

面向能源领域信息物理社会系统的行为仿真建模分析 ——以现货电力市场为例

柳文轩¹, 赵俊华¹, 黄杰², 文福拴³, 吕哲¹, 薛禹胜²

(1. 香港中文大学(深圳), 广东省深圳市 518100;

2. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏省南京市 211106;

3. 浙江大学电气工程学院, 浙江省杭州市 310027)

摘要: 信息物理社会系统(CPSS)旨在描述复杂网络系统中信息网络、物理系统和社会因素的特征及其交互影响, 以实现对该类系统的建模、推理和决策。CPSS研究中, 如何反映社会行为是最大难点之一。依据历史和仿真数据, 采用生成对抗网络(GAN)模型对不确定的社会行为建模, 并通过混合仿真方法推演了当前广东现货电力市场设计中的实际问题, 即燃气机组补贴对市场的潜在影响。

关键词: 混合仿真; 信息物理社会系统; 生成对抗网络; 电力市场; 燃气机组成本补贴

0 引言

智能电网(SG)是配备了智能监测、控制、通信、自愈技术的电力网络, 旨在为发电、配电提供更好的接入服务, 为电力产消者(prosumer)提供灵活选择, 支撑安全可靠的电力供应。究其本质, 智能电网是一种典型的信息物理系统(cyber physical system, CPS), 影响能源的生产、传输和消费, 与物联网、云计算、大数据复杂网络等前沿技术紧密相伴^[1]。CPS强调信息系统与物理系统的融合, 在智能电网基础上, 考虑广义能源信息与能源系统之间的融合, 即为CPS在能源系统中的应用, 可称为能源领域的信息物理系统(CPS in energy)。

随着投资、交易、管理、用户选择等社会行为在能源系统研究中的重要性越来越高, 需要进一步在CPS框架中加入社会因素, 使其延伸至由信息网络、物理系统和社会因素构成的信息物理社会系统(cyber physical social system, CPSS), 而CPSS在能源系统中的应用, 可称为能源领域的信息物理社会系统(CPSS in energy)^[2]。

社会主体的行为建模是CPSS研究中最具挑战的问题之一, 即难以用明确的规则或清晰定义的模型来描述人的行为。一方面, 社会主体的行为难以

直接识别内部状态(如意图、目标、偏好、性格等)^[3], 使得行为模型的结构与参数难以观测^[4]; 另一方面, 实际社会主体的行为往往不符合“理性经济人”假设, 呈现出有限认知和计算能力这一“有限理性”特征, 甚至出现不了解自身偏好等“非理性”特征^[5]。上述问题都为社会行为的准确建模引入了极大障碍。

传统社会行为建模假定社会主体遵循完全理性原则, 构造反映社会主体主观偏好的效用函数, 以效用函数最大为目标优化其决策行为^[6]。文献[7]通过效用函数建模研究了电力市场中的最优投标策略, 得到了市场出清的纳什(Nash)均衡解。但这类处理往往涉及较强假设, 限制了这类建模方法的工程应用。

随着计算能力的提升和数据科学的发展, 多代理建模(multi-agent based modeling)^[8]和强化学习(reinforcement learning)^[9]等机器学习方法被应用到社会行为建模。文献[10]基于多代理研究了空调负荷针对价格的需求响应, 用Q-Learning算法对需求响应行为进行建模。然而, 由于其“黑盒”特性, 限制了机器学习在工程问题中的广泛应用。

文献[11]提出一种融合实验经济学和计算经济学的混合仿真方法, 通过实验经济学仿真提炼真实人的行为规律, 据此建立具有相同统计特性的多代理随机模型, 基于上述模型生成的大量多代理, 仅需动用少量实验人来反映特殊的决策者。混合仿真方法能在保持实验经济学优势的同时, 克服其在实验

收稿日期: 2019-01-16; 修回日期: 2019-09-26。

上网日期: 2019-12-24。

国家自然科学基金资助项目(91746118); 深圳市科技创新委员会基础研究项目(JCYJ20170410172224515)。

规模上的限制,并保证了参与者行为在重复实验中的统计一致性,提升了实验经济学方法的工程实用性。文献[12-13]提出应当融合统计关系、因果关系及博弈行为数据,使基于常规数据和主观经验的决策模式,发展为基于数学模型、参与者及多代理模型的混合仿真沙盘推演决策范式。

本文采用文献[11]所提出的混合仿真方法,应用生成对抗网络(GAN)模型,从历史和仿真数据中挖掘社会行为的模型知识,分析框架包括混合仿真、机器学习生成模型和概率密度估计器3个核心模块,其优势在于:①对人的行为不需要强的假设;②基于仿真和历史数据的机器学习模型;③反映了行为所蕴含的随机性。针对广东电力现货市场的仿真算例,将混合仿真得到的规则与实验经济学结果进行对比,并据此考察了对燃气发电机组的成本补贴政策的潜在影响。

1 信息物理社会系统中的行为分析

1.1 能源领域的信息物理社会系统

目前,CPS的研究主要关注物理系统和信息网络融合的复杂性,CPSS的提出则是为了将CPS框架与社会行为建模相结合,以实现信息、物理和社会3个空间的关系建模^[14]。CPSS框架可应用于复杂网络化系统的建模、分析与运行控制,特别是处理信息、物理与社会之间的复杂交互影响(如图1所示)。

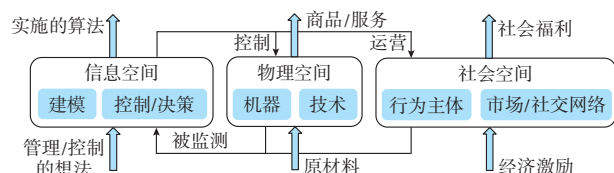


图1 信息物理社会系统的基本架构与组成元素
Fig. 1 Basic architecture and components of CPSS

CPS研究通常把系统中的行为人视为信息或物理系统的一部分,假设人的行为目标与信息或物理系统一致。事实上,信息或物理系统的目标是运行效率最大化,而人的行为目标受经济激励或某种使命的影响,使行为人自身的主观效用最大化。机制设计时,会考虑系统的效率和人的效用匹配问题,但本质上两者是不同的。在CPS的基础上,CPSS进一步考虑了社会系统对信息和物理系统的感知、分析和反馈。

电力市场是能源领域的典型信息物理社会系统。其中,电力系统的出清计算(机组组合与经济调度)属于物理系统范畴;市场运行过程中的信息采集与发布过程属于信息系统范畴;而市场主体的交易

行为则属于社会因素范畴。电力市场研究离不开对交易行为的建模,基于理性的规范模型通常不具有应用普适性,基于经济学实验数据的模型受限于实验环境和参与者的专业性,基于计算代理或真实数据的机器学习模型无法捕捉小概率行为且通常不具有可解释性。

1.2 社会行为分析框架和核心模块

分析框架的3个核心模块为:混合仿真、机器学习生成模型和概率密度估计模型,在图2中分别以蓝色、黄色和绿色表示,混合仿真的参与者分为2类,分别是真实参与者和计算机代理。在构建混合仿真环境时,需要对物理系统运行机制和社会系统运行机制给出清晰的定义。

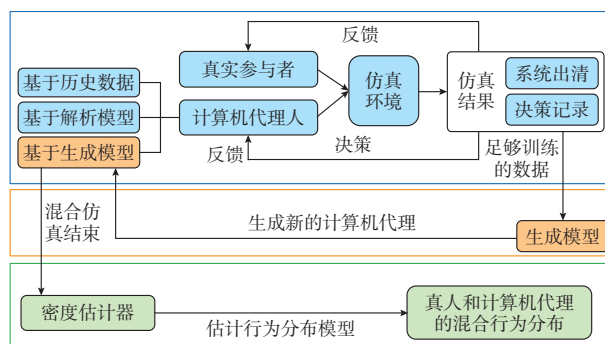


图2 社会行为分析框架的架构与元素
Fig. 2 Architecture and components of the social behaviour analysis

对于真实参与者而言,需充分了解实验规则、各自收益(成本)计算方式、各自决策的可行范围和可能出现的结果。并要求其在实验过程中能够秉持认真的态度以最大化任务目标的状态参与实验。

将计算机代理分为3类:基于历史数据的代理、基于解析模型的代理和基于实验数据由生成模型产生的代理。基于历史数据的代理是由现实环境中的数据通过机器学习算法生成,其在混合仿真中可充当有历史经验的参与者。基于解析模型的代理以相应领域中的优化或控制问题为基础,用于验证相关理论在现实环境中的可行性。这2类参与者与真实参与者以一定比例参与混合仿真。

由于是基于仿真数据所构建的模型,生成模型产生的代理(图2中黄色部分)不会参与第一轮实验。用于生成模型训练的数据主要来自多次实验的另两类代理和真实参与者。生成模型以机器学习算法为基础,捕捉混合仿真中各类型参与者的行为特征(决策数据),产生可复现其行为的生成模型。

当混合仿真进行一定次数,收集到足够的训练数据,便可进入生成模型训练环节。针对采用算法的不同,训练环节可选择线上或线下进行。生成模

型训练完成后,在下一次混合仿真中替代一个(或部分)真实参与者。这样既能保证决策专业性,同时也可减少混合仿真用于搜寻真实参与者的时间成本。

当混合仿真环境中指定数量的真实参与者被生成模型替代后,行为建模到此完成,最终得到一个能产生混合仿真环境下决策数据的生成模型。这个生成模型本质上是一个逆概率密度函数,由于机器学习方法的“黑盒特性”,无法被明确的公式表现出来。由于某些研究追求行为模型的可解释性,可在生成模型后接一个概率密度估计器,由此得到基于概率测度的解析行为模型。如果混合仿真的目的是市场整体行为分析,则不需要微观交易行为模型的解析式,便可省去概率密度估计器。本文仿真的目的是对电力市场的沙盘推演,故省掉了概率密度估计器这一部分。

在设定混合仿真环境时需考虑物理系统的物理规律和社会系统的运行机制。物理规律指物理系统所遵循的运行规律(在电力系统中,指潮流等理论模型)。社会系统的运行机制具体包括成本结算机制、交易成本、风险测度、利润计算规则和时间价值计算规则等。这2种系统的规则最终表现在仿真参与者的收益上,并直接影响参与者的行为。

2 GAN的基本原理

GAN是本文所采用的机器学习模型。GAN属于无监督学习(unsupervised learning),由零和博弈(zero-sum game)中相互竞争的2个神经网络模型所构成,由Goodfellow等人于2014年提出^[15],后广泛用于图像处理领域,衍生出一系列模型,例如LSGAN^[16],WGAN^[17],CGAN^[18],infoGAN^[19]等。GAN借助深度神经网络的学习能力,具有在超高维特征空间中有效捕捉数据的统计特性的能力。因此,GAN可以避免传统概率密度估计方法(例如核密度估计)在处理超高维数据时面临的困难。

GAN的结构见图3。可以看到,GAN由2个部分组成:一个负责生成假数据(fake data)的生成网络(generated network)和一个负责判别数据真假输出1和0的判别网络(discriminated network)。

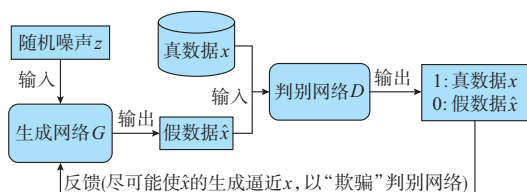


图3 生成对抗网络的基本思路
Fig. 3 Basic idea of GAN

GAN的基本思想是构建一个生成网络和判别网络间的博弈,以达到训练生成网络的目的。其中,生成网络用于通过输入噪声信号从而产生假数据。由于不同于现实中采集的数据,在GAN中,称现实中的样本为真数据,而生成网络产生的为假数据。生成网络的目的是产生和真数据“无异”的假数据以“欺骗”判别网络。而判别网络的目标是,准确地给真数据贴上“1”的标签,而给假数据贴上“0”的标签。

GAN的数学定义如下:生成网络的输入是有已知先验概率 $p_z(z)$ 的噪声变量 z ,目的是输出数据 $\hat{x}$,生成网络输出的概率满足分布 p_g 。生成网络记作 $G(z; \theta_g)$, G 是一个具有参数 θ_g 的可微函数。判别网络记作 $D(x; \theta_d)$, D 是一个包含参数 θ_d 的可微函数。 D 的输入可能由生成网络生成 $\hat{x}$,也可能来自真实样本 x 。 D 的训练目标是给来自真实样本的数据 x 打上1的标签,而给来自生成网络数据 $\hat{x}$ 打上0的标签。假设 D 和 G 进行博弈的效用函数为 $V(G, D)$,那么GAN的训练的数学形式为

$$\min_G \max_D V(G, D) = E_X(\ln D(x)) + E_Z(\ln F(z)) \quad (1)$$

式中: $E_X(\cdot)$ 和 $E_Z(\cdot)$ 分别为真实样本 X 和噪声数据 Z 的样本期望; $F(z) = 1 - D(G(z))$ 为判别网络 D 成功判别假数据的标签,即 $F(z) = 1$ 为假数据, $F(z) = 0$ 为真数据。

3 仿真场景设置

3.1 电力系统参数设置

下面详细展示本文方法在某三节点电力现货市场的应用案例。三节点系统各节点两两连通,传输功率限制为:节点1—节点2为600 MW,节点1—节点3为400 MW,节点2—节点3为500 MW。一日内各节点的负荷由图4和表1所示。

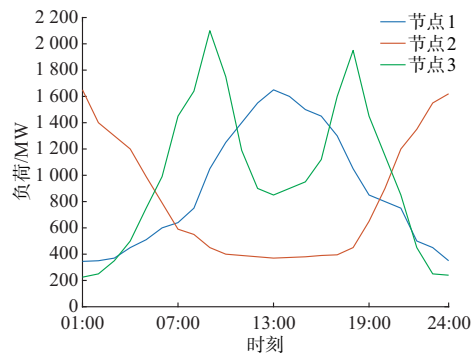


图4 3个节点上的负荷曲线
Fig. 4 Load power curves of the three nodes

表1 3个节点上的负荷
Table 1 Load power of the three nodes

时刻	节点负荷/MW			时刻	节点负荷/MW		
	节点1	节点2	节点3		节点1	节点2	节点3
01:00	345	1 650	225	13:00	1 650	370	850
02:00	350	1 400	250	14:00	1 600	375	900
03:00	370	1 300	350	15:00	1 500	380	950
04:00	450	1 200	500	16:00	1 450	390	1 120
05:00	510	990	750	17:00	1 300	395	1 600
06:00	600	790	990	18:00	1 050	450	1 950
07:00	640	590	1 450	19:00	850	650	1 450
08:00	750	550	1 640	20:00	800	900	1 150
09:00	1 050	450	2 100	21:00	750	1 200	850
10:00	1 250	400	1 750	22:00	500	1 350	450
11:00	1 400	390	1 190	23:00	450	1 550	250
12:00	1 550	380	900	24:00	350	1 620	240

系统中设有6个发电机组,其所处节点、出力上限、固定成本、可变成本如表2所示。

表2 6个发电机组的参数设定
Table 2 Parameter setting of the six generators

机组名	节点编号	最大出力/ MW	固定成本/ (元·h ⁻¹)	可变成本/ (元·(MW·h) ⁻¹)
1号机组	节点2	360	1 009	355
2号机组	节点1	600	8 250	301
3号机组	节点3	1 000	37 970	256
4号机组	节点3	390	1 123	397
5号机组	节点2	640	9 540	299
6号机组	节点1	1 200	42 906	216

3.2 市场规则参数设置

采用广东现货电力市场试运行规则。各发电机组可上报5个价量对以构成自身的供给曲线,即在5个不同的出力等级下,报出5个对应的单位电价。这个5段报价策略即当天24 h各时间点定价的依据,中途不得变更。仿真要求5段策略的价格须单调非减,单位电价的上下限分别设为1 000元/(MW·h)和100元/(MW·h)。5段策略的电功率为对应单位电价的机组出力,需要大于等于0,且5段电功率之和不得超过机组出力上限。

仿真市场出清规则和广东试运行规则一致,即以各节点边际电价(locational marginal price, LMP)出清。每次仿真模拟24 h的日前交易,1次仿真结束后,计算各个发电机组的收益,具体数学表达式为:

$$R = \sum_{i=1}^{24} (p_i - v_c) q_i - f_c \quad (2)$$

式中: R 为收益; p_i 为*i*时刻的单位电价; q_i 为*i*时刻

的机组出力; v_c 和 f_c 分别为机组的可变成本和固定成本。

因为各机组的成本、出力上限各不同,直接以净收益作为标准评判仿真结果有失公允(此处涉及对真实参与者的奖励),故采用度电收益来衡量,即用总收益除以机组发电量。

3.3 仿真中GAN设置

由于缺乏中国现货市场历史数据,仿真选用澳大利亚国家电力市场(national electricity market, NEM)的市场数据作为训练的历史数据。

首先根据表2中机组的成本、出力特点,在数据集中挑选类型近似的机组,进行数据处理。其次根据表1的负荷特征,挑选多年对应季节具有近似负荷特征的时间段的数据。

参照上述依据,挑选NEM历史数据中的STAN-1, STAN-2, GSTONE-1, GSTONE-2和CG1等5台机组作为仿真中2~6号机组策略的训练机组。1号机组由真实参与者操控。根据负荷特征,挑选了2015和2016年全年及2017年的3~5月的数据用作训练。

使用双隐层全连接的生成网络(G)和判别网络(D)框架。网络 G 和 D 各包含2个隐层,节点数分别为88和52,激发函数为sigmoid函数:

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

4 仿真结果分析

4.1 GAN的训练结果

机组训练的收敛情况详见附录A。判断GAN收敛的主要依据是网络 G 和 D 的训练误差是否趋近于0或者误差是否在某一大于0的常数附近波动,即网络训练进入一个混合策略的Nash均衡,误差在多个不动点之间切换。

使用二值交叉熵(binary cross entropy, BCE)来衡量生成模型与真实数据间的差别,即网络训练误差。交叉熵的定义为:

$$H(p, q) = \sum_x p(x) \ln \frac{1}{q(x)} \quad (4)$$

式中: p 和 q 分别为真、假数据的概率分布; $H(p, q)$ 为 p 和 q 的离散交叉熵。 $H(p, q)$ 越大,说明 p 和 q 相差越大; $H(p, q)$ 越接近于0,说明 p 和 q 的概率分布越接近。

由于GAN的收敛态通常是一个混合策略的Nash均衡,所以判别收敛的标准是误差的上界与下界之差为某一固定常数(或在常数附近波动)。对应到本文仿真中以BCE为误差,收敛的具体表现形

式为:

$$H_{\max} - H_{\min} = M + \epsilon \quad (5)$$

式中: $H_{\max}$ 和 $H_{\min}$ 分别为训练到收敛阶段的最大和最小 BCE; M 为常数(不同的仿真可以不同); ϵ 为随机扰动项, 通过事后对 BCE 差值分析, 利用雅克-贝拉检验(Jarque-Bera test), 可知 ϵ 为服从 $N(0, 1)$ 标准正态分布的随机变量。BCE 的上下波动意味着, 此时 G 和 D 的博弈陷入一个混合策略 Nash 均衡。

取迭代 1.2×10^6 次附近的网络作为机组的策略发生函数。

注意 NEM 的数据是澳大利亚市场的竞价策略, 由 10 个价量对构成 (2×10 维), 不同于广东规则的 5 段策略 (2×5 维)。因此, GAN 生成的行为模型不可直接用于采用广东市场规则的混合仿真。

在各个 GAN 后接一个 k -means 聚类器, 将 10 段策略转变为 5 段。同时, 考虑机组的成本、最大出力以及电价上下限, 使这 5 段策略从形式上逼近现实策略。

4.2 三节点混合仿真

将 GAN 生成的 5 个行为模型加入仿真, 充当基于历史数据的代理, 操控 2~6 号机组。再加入 1 个真实参与者, 操控 1 号机组。仿真的物理出清通过求解系统的最优潮流模型实现, 每次出清时间为 30~50 s 不等, 可用于日前市场仿真。实验反复进行 50 次, 中途真实参与者不更换, 且一直操控 1 号机组, 每次出清结果都会反馈给真实参与者。混合仿真在第 10 次、第 30 次和第 50 次的市场出清结果如图 5 至图 7 所示。

图 5 至图 7 对应的真实参与者的表现和出力如表 3 所示。第 10, 30, 50 次实验总出力分别为 0, 2 218.45, 2 432.99 MW, 度电收益分别为 0, 310, 312 元/(MW·h), 可知真实参与者在不断的仿真中, 通过学习使自身收益保持在一个稳定的范围。

由图 5 至图 7 可知, 07:00—10:00 和 17:00—20:00 出现了市场顶价现象。这是因为在这 2 个时

间段, 系统负荷过高, 机组调度时, 调到了机组顶价段的出力。这种情形在现实的电力市场中是完全可能的, 机组作为市场参与者有动机将自己较高成本的出力置于顶价段以获取超额利润。

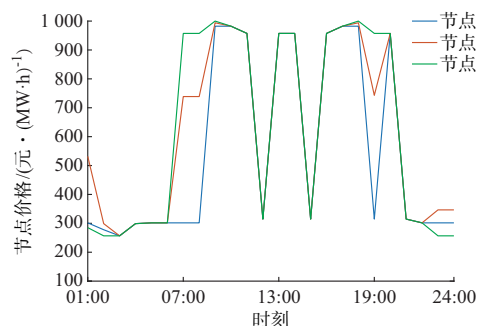


图 5 第 10 次混合仿真的市场出清结果
Fig. 5 Market clearing results of the 10th hybrid simulation

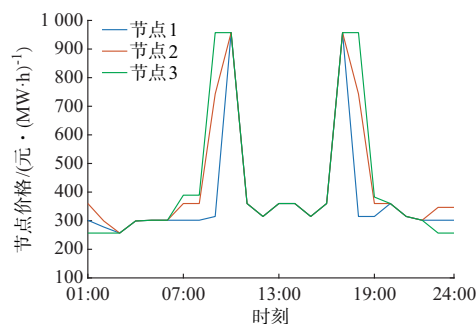


图 6 第 30 次混合仿真的市场出清结果
Fig. 6 Market clearing results of the 30th hybrid simulation

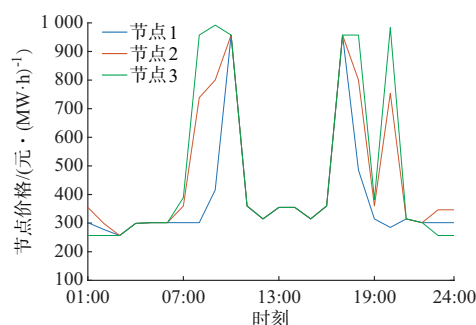


图 7 第 50 次混合仿真的市场出清结果
Fig. 7 Market clearing results of the 50th hybrid simulation

表 3 真实参与者的表现及收益
Table 3 Performance and income of real participants

阶段	第 10 次实验		第 30 次实验		第 50 次实验	
	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW
第 1 段	100	0	100	0	100	0
第 2 段	200	0	355	0	355	5
第 3 段	300	0	360	360	360	200
第 4 段	800	0	800	0	800	100
第 5 段	1 000	360	1 000	0	1 000	10

4.3 与实验经济学结果比较

为了将混合仿真策略与同样环境下的经济学实验结果相对比,作者组织了广东省数家发电公司的交易人员,在上文介绍的三节点模拟系统上进行了大约180轮完全由真实参与者构成的仿真实验。1号机的典型策略(取平均值)见表4。

表4 经济学实验1号机组的典型报价策略
Table 4 Typical bidding strategy of generator 1 in economic experiment

阶段	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW
第1段	400.11	216
第2段	630.11	54
第3段	670.00	36
第4段	710.00	27
第5段	750.00	27

直观来看,表3和表4中的1号机组的决策存在差异,取标准化的KL散度来衡量这种差异。KL散度是一种衡量不同概率分布间“距离”的统计量,标准化后值域为[0,1]。1号机组混合仿真决策和经济学实验决策的标准KL散度为0.734 2,即二者有一定的差别。

通过分析澳大利亚与国内的电厂性质与报价数据的可以发现,澳大利亚的报价策略通常伴有较多的冲击顶价的行为(即试图在供需紧张时,将出清价格抬至市场顶价),而国内的真实参与者在模拟时,决策者的目标主要是确保中标电量,风险偏好相对较低。从典型报价中也可以看出,真实参与者的报价比较集中于中间的价格,而在混合仿真中,冲击市场顶价的行为则比较多见。

值得注意的是,由于国内发电公司在市场改革以前一直执行政府的统一定价,交易人员并没有市场竞价的经验。经济学实验中的报价符合市场初期保守的态度。澳大利亚能源市场经历了20年的发展,相对成熟,从业人员的报价更符合公司市场竞争的规律。以成熟市场的数据来进行混合仿真,保证了市场竞价的客观性,并具代表性地展示了市场发展趋势。

5 燃气机组补贴灵敏度分析

5.1 仿真背景和设定

成熟的电力市场如澳大利亚市场,会设定较高的价格上限,使得燃气机组可以在峰荷时段以顶价出清,从而弥补平时的亏损。然而,国内在电力市场的初始阶段,更希望维持电价稳定,设定一个类似于澳大利亚的高价格上限不可行。而这将导致电改后,燃气机组必然面临无法通过市场电盈利的窘境。

目前针对燃气机组如何参与现货市场的问题,一种可能的解决方案是为燃气机组提供额外的补贴,缩小燃气机组与燃煤机组之间的成本差。然而,由于国内没有运营现货市场的经验,因此难以评估为燃气机组提供补贴可能带来的实际后果。为此,本文尝试通过混合仿真来观测在提供补贴后,燃气机组竞价意愿的改变。在燃气机组的变动成本上加100元/(MW·h)的直接补贴,缩小其与燃煤机组间的成本距离。在仿真中,直接受到该政策影响的机组是1号机组和4号机组,故由真实参与者操控。2号,3号,5号和6号机组继续用基于历史数据的代理操控。

5.2 测试典型结果分析

在燃气机组补贴下,进行了20次仿真。由仿真结果可知,将燃气机组成本补到与燃煤机组相近后,燃气机组的竞争能力变强,即便是在负荷一般或者偏低的时候,都敢于以补贴后的可变成本进行报价,提高了电力市场的竞争性,在一定程度上稳定并降低了电价。这里挑选2个值得关注的情形进行结果分析。

1) 燃气机组按燃煤机组策略竞价

如表5所示,当1号和4号机组都采取近似于燃煤机组的阶梯报价时(情况1),市场将呈现出近似于“完全竞争市场”的结果。所有机组在一天内都会有上线的机会。机组间相比虽然有盈亏差异,但是各机组由于单位电量盈亏已逼近于零。这意味着所有机组将趋向各自边际成本报价,从而实现经济调度,出清结果如图8和图9所示。

表5 情况1下1号和4号机组的竞价策略
Table 5 Bidding strategies of generator 1 and 4 in Case 1

阶段	1号机组		4号机组	
	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW	单位价格/(元·(MW·h) ⁻¹)	出力/MW
第1段	100	0	100	0
第2段	255	180	290	200
第3段	260	90	400	100
第4段	800	50	900	50
第5段	1 000	40	1 000	40

2) 燃气机组按价格下限策略竞价

如表6所示,当1号和4号机组都采取近似于新能源机组的压底报价时(情况2),市场将出现过度竞争的结果。在结算时,所有机组都是亏损的。这种“踩踏现象”类似于经济学的“伯川德悖论”(Bertrand Paradox),反映了市场主体都有想要搭便车的心态,出清结果如图10和图11所示。

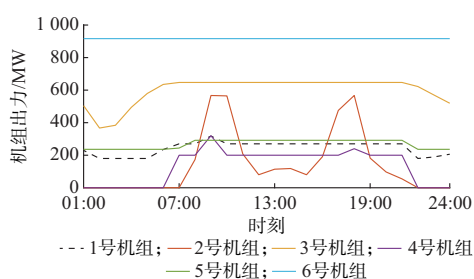


图8 情况1下燃气补贴后各机组的出力情况

Fig. 8 Power supply of each unit after the gas subsidy in Case 1

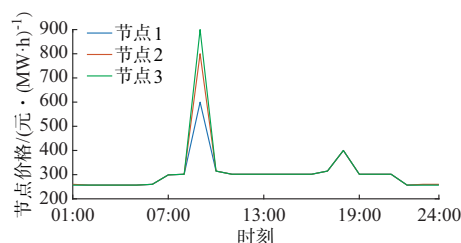


图9 情况1下燃气补贴后3个节点的出清价格

Fig. 9 Clearing price of the three nodes after the gas subsidy in Case 1

表6 情况2下1号和4号机组的竞价策略
Table 6 Bidding strategies of generator 1 and 4 in Case 2

阶段	1号机组		4号机组	
	单位价格/ (元·(MW·h) ⁻¹)	出力/ MW	单位价格/ (元·(MW·h) ⁻¹)	出力/ MW
第1段	100	360	100	390
第2段	255	0	290	0
第3段	260	0	400	0
第4段	800	0	900	0
第5段	1 000	0	1 000	0

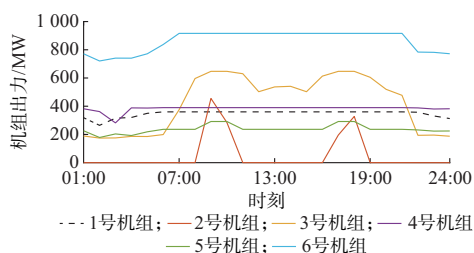


图10 情况2下燃气补贴后各机组的出力情况

Fig. 10 Power supply of each unit after the gas subsidy in Case 2

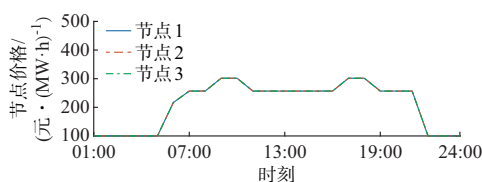


图11 情况2下燃气补贴后3个节点的出清价格

Fig. 11 Clearing price of the three nodes after the gas subsidy in Case 2

6 结语

针对CPSS中社会主体行为建模的难题,本文基于混合仿真方法,采用生成对抗网络对不同来源的行为数据进行挖掘、建模和分析。在分析过程中对社会主体的行为不需要强的假设,从而避免了理论建模无法普遍适用的问题。通过混合仿真捕捉真实参与者的“小概率”行为数据,再结合历史数据,对行为进行建模,并可给出概率测度模型以刻画各种行为的可能性,为模型的可解释性提供了可分析的解析形式。

以广东电力市场改革为背景,设计了一个三节点电力现货市场的仿真实验进行案例分析,验证了本文方法在电力市场竞价行为建模应用中的适应性。进一步,在所构建混合仿真环境下测试了燃气机组补贴政策对现货电力市场的影响。结果表明,引入燃气机组补贴必然会提高燃气机组的市场竞争力,使得市场机制变得更加完备(complete)。但不容忽视的是,中小型煤机的利润被该政策所冲击,并且可能引起市场过度竞争的“踩踏现象”。

本文受到贵州万峰电力股份有限公司科技项目“兴义地方电网电力市场交易辅助决策支撑技术研发与示范应用”资助,特此感谢!

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] YU X H, XUE Y S. Smart grids: a cyber-physical systems perspective[J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(5): 1058-1070.
- [2] YU X H, XUE Y S. Beyond smart grid: cyber-physical-social system in energy future [J]. Proceedings of the IEEE, 2017, 105(12): 2290-2292.
- [3] SADIGH D, SASTRY S S, SESHIA S A, et al. Information gathering actions over human internal state [C]// IEEE/RISJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), October 9-14, 2016, Daejeon, South Korea.
- [4] AWAIS M, HENRICH D. Human-robot collaboration by intention recognition using probabilistic state machines [C]// 19th International Workshop on Robotics in Alpine-Adria-Danube Region (RAAD 2010), June 24-26, 2010, Balatonfüred, Hungary.
- [5] BOUTILIER C, SHOHAM Y, WELLMAN M P. Economic principles of multi-agent systems [J]. Artificial Intelligence, 1997, 94(1/2): 1-6.
- [6] QUIGGIN J. A theory of anticipated utility [J]. Journal of Economic Behavior & Organization, 1982, 3(4): 323-343.
- [7] SMIRNOV A, KASHEVNIK A, PONOMAREV A. Multi-

- level self-organization in cyber-physical-social systems: smart home cleaning scenario[J]. *Procedia CIRP*, 2015, 30: 329-334.
- [8] KRAVARI K, BASSILIADES N. A survey of agent platforms [J]. *Journal of Artificial Societies and Social Simulation*, 2015, 18(1): 1p.
- [9] RAILEANU R, DENTON E, SZLAM A, et al. Modeling others using oneself in multi-agent reinforcement learning [J/OL]. *arXiv preprint [2018-11-17]*. <https://arxiv.org/pdf/1802.09640.pdf>.
- [10] DEGHANPOUR K, NEHRIR M H, SHEPPARD J W, et al. Agent-based modeling of retail electrical energy markets with demand response [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, 9(4): 3465-3475.
- [11] XUE Y S, WU J A, XIE D L, et al. Experimental study on EV purchases assisted by multi-agents representing a set of questionnaires [M]. Berlin, Germany: Springer Berlin Heidelberg, 2014: 449-459.
- [12] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合:(一)大数据与电力大数据[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(1): 1-8.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: Part I big data and power big data[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(1): 1-8.
- [13] 薛禹胜, 赖业宁. 大能源思维与大数据思维的融合:(二)应用及探索[J]. *电力系统自动化*, 2016, 40(8): 1-13.
XUE Yusheng, LAI Yening. Integration of macro energy thinking and big data thinking: Part II applications and explorations[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2016, 40(8): 1-13.
- [14] ZHENG X, CAI Z P, YU J G, et al. Follow but no track: privacy preserved profile publishing in cyber-physical social systems[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 4(6): 1868-1878.
- [15] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative adversarial nets [C]// *International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2014)*, December 8-13, 2014, Montreal, Canada.
- [16] MAO X D, LI Q, XIE H R, et al. Least squares generative adversarial networks [C]// *2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, October 22-29, 2017, Venice, Italy.
- [17] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein GAN[J/OL]. *arXiv preprint [2018-11-17]*. <https://arxiv.org/pdf/1701.07875.pdf>.
- [18] MIRZA M, OSINDERO S. Conditional generative adversarial nets [J/OL]. *arXiv preprint [2018-11-17]*. <https://arxiv.org/pdf/1411.1784.pdf>.
- [19] CHEN X, DUAN Y, HOUTHOOFT R, et al. InfoGAN: interpretable representation learning by information maximizing generative adversarial nets [C]// *Neural Information Processing Systems (NIPS 2016)*, December 5-10, 2016, Barcelona, Spain.
- 柳文轩(1991—),男,通信作者,博士研究生,主要研究方向:电力市场、产业经济学、博弈论、机器学习。E-mail: wenzuanliu@link.cuhk.edu.cn
- 赵俊华(1980—),男,副教授,主要研究方向:电力系统分析与计算、智能电网、数据挖掘与人工智能、电力市场。E-mail: zhaojunhua@cuhk.edu.cn
- 黄杰(1983—),男,博士,高级工程师,主要研究方向:碳排放及碳市场风险防控。E-mail: huangjie1@sgepri.sgcc.com.cn

(编辑 施冬敏)

Simulation and Modelling Analysis on Behavior of Cyber Physical Social System in Energy: A Case in Electricity Spot Market

LIU Wenxuan¹, ZHAO Junhua¹, HUANG Jie², WEN Fushuan³, LYU Zhe¹, XUE Yusheng²

(1. The Chinese University of Hong Kong, Shenzhen 518100, China;

2. NARI Group Corporation (State Grid Electric Power Research Institute), Nanjing 211106, China;

3. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Cyber physical social system (CPSS) is applied to describe the characteristics and interactions of cyber space, physical systems and social agents in complex network systems, and it is designed to provide systematic modeling, inference and decision making. Human behavior modeling is a complex problem in CPSS. Based on the historical and simulated data, this paper employs the generated adversarial network (GAN) for uncertain social behavior modeling. Additionally, the hybrid simulation method is applied to derive the practical problem in the Guangdong electricity spot market of China, namely the potential impact of gas unit subsidies on the market.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 91746118) and Shenzhen Municipal Science, Technology Innovation Committee (No. JCYJ20170410172224515).

Key words: hybrid simulation; cyber physical social system (CPSS); generated adversarial network (GAN); electricity market; cost subsidy of gas unit

