的月售电量预测方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016,28(5): 74-80.
YAN Wei, CHENG Chao, XUE Bin, et al. Forecasting for monthly electricity consumption using X12 multiplication method and ARIMA model [J]. Proceedings of the CSUEP-SA, 2016, 28(5): 74-80.

- [7] 黄元生, 李孝宇. 基于序列最小化算法的周负荷预测研究[J]. 山东电力高等专科学校学报, 2013, 16(4): 22-23, 32.
HUANG Yuansheng, LI Xiaoyu. The research on week load forecasting based on sequential minimal optimization[J]. Journal of Shandong Electric Power College, 2013, 16(4): 22-23, 32.
- [8] 广东省经济和信息化委, 广东省发展改革委, 南方能源监管局. 南方(以广东起步)电力现货市场建设实施方案(征求意见稿)[EB/OL]. (2018-08-28) [2019-09-27]. http://gdii.gd.gov.cn/wsdcc2169/content/post_2188735.html.
- [9] 刘明, 李红, 伏祥运, 等. 连云港短期电量预测研究[C]. 智慧城市电力科技论坛论文集, 2014.
- [10] 刘烨. 基于分时预测法的电量预测模型研究及其应用[D]. 镇江: 江苏大学, 2016.
- [11] 吕锐, 姜帅, 沈瑾, 等. 惠州城区供电量与气象要素的关系及其预测模型[J]. 广东气象, 2019, 41(4): 51-53.
LÜ Kun, JIANG Shuai, SHENG Jin, et al. Relationship between electricity supply and meteorological factors in Huizhou city and its forecasting model[J]. Guangdong Meteorology, 2019, 41(4): 51-53.
- [12] 张春焰. 层次多标签分类算法研究与应用[D]. 南京: 南京邮电大学, 2018.
- [13] 丁世飞, 齐丙娟, 谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An overview on theory and algorithm of support vector machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2-10.
- [14] 王恺, 关少卿, 汪令祥, 等. 基于模糊信息粒化和最小二乘支持向量机的风电功率联合预测建模[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(2): 26-32.
WANG Kai, GUAN Shaoqing, WANG Lingxiang et al. A combined forecasting model for wind power predication based on fuzzy information granulation and least squares support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(2): 26-32.
- [15] 曾鸣, 吕春泉, 田廓, 等. 基于细菌群落趋药性优化的最小二乘支持向量机短期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(34): 93-99.
ZENG Ming, LÜ Chunquan, TIAN Kuo et al. Least squares-support vector machine based on bacterial colony chemotaxis optimization[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(34): 93-99.
- [16] 高攀. 基于LVS的负载均衡改进算法在DRC集群中的应用[D]. 成都: 成都理工大学, 2016.
- [17] 陈永刚. 基于最小二乘支持向量机的PG9171E型燃气轮机气耗特性建模研究[J]. 华电技术, 2010, 32(5): 14-17.
CHEN Yonggang. The characteristic simulated study of gas consumption for PG9171E gas turbine based on LS-SVM[J]. Huadian Technology, 2010, 32(5): 14-17.
- [18] 李小燕. 考虑气象因素的电力系统短期负荷预测研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2013.
- [19] 陶莉, 朱小光. 数据预处理对电力负荷预测精度的影响[J]. 华电技术, 2015, 37(9): 8-10.
TAO Li, ZHU Xiaoguang. Research on data pre-processing to improve the accuracy of load forecasting[J]. Huadian Technology, 2015, 37(9): 8-10.

(本文责编: 齐琳)

作者简介:

陈涛(1971—), 男, 贵州贵阳人, 工程师, 从事电力生产管理、经济运行、电力市场研究等方面的工作(E-mail: 734425503@qq.com)。

(上接第 28 页)

- [12] 杜振, 王丰吉, 刘强, 等. 湿式除尘器多种污染物协同脱除效果分析[J]. 环境工程, 2018, 36(5): 100-103.
DU Zhen, WANG Fengji, LIU Qiang, et al. Analysis on synergistic removal of multiple pollutants in wet electrostatic precipitators[J]. Environmental Engineering, 2018, 36(5): 100-103.
- [13] 蔡晶, 李尾阳. 湿式电除尘器在氨法脱硫后的工程应用案例分析[J]. 环境保护科学, 2018, 44(2): 75-77.
CAI Jing, LI Weiyang. Application analysis of wet electrostatic precipitator after ammonia desulfurization[J]. Environmental Protection Science, 2018, 44(2): 75-77.
- [14] 杨翮, 刘芳芳, 席琳. 液柱喷射与雾化喷淋协同脱硫节能方案探讨[J]. 华电技术, 2019, 41(9): 49-52.
YANG He, LIU Fangfang, XI Lin. Discussion on energy-saving scheme for cooperative desulfurization with liquid column injection and atomization spray[J]. Huadian Technology, 2019, 41(9): 49-52.
- [15] 谈智玲, 彭歌亮, 陈全喜, 等. 燃煤电厂烟尘超低排放协同脱硫废水零排放改造实践探索[J]. 华电技术, 2019, 41(5): 52-55.
TAN Zhiling, PENG Geliang, CHEN Quanxi, et al. Exploration on gas flue ultra-low emission and desulfurization waste water zero discharge transformation in coal-fired power plants[J]. Huadian Technology, 2019, 41(5): 52-55.

(本文责编: 白银雷)

作者简介:

高正来(1985—), 男, 江苏盐城人, 工程师, 硕士, 从事垃圾焚烧发电方面的研究(E-mail: gaozl@chinacuc.com)。