

可再生能源发电对实时电价的影响分析 ——德国电力现货市场的数据实证

刘 定^{1,2}, 赵德福^{1,2}, 白木仁^{1,2}, 王其清^{1,2}, 李存斌^{1,2}

(1. 华北电力大学经济与管理学院, 北京市 102206;

2. 新能源电力与低碳发展研究北京市重点实验室(华北电力大学), 北京市 102206)

摘要: 电力现货市场实时交易可充分发挥市场调节作用,促进可再生能源消纳。基于数据实证分析可再生能源发电对实时电价的影响,对理解现货市场运行规律、开展市场成熟度评价等具有重要参考价值。选取德国电力现货市场开展数据实证,收集发电量、负荷量、预测误差、价格等多因素数据,基于时间序列特征表示方法,研究可再生能源发电对实时电价的影响。首先,使用特征表示方法将时间序列时域模型转化为特征向量。然后,采用贪婪向前特征选择算法提取关键特征,最大化因素间差异。接着,分别基于全部特征和关键特征讨论了多因素间的相关性,并构建了影响机理网络图。实证结果表明德国电力现货市场实时电价主要受到风力发电量预测误差影响,因素间相关性主要来自时间序列的傅里叶变换、小波变换、离散符号化等特征。最后,通过中德电力现货市场的定量对比,指出中国广东电力市场实时电价更易受新能源发电量而非预测误差的影响。

关键词: 可再生能源发电; 实时电价; 电力现货市场; 特征表示

0 引言

中国电力市场建设已由顶层设计转向实施落地,市场模式正处于从中长期电量市场向现货交易的过渡^[1],具有借鉴国际先进经验进行对比分析的需求^[2-4]。在此背景下,提出对德国电力现货市场进行数据实证,研究可再生能源发电对实时电价的影响,对理解现货市场运行规律、开展市场成熟度评价等具有重要参考价值^[5-7]。

数据实证按照大数据分析思路,使用相关关系而不是因果关系进行分析^[8]。其核心是选取合适的因素构建分析框架和设计有效的相关分析方法。国内外关于这2个方面的研究成果丰富,为本文提供了坚实的理论基础。

在影响因素方面,大量文献验证了可再生能源发电装机容量和发电量对实时电价的影响^[9-10]。在此基础上,一些学者认识到短期预测对竞价决策的参考价值^[11],从而将预测作为一个重要因素纳入了研究框架。文献[12-14]分别验证了实时电价与概率预测、预测误差、功率信用的相关性,指出了在装

机容量和发电量水平相似的情况下,实时电价可能响应预测误差而表现出不同的波动形式。若将研究视角扩展至整个现货市场,可以发现相关研究对可再生能源发电随机性和价格信号有效性格外关注。文献[15-16]分别从发电计划和需求响应角度讨论了实时电价的优化。文献[17]指出报价和预测等市场信息透明化有利于电价平稳。文献[18]则指出中国电力市场面临价格信号低效等关键问题。在上述研究的启发下,选择传统供需因素(负荷量)和可再生能源发电因素(发电量和预测误差)构建分析框架,研究它们对实时电价的影响。

在分析方法方面,现有研究主要基于长期统计或专家评估等宏观数据^[19-20],难以有效描述市场细节。为克服上述问题,本文收集15 min的采样数据,并采用特征表示方法^[21]描述时间序列。基于特征描述并分析时间序列是模式识别的一个重要且有效的思路^[22]。文献[23]通过比较基于实例的分类器和基于特征的分类器的性能,验证了特征表示方法的有效性。文献[24-25]则进一步验证了特征表示方法在处理流数据和长时间序列时的优势。特征表示方法提供了不同于时域或频域模型的研究视角,可克服传统方法(如风险价值(VaR)方法)处理精细数据时的不足;若充分考虑数据细节,则可能由于白噪声影响模型效果;若要获得显著的相关性结

收稿日期: 2019-01-17; 修回日期: 2019-10-08。

上网日期: 2020-01-06。

国家自然科学基金资助项目(71671065);国家电网公司科技项目(5204BB1600CN)。

论,则需要剔除白噪声,弱化数据细节。

综上所述,本文构建了实时电价影响因素分析框架,提出了基于特征的多因素时间序列相关分析方法。首先,将时间序列转化为特征向量,从而将序列相关问题转化为特征相似性问题;然后,设计贪婪选择算法提取关键特征;最后,从低维表示和聚类演化2个角度给出因素相关性的一致结论。

1 基于特征表示的多因素相关分析

1.1 理论基础

1.1.1 时间序列特征表示方法

特征表示即使用特征向量描述时间序列。特征向量通常包括数值分布、自相关性、熵等数千个特征,计算过程庞杂,本文不作赘述。

1.1.2 基于贪婪算法的特征选择

基于特征分析多因素相关性的核心是提取能够有效描述各因素时间序列的关键特征集合 $\bar{F}$ 构造分类器。特征提取可最大化类间差异,从而保证方法的有效性,并可解释因素相关性来源。

本文基于贪婪算法设计特征选择方法,该方法具有高效可解释等优点。算法的核心是采用贪心策略,每轮迭代中选择提供最大分类准确率改进的特征,直到达到终止条件(误分类率为0)。对多个特征产生同样好的分类效果的情况,随机选择其中一个特征。

1.2 方法体系

本文的方法体系如图1所示,主要工作包括方法有效性检验和多因素相关分析2个方面。

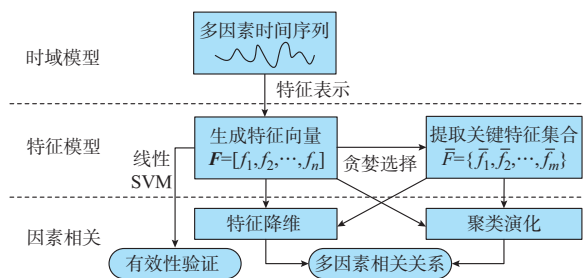


图1 方法体系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the method framework

1)将时间序列时域模型转化为特征向量,并提取关键特征。采用线性支持向量机(SVM)检测基于特征对因素分类的准确率,论证特征表示方法描述和分析电力市场多因素时间序列的有效性。

2)基于特征对多因素进行相关分析。基于全部特征进行特征降维,在二维空间描述各因素,通过观察其分布获得相关性的初步结论。基于全部特征

和关键特征,对多因素进行层次聚类,观察聚类演化过程,分析因素间相关性。

本文使用的方法模型包括线性SVM、主成分分析、层次聚类等,因为不是本文的重点,且仅输出中间结果,因此不再赘述其原理和计算步骤。

2 实证分析结果

2.1 数据收集

选择德国电力现货市场进行数据实证分析:一是考虑到其交易模式适合中国电力现货市场建设现状(市场规则简单,价格波动风险小,易与中国现行的以计划为主的交易模式衔接^[26]);二是考虑到其具有可再生能源消纳的先进经验,可再生能源消纳率和可再生能源发电比例(2017年约为33.1%)均处于世界一流水平。

本文收集太阳能和风力发电量及发电量预测误差、负荷量、实时电价等因素,共12条时间序列数据。其中,发电量预测误差数据分别来自德国四大输电系统运营商50Hertz, Amprion, TenneT GER和TransnetBW。德国电力系统和电力市场相关数据集在互联网上已公开,附录A表A1给出了数据来源及相关说明,本文不再提供原始数据。为方便描述,使用以下符号标记各时间序列:总负荷量记为S1,太阳能发电量记为S2,风力发电量记为S3,50Hertz太阳能发电量预测误差记为P1,50Hertz风力发电量预测误差记为P2,Amprion太阳能发电量预测误差记为P3,Amprion风力发电量预测误差记为P4,TenneT GER太阳能发电量预测误差记为P5,TenneT GER风力发电量预测误差记为P6,TransnetBW太阳能发电量预测误差记为P7,TransnetBW风力发电量预测误差记为P8,实时电价记为M1。

考虑到太阳能和风能的季节分布特征,选择太阳能资源相对丰富的2017年8月19日—25日和风能资源相对丰富的2017年12月19日—25日数据进实证分析。时间序列的采样间隔为15 min,剔除太阳能发电量为0的时刻,每条时间序列剩余662个数据,采用z-score方法进行标准化处理。通过计算时间序列的1 061个特征(7 873个特征值),构建特征向量来描述时间序列,特征向量长度与时间序列长度无关。

2.2 特征模型构建

将12条时间序列按日切割成168条短序列。显然,这168条短序列可以按照因素分为6类:负荷序列(Load)、太阳能发电量序列(SG)、风力发电量

序列(WG)、太阳能发电量预测误差序列(SE)、风力发电量预测误差序列(WE)和价格序列(Price)。

2.2.1 特征表示方法有效性验证

特征表示方法有效性即其对时间序列的描述能力,可由分类准确率论证。使用5倍交叉验证线性SVM分类器^[27-28],基于7 873个特征值对168条短序列按因素进行分类,混淆矩阵如图2所示。

		83.9%	82.1%	61.5%	100%	100%	64.3%	
输出分类	SE	47	6	1	0	0	0	87.0%
	WE	9	46	2	0	0	3	76.7%
	Load	0	2	8	0	0	2	66.7%
	Price	0	0	0	14	0	0	100%
	SG	0	0	0	0	13	0	100%
	WG	0	2	2	0	0	9	69.2%
		SE	WE	Load	Price	SG	WG	
		目标分类						

图2 基于全部特征分类的混淆矩阵

Fig. 2 Confusion matrix based on all features

图2用红色单独标记错误分类结果,矩阵上方和右侧分别给出了查准率和召回率。从图2可以得出:基于全部特征对168条短序列进行分类的准确率为82.5%,基本可以正确区分不同因素。其中,价格序列的分类准确率达到100%,误判主要集中在负荷序列、风力发电量序列和风力发电量预测误差序列。

分类准确率最高的单个特征编号为6 536,它描述采用高斯过程回归对局部时间序列进行预测的质量^[29-30]。该特征的分类准确率达到58.77%,分类效果小提琴图如附录B图B1所示。从图B1可以看出:该特征可以较好地地区分价格序列和太阳能发电量序列,这意味着从高斯过程回归来看,实时电价和太阳能发电量的相关性较差。而价格序列与风力发电量预测误差序列取值存在重叠,期望也较接近,这意味着实时电价和风力发电量预测误差可能存在较强的相关性。实际上,由图2也可以得出类似结论,但无法反映这种相关性来源于时间序列哪方面的特征。

2.2.2 关键特征提取

根据机器学习“类间差异最大化、类内差异最小化”的原则,首先提取关键特征最大化因素间差异,然后基于关键特征进行相关分析^[31]。

按照1.1节介绍的基于贪婪算法的特征选择算法提取关键特征,得到39个关键特征如附录A表

A2所示。从表A2可以看出:关键特征主要涉及傅里叶变换、自回归过程和偏自相关函数等。其中自回归过程和偏自相关函数特征是传统时域研究(如时间序列预测等)主要关注的特征,傅里叶变换则是近年来在频域上进行模式识别研究关注的重点^[32]。值得注意的是,由于设计特征选择算法时,多个特征产生同样好的分类效果时进行随机选择,因此每次提取的关键特征可能有差异。本文通过5次实验,特征提取的结论类似,验证了上述结论的正确性。

2.3 多因素相关分析

多因素时间序列相关分析的基本思路是基于特征向量对因素进行聚类,根据聚类演化过程判断因素间的相关性。

2.3.1 基于全部特征的相关分析

本文关注的重点是价格序列,因此可将12条时间序列分为与价格序列相关性较强和较弱的2类,以获得初步结论,并指导聚类演化过程。

采用主成分分析对全部特征进行降维,并基于前2个主成分构建二维空间描述时间序列^[33]。以主成分1(分类准确率为49%)作为横坐标,主成分2(分类准确率为100%)作为纵坐标,将12条时间序列绘制为图3所示的散点图。

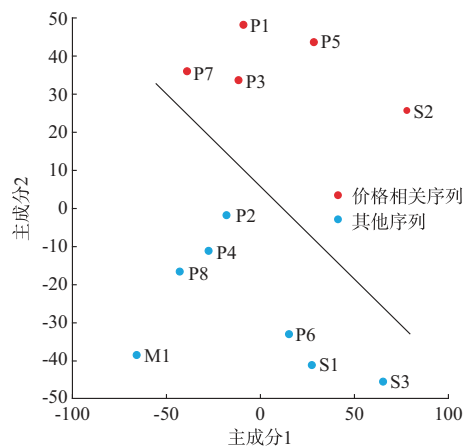


图3 12条时间序列的低维描述

Fig. 3 Low-dimensional description of the twelve pieces of time series

从2.2.1节的分析可知,实时电价和太阳能发电量的相关性较差。因此可考虑构造一条垂直于价格序列和太阳能发电量序列连线方向的直线(图3中黑色实线)将12条时间序列分为2类。分类结果如图3所示,蓝色散点代表与价格序列相关性较强的因素,红色散点代表相关性较弱的因素,从分类结果可以看出:价格序列与风力发电量预测误差序列、负荷序列、风力发电量序列属于同一类,这些因素间相

关性较强;太阳能发电量序列和太阳能发电量预测误差序列属于同一类,这些因素与实时电价之间的相关性较弱。

基于全部特征的相关分析未考虑特征选择,结论粗略。但结合2.2节的分析能够给出如下明确的结论:德国电力现货市场实时电价与风力发电量预测误差相关性较强,而与太阳能发电量相关性较弱。

2.3.2 基于关键特征的相关分析

进一步地,基于2.2.2节提取的39个关键特征进行对多因素相关分析。本节采用层次聚类方法^[34],基于已经获得的初步结论指导分析聚类演化过程,给出详细的定量的相关性结论。基于全部特征和关键特征进行层次聚类的演化过程分别如图4(a)和(b)所示。通过对比两者的异同,可验证基于关键特征进行相关分析的合理性和相关性结论的正确性。

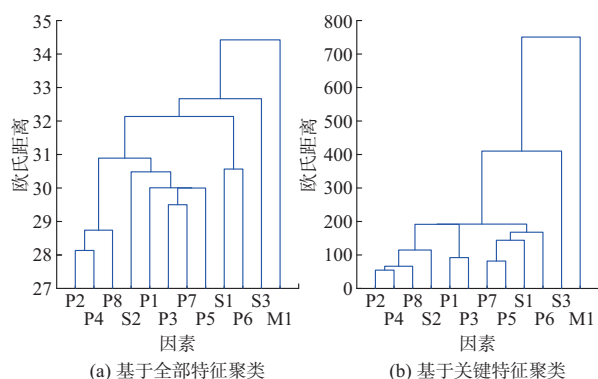


图4 2种聚类方式的演化过程

Fig. 4 Evolution process of the two clustering methods

从图4可以看出:在聚类早期阶段,基于关键特征的聚类将不同输电系统运营商的风力发电量预测误差序列和太阳能发电量预测误差序列准确地聚为2类,该过程显然优于基于全体特的聚类,说明了基于关键特征进行相关分析的合理性;在聚类后期阶段,2种聚类方式的演化过程相似,表现出一致的结论,说明了相关性结论的正确性。

基于关键特征,以归一化的欧氏距离表征因素间相关性(最小距离取0,相关性为1),计算结果如表1所示(按相关性降序排列)。根据表1,可以得到以下结论。

1)德国电力现货市场实时电价与风力发电量预测误差相关性较强,而与风力发电量相关性较弱,说明在本文考虑的因素中,风力发电量预测误差,而非风力发电量,是影响实时电价的主要因素。

2)四大运营商中,TransnetBW公司的风力发电量预测误差与实时电价的相关性最强,说明其对实

时电价的影响最大。这可能是由于该公司对风力发电量的预测能力较差:TransnetBW公司风力发电量预测误差的变异系数达到4.2,而其他3家公司均小于3。

表1 实时电价与其他因素间的距离和相关性
Table 1 Distance and correlation between real-time electricity price and other factors

因素	距离	相关性
P8	53.62	0.38
P7	56.52	0.34
P1	59.16	0.31
P2	60.79	0.29
P6	61.29	0.29
P4	63.21	0.26
P3	66.00	0.23
S1	70.64	0.18
S3	71.30	0.17
P5	72.79	0.15
S2	85.84	0.00

3)实时电价与太阳能发电量预测误差具有一定的相关性,但与风力发电量预测误差相比,相关性较弱。这可能是由于太阳能发电量占比较低,或太阳能发电量预测综合误差(-0.498%)小于风力发电量预测综合误差(-1.216%)。

若要进一步探讨相关性来源,可按照图3的分类结果提取关键特征。提取的71个关键特征主要与傅里叶变换、小波变换和离散符号化相关,限于篇幅,本文不再一一列出。

2.4 影响机理总结

基于上述分析,构建如图5所示的可再生能源发电对实时电价的影响机理网络图。图中,价格因素单独绘制为绿色节点,相关边也绘制为彩色,以便于观察。边的粗细反映相关性强弱:边越粗,相关性越强,因素间存在越显著的影响关系;边越细,相关性越弱,因素间倾向于通过其他因素产生间接影响。

基于图5,总结实证分析的主要结论如下。

1)实时电价主要受风力发电量预测误差影响,两者的相关性主要来源于时间序列的傅里叶变换、小波变换和离散符号化等特征。

2)太阳能发电量预测误差对实时电价的影响有限。

3)负荷量、太阳能发电量、风力发电量与实时电价与相关性较弱,它们倾向于通过预测误差对实时电价产生间接影响。

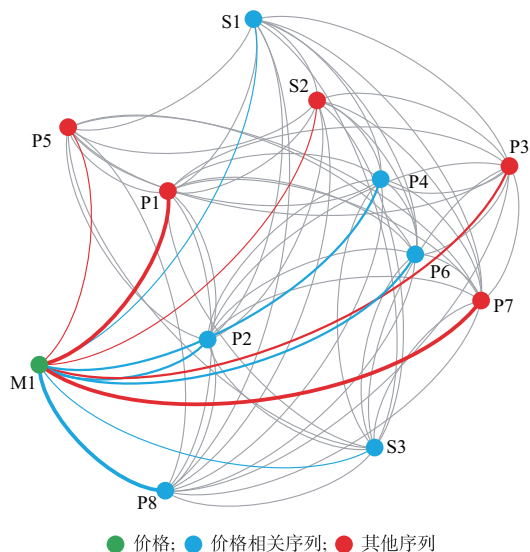


图5 影响机理网络图

Fig. 5 Network diagram of influence mechanism

3 中德电力现货市场对比

中德电改沿革有许多相似之处。德国目前通过引入“市场溢价机制”已建立新能源市场竞价和政府补贴相结合的消纳机制。中国电力市场建设正逐步推进,现货市场成为初步完善的电力市场体系的最后一环。在此背景下,对比中德电力现货市场具有重要意义。

2019年2月,广东电力交易中心发布《南方(以广东起步)电力现货市场试运行情况(2.18-2.24)》^[35],首次披露中国电力现货市场实时交易部分数据,为本文对比中德电力现货市场提供了数据基础。文件仅披露了每日电量数据,本文结合Vortexfdc.com对广东省太阳能发电量和风力发电量的预测,模拟15 min发电量数据。最终得到广东电力现货市场价格序列M1',太阳能发电量序列S2'和风力发电量序列S3'。按照本文提出的方法体系,对上述3条时间序列及德国电力现货市场价格序列M1,太阳能发电量序列S2,风力发电量序列S3进行多因素相关分析。得到基于全部特征的二维描述如图6(a)所示,基于关键特征的因素相关性网络图如图6(b)所示(线条越粗,相关性越强)。

从图6(a)可以看出,M1'与M1位置接近,表明广东电力现货市场实时电价与德国电力现货市场实时电价具有相似的特征。该特征的形成与市场供需关系及价格机制等密切相关,说明广东电力现货市场能够发挥现货市场的调节作用,从而使实时电价表现出与国际先进电力市场一致的特征。

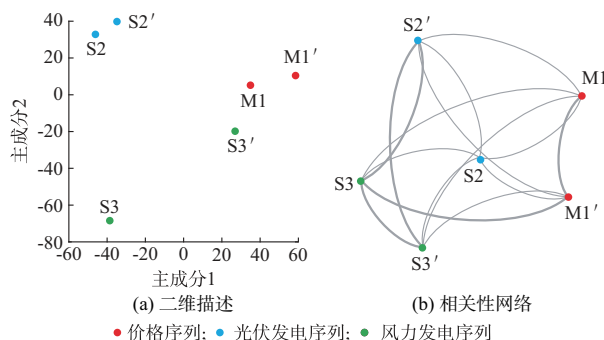


图6 中德电力现货市场多因素相关分析对比
Fig. 6 Comparison of multi-factor correlation analysis on electricity spot market of China and Germany

同时,注意到图6(a)中,S3'与S3距离较远,而与2条价格序列位置接近。一方面,S3'是广东省的预测数据,S3是德国的实际数据,两者存在差异是合理的;另一方面,也说明广东电力现货市场实时电价与风力发电量间存在一定的相关性。结合图6(b)可以看出,与德国相比,中国电力现货市场实时电价更易受可再生能源发电量的影响。

4 启示和建议

基于特征表示方法对德国电力现货市场可再生能源发电对实时电价的影响进行数据实证,对中国电力现货市场建设和电力市场数据分析相关研究的开展均具有重要的参考价值。

1) 对中国电力现货市场建设的建议

德国电力现货市场的数据实证表明:成熟电力现货市场价格波动的主导因素应是可再生能源发电的预测能力,而非负荷或发电的随机性。因此,中国在建设电力现货市场时,应重视可再生能源发电预测对价格波动的调节作用,优先考虑培养市场参与主体的预测能力,而非对发电成本或议价能力进行过分行政干预。

2) 对电力市场数据分析研究开展的启示

目前针对电力市场的数据分析研究仍然以时域或频域建模为主,关注可再生能源发电出力的短期精准预测、可再生能源发电规模的长期趋势提取等。特征表示方法提供了与传统时域(时间序列预测)或频域(傅里叶变换和小波变换)研究方法不同的描述时间序列的有效工具。

德国电力现货市场实时电价与风力发电量预测误差的相关性主要来自其时间序列傅里叶变换、小波变换、离散符号化等特征的相似性。因此,从时间序列离散符号化特征的角度,基于符号动力学等方法研究混沌伪随机序列的复杂性^[36],是未来研究电

力市场不同因素间的相关性,对比分析电力市场成熟度的一个可行思路。

5 结语

本文选取德国电力现货市场研究可再生能源发电对实时电价的影响。采用时间序列特征表示方法进行数据实证。通过分析得到以下结论。

1)特征表示方法为多因素时间序列相关分析提供了新的研究视角。针对电力市场相关数据,傅里叶变换、自回归过程和偏自相关函数等特征具有较好的描述和分析能力。

2)在本文考虑的因素中,德国电力现货市场实时电价主要受到风力发电量预测误差影响。因素间相关性主要来自时间序列的傅里叶变换、小波变换、离散符号化等特征。

3)与德国相比,广东电力现货市场实时电价更易受新能源发电量而非预测误差的影响。

受数据和篇幅限制,本文考虑的因素有限,中德对比分析也不尽完善。随着中国电力现货市场建设有序推进,电力市场相关数据不断积累,本文研究提出的方法体系仍适合进一步的分析研究。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

- [1] 贺宜恒,周明,武昭原,等.国外典型电力平衡市场的运作模式及其对中国的启示[J].电网技术,2018,42(11):3520-3528.
HE Yiheng, ZHOU Ming, WU Zhaoyuan, et al. Study on operation mechanism of foreign representative balancing markets and its enlightenment for China[J]. Power System Technology, 2018, 42(11): 3520-3528.
- [2] 包铭磊,丁一,邵常政,等.北欧电力市场评述及对我国的经验借鉴[J].中国电机工程学报,2017,37(17):4881-4892.
BAO Minglei, DING Yi, SHAO Changzheng, et al. Review of Nordic electricity market and its suggestions for China[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(17): 4881-4892.
- [3] 侯孚睿,王秀丽,锁涛,等.英国电力容量市场设计及其对中国电力市场改革的启示[J].电力系统自动化,2015,39(24):1-7.
HOU Furui, WANG Xiuli, SUO Tao, et al. Capacity market design in the United Kingdom and revelation to China's electricity market reform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(24): 1-7.
- [4] 杨强,蔡华祥,严明辉,等.基于激励相容与深度博弈的云南电力市场机制设计及应用[J].电力系统自动化,2017,41(24):27-34.
YANG Qiang, CAI Huaxiang, YAN Minghui, et al. Design and application of electricity market mechanism for Yunnan based on

- theory of incentive compatibility and game in depth[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 27-34.
- [5] 邹鹏,陈启鑫,夏清,等.国外电力现货市场建设的逻辑分析及对中国的启示与建议[J].电力系统自动化,2014,38(13):18-27.
ZOU Peng, CHEN Qixin, XIA Qing, et al. Logical analysis of electricity spot market design in foreign countries and enlightenment and policy suggestions for China[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(13): 18-27.
- [6] 史连军,周琳,庞博,等.中国促进清洁能源消纳的市场机制设计思路[J].电力系统自动化,2017,41(24):83-89.
SHI Lianjun, ZHOU Lin, PANG Bo, et al. Design ideas of electricity market mechanism to improve accommodation of clean energy in China[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 83-89.
- [7] 康重庆,杜尔顺,张宁,等.可再生能源参与电力市场:综述与展望[J].南方电网技术,2016,10(3):16-23.
KANG Chongqing, DU Ershun, ZHANG Ning, et al. Renewable energy trading in electricity market: review and prospect[J]. Southern Power System Technology, 2016, 10(3): 16-23.
- [8] MAYER-SCHÖNBERGER V, CUKIER K. Big data: a revolution that will transform how we live, work, and think[M]. Boston, USA: Eamon Dolan/Houghton Mifflin Harcourt, 2013.
- [9] DUFO-LÓPEZ R. Optimisation of size and control of grid-connected storage under real time electricity pricing conditions[J]. Applied Energy, 2015, 140: 395-408.
- [10] 刘健,牛东晓,邢棉,等.基于动态电价的新能源实时调度定价与策略研究[J].电网技术,2014,38(5):1346-1351.
LIU Jian, NIU Dongxiao, XING Mian, et al. Research and strategy of dynamic electricity price based real-time dispatching pricing of new energy[J]. Power System Technology, 2014, 38(5): 1346-1351.
- [11] AHMED A, KHALID M. A review on the selected applications of forecasting models in renewable power systems[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2019, 100: 9-21.
- [12] JI Y T, THOMAS R J, TONG L. Probabilistic forecast of real-time LMP via multiparametric programming[C]//48th Hawaii International Conference on System Sciences, January 5-8, 2015, New York, USA.
- [13] WOO C K, MOORE J, SCHNEIDERMAN B, et al. Merit-order effects of renewable energy and price divergence in California's day-ahead and real-time electricity markets[J]. Energy Policy, 2016, 92: 299-312.
- [14] JI J, SUN M, AMPIMAH B C. Design of virtual real-time pricing model based on power credit[J]. Energy Procedia, 2017, 142: 2669-2676.
- [15] 蒋宇,陈星莺,余昆,等.考虑风电功率预测不确定性的日前发电计划鲁棒优化方法[J].电力系统自动化,2018,42(19):57-63.DOI:10.7500/AEPS20171111002.
JIANG Yu, CHEN Xingying, YU Kun, et al. Robust optimization method for day-ahead generation scheduling considering prediction uncertainty of wind power[J].

- Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 57-63. DOI: 10.7500/AEPS20171111002.
- [16] JIANG J F, KOU Y, BIE Z H, et al. Optimal real-time pricing of electricity based on demand response [J]. Energy Procedia, 2019, 159: 304-308.
- [17] 曾嘉志, 赵雄飞, 李静, 等. 用电侧市场放开下的电力市场多主体博弈[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(24): 129-136.
- ZENG Jiazhi, ZHAO Xiongfei, LI Jing, et al. Game among multiple entities in electricity market with liberalization of power demand side market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 129-136.
- [18] 肖云鹏, 王锡凡, 王秀丽, 等. 面向高比例可再生能源的电力市场研究综述[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(3): 663-674.
- XIAO Yunpeng, WANG Xifan, WANG Xiuli, et al. Review on electricity market towards high proportion of renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(3): 663-674.
- [19] 刘敦楠, 陈雪青, 何光宇, 等. 电力市场评价指标体系的原理和构建方法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(23): 2-7.
- LIU Dunnan, CHEN Xueqing, HE Guangyu, et al. General principle and constitution process of evaluating indices system for electricity market [J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(23): 2-7.
- [20] 葛睿, 陈龙翔, 王轶禹, 等. 中国电力市场建设路径优选及设计[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(24): 10-15.
- GE Rui, CHEN Longxiang, WANG Yiyu, et al. Optimization and design of construction route for electricity market in China [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(24): 10-15.
- [21] FULCHER B D. Feature-based time-series analysis [J/OL]. arXiv [2019-09-29]. <https://arxiv.org/abs/1709.08055>; 1709.08055.
- [22] 西格尔斯·西奥多里蒂斯, 康斯坦提诺斯·库特龙巴斯. 模式识别[M]. 4版. 北京: 电子工业出版社, 2016.
- SERGIOS T, KONSTANTINOS K. Pattern recognition[M]. 4th ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2016.
- [23] FULCHER B D, JONES N S. Highly comparative feature-based time-series classification [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2014, 26(12): 3026-3037.
- [24] YE L X, KEOGH E. Time series shapelets[C]//Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, June 28-July 1, 2009, Paris, France.
- [25] RAKTHANMANON T, KEOGH E. Fast shapelets: a scalable algorithm for discovering time series shapelets[C]//Proceedings of the 2013 SIAM International Conference on Data Mining, May 2-4, 2013, Austin, USA.
- [26] XIA X, SHANG N, FANG J L, et al. Management of bilateral contracts for gencos considering the risk in spot market [J]. Energy Procedia, 2019, 159: 298-303.
- [27] LIU Y, LIAO S Z. Granularity selection for cross-validation of SVM[J]. Information Sciences, 2017, 378: 475-483.
- [28] DUARTE E, WAINER J. Empirical comparison of cross-validation and internal metrics for tuning SVM hyperparameters [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 88: 6-11.
- [29] FULCHER B D, JONES N S. hctsa: a computational framework for automated time-series phenotyping using massive feature extraction[J]. Cell Systems, 2017, 5(5): 527-531.
- [30] FULCHER B D, LITTLE M A, JONES N S. Highly comparative time-series analysis: the empirical structure of time series and their methods [J]. Journal of the Royal Society Interface, 2013, 10(83): 20130048.
- [31] DONG G, LIU H. Feature engineering for machine learning and data analytics[M]. Boca Raton, USA: CRC Press, 2018.
- [32] LIU D, LI C B, SUN M, et al. Assessment model of economic and environmental synergies for water surface photovoltaic projects based on spectral analysis[J]. Renewable Energy, 2020, 145: 937-950.
- [33] LI H L. Multivariate time series clustering based on common principal component analysis[J]. Neurocomputing, 2019, 349: 239-247.
- [34] 肖白, 聂鹏, 穆钢, 等. 基于多级聚类分析和支持向量机的空间负荷预测方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(12): 56-61.
- XIAO Bai, NIE Peng, MU Gang, et al. A spatial load forecasting method based on multilevel clustering analysis and support vector machine [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(12): 56-61.
- [35] 北极星售电网. 现货试运行数据首次曝光! 广东发布电力现货市场试运行情况 (2.18-2.24) [EB/OL]. [2018-12-22]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190228/965799.shtml>. Polaris Energy Sale Web Portal. Spot trial operation data first exposure! Guangdong released the trial operation state of the power spot market (2.18-2.24) [EB/OL]. [2018-12-22]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190228/965799.shtml>.
- [36] LIU D, LI C B, ZHAO D F, et al. Research on the joint fluctuation laws between locational marginal price and renewables based on complex networks: a case study in independent system operator New England [J/OL]. Energy Science & Engineering [2019-09-29]. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/ese3.467>.

刘 定(1993—),男,通信作者,博士研究生,主要研究方向:电力系统风险管理、人工智能。E-mail:liuding@163.com

赵德福(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统风险管理、电力大数据分析。E-mail:zdf737477@163.com

白木仁(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统风险管理、电力物理信息融合系统。E-mail:baimuren612@163.com

(编辑 施冬敏)

**Analysis on Impact of Renewable Energy Generation on Real-time Electricity Price:
Data Empirical Research on Electricity Spot Market of Germany**

LIU Ding^{1,2}, ZHAO Defu^{1,2}, BAI Muren^{1,2}, WANG Qiqing^{1,2}, LI Cunbin^{1,2}

(1. School of Economics and Management, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. Beijing Key Laboratory of New Energy and Low-Carbon Development

(North China Electric Power University), Beijing 102206, China)

Abstract: Real-time electricity trading in electricity spot market can give full play to market regulation and promote the accommodation of renewable energy. Data empirical research on the impact of renewable energy generation on real-time electricity price has an essential reference value for understanding the operation rules of the spot market and evaluating market maturity. Electricity spot market of Germany is selected to conduct data empirical research. Data of power generation, load, prediction error, price and other factors are collected. The impact analysis of renewable energy generation on real-time electricity price is studied based on feature representation method for time series. Firstly, the time domain models of time series are transformed into feature vectors by using the feature representation method. Secondly, the greedy forward feature selection algorithm is used to extract key features to maximize the differences between factors. Thirdly, the correlation among multiple factors is discussed based on the overall features and key features respectively, and the network of influence mechanism is constructed. The empirical results show that the real-time electricity price in electricity spot market of Germany is mainly affected by prediction error of wind power generation, and the correlation between factors mainly comes from features such as Fourier transformation, wavelet transformation and discrete symbolization. Finally, by the simple comparison between China and Germany, it is pointed out that the real-time electricity price in Guangdong electricity market of China is more affected by the randomness of renewable energy generation than by the prediction error.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 71671065) and State Grid Corporation of China (No. 5204BB1600CN).

Key words: renewable energy generation; real-time electricity price; electricity spot market; feature representation

