# 基于双层 Kriging 元模型算法的多产消代理商主从 博弈能量管理模型

孙国强1,王善磊1,陈 胜1,吴 晨1,2,胡国伟2,周亦洲1,卫志农1

(1. 河海大学 能源与电气学院,江苏 南京 211100;2. 国网江苏省电力有限公司经济技术研究院,江苏 南京 210008)

摘要:分布式能源的蓬勃发展为建设低碳高效的能源系统提供了新的途径,但同时也带来用户侧行为随机、 能量管理困难等难题。为实现用户侧低碳能源系统的柔性调控与高效管理,提出产消代理商的概念,并对其 具体含义作了详细说明。在此基础上,为进一步实现用户侧清洁能源的就地消纳并促进多产消代理商间的 能量共享,构建了市场运营商(MO)和多产消代理商间主从博弈模型。该模型中,MO作为博弈的领导者,通 过电价优化引导产消代理商的购电/售电行为;而产消代理商作为博弈的跟随者,在收到MO制定的电价 后,以最小化用电成本为目标对内部各聚合单元进行优化。同时,为克服下层模型中由布尔变量带来的求解 困难问题,采用双层Kriging元模型算法实现博弈模型的求解,减少了下层模型的调用次数,显著提高了计算 效率。算例验证了所构建模型的有效性。

关键词:低碳能源;产消代理商;主从博弈模型;能量管理;双层Kriging元模型

中图分类号:TM 73

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202109015

# 0 引言

构建低碳可持续能源系统已成为国际社会推动 能源转型、促进减少污染气体排放、应对全球气候变 化的普遍共识和一致行动。在碳达峰和碳中和背景 下,由于分布式能源的优势逐步显现,能源供给模式 开始由集中式向分布式转型,终端用户的角色也逐 步由消费者升级为产消者。2017年11月,国家发改 委、国家能源局发布了《关于开展分布式发电市场化 交易试点的通知》,产消者作为新兴主体参与市场化 交易有了政策支撑<sup>[1]</sup>。然而,以产消者为代表的用 户侧独立主体在参与市场交易时不可避免地面临以 下问题:①受到自身容量限制,产消者单独参与电力 现货市场交易时缺乏市场竞争力;②产消者多位于 系统末端,电网对其不可观,因此难以被准确地调 控<sup>[2]</sup>。在此背景下,产消代理商的概念应运而生。

产消代理商本质为面向产消者的能源聚合商, 能够实现对不同类型产消用户的有效聚合,使其具 备市场准入资格。目前,针对产消者及其代理商的 市场交易以及优化调度问题已有较多研究,文献[3] 研究产消者的日前优化调度问题,并且基于交互式 能源机制建立了产消者的分布式调度框架。文献 [4-5]研究多产消者基于合作博弈的日前调度策略,

收稿日期:2021-04-09;修回日期:2021-07-21

基金项目:国家自然科学基金资助项目(52077060);国网江 苏省电力有限公司科技项目(J2021143)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(52077060) and the Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co.,Ltd.(J2021143) 并分别基于 Shapley 值法以及纳什谈判法实现合作 剩余的公平分配。文献[6]研究产消者的需求响应 模型,建立产消者与消费者之间的主从博弈模型。 然而,上述文献仅对产消代理商的集中交易策略进 行研究,仅考虑产消代理商与外部电网的单一交互 关系。而实际上,由于多个代理商的用电行为以及 用电模式具有良好的互补特性以及交互关系,因此 对其交易策略的研究应该逐渐向产消代理商之间协 调发展。文献[7]提出了一种基于分布式算法的产 消者点对点多边竞价模型,并以智能合约的形式规 定了产消者在点对点交易过程中的权利和义务。文 献[8]则将产消者之间的能源交易问题转化为非合 作博弈问题进行求解,进而以纳什均衡解作为最佳 交易策略。

本文在产消代理商参与集中交易的基础上,同 时考虑各产消代理商之间的分散式电能共享,并引 入市场运营商 MO(Market Operator)作为产消代理 商与上级电网之间交易的过渡层,建立 MO 与多产 消代理商主从博弈优化模型,并以电价作为激励手 段引导各产消代理商调整自身能量管理策略,提高 彼此间的共享电量。然而,考虑到产消者聚合单元 的多样性,能量管理模型中将不可避免地出现如燃 气轮机启停、电动汽车 EV(Electric Vehicle)充放电 状态等布尔变量,导致能量管理模型非凸,无法推导 其等效 KKT(Karush-Kuhn-Tucher)条件,进而无法以 计算速度较快的解析法对其进行求解。除解析法 外,文献[9-10]提出了迭代循环的求解方法,但需要 频繁调用上下层模型,求解效率过低。 Kriging元模型为求解该问题提供了新的思路。 由于对非线性模型具有良好的近似能力以及误差估 计能力,Kriging元模型经常被选作近似替代复杂仿 真模型的简化数学模型,如文献[11]采用Kriging元 模型替代复杂的混合整数非线性模型,文献[12]采 用元模型算法求解复杂的混合储能优化配置问题, 文献[13]则将Kriging元模型用于替代虚拟电厂的 能量管理模型。本文在文献[11-13]的基础上,进一 步采用双层Kriging元模型替代下层产消代理商的 能量管理模型,并在误差估计中引入低可信度代理 模型,从而能够正确反映高可信度函数的变化趋势, 显著提高误差估计精度,同时提高模型的训练速度 以及拟合能力<sup>[14]</sup>。

综上所述,本文首先介绍了产消代理商的基本 概念、基本特性、分类方法、运行框架及与其他能源 服务商的区别;其次,考虑到不同产消代理商之间较 大的电能互补潜力,构建了MO与多产消代理商之 间的主从博弈优化模型,剖析了MO的动态定价策 略及其与产消代理商运行策略之间的相互影响,并 通过电价积极引导产消代理商之间的电能共享;最 后,引入双层Kriging元模型算法拟合替代下层非凸 的产消代理商能量管理模型,实现主从博弈模型的 高效求解。算例验证了本文所提方法的有效性。

### 1 产消代理商的概念

随着市场环境的不断开放,兼具电能生产和消费能力的产消者将作为新型利益主体参与市场运行。在此背景下,以先进的自动化技术、智能量测技术以及实时通信技术作为技术支持,对配电侧不同类型产消者进行整合,形成集电能生产和消费于一体、具有自主决策能力的聚合商——产消代理商,其含义可理解为集群化的产消者,因此具有源荷双重属性,且具有电力与信息高度融合与交互、对"价值"信号高度敏感等特点,其概念示意图见附录A图A1。

# 1.1 产消代理商的基本特性

在交互能源机制下,角色多重性、用户多样性以 及交互性是产消代理商区别于其他能源服务商的基 本特性<sup>[15]</sup>。角色多重性,即产消代理商兼具电力消 费者以及生产者双重角色,且其身份可以在两者之 间转换或同时兼顾;用户多样性,即产消代理商的种 类、优化策略、效用度量指标以及能量交互机制的多 样性;交互性,即产消代理商具有良好的主观能动 性,并体现在产消代理商之间、产消代理商与上级运 营商之间的互动过程。

### 1.2 产消代理商的市场运行机制

参考北欧电力市场运行机制,本文构建的产消 代理商分层管理框架如图1所示。从图中可见,各 产消代理商隶属于第三方主体,其内部含有能量管理系统(EMS)等计算资源。在日前调度过程中,各 产消代理商的能量管理系统结合内部产消用户的资 源功率以及预测信息,制定可控资源的产用能计划, 并上报其期望参与共享以及与电网交互的功率。产 消代理商的上级运营商记为MO,其主要承担产消代 理商与上级电网能量互动的过渡层作用,同时MO 为盈利性的机构,拥有电力零售权,可制定与产消 代理商的交易电价,并按照电网电价以及上网电价 与电力市场进行交易,利用两者之间的差价来获取 收益。



prosumer aggregators

# 1.3 产消代理商与其他能源服务商的区别

产消代理商与其他能源服务商的区别和联系如 附录A表A1所示。在聚合单元层面,产消代理商本 质上是对不同产消者用户的聚合,并对产消者内部 聚合的分布式电源、储能等资源进行整合;而虚拟电 厂是从区域配电网层级聚合分布式电源以及储能资 源。在地域特性以及整体规模方面,产消代理商整 体规模较小,对外整体呈现源荷双重属性;而虚拟电 厂是聚合不同节点处的分布式能源,聚合规模较大, 且一般对外呈现电源特性。在市场参与方面,产消 代理商间的交易一般适用交互能源机制,即除了集 中交易外,还可以通过点对点或能量共享的形式进 行分散式交易,且点对点交易是自发进行的,与文献 [16]提出的在平台支撑下进行的产消者-平台-产 消者形式也有所不同。

#### 1.4 产消代理商的分类

各产消代理商按其社会特性及源荷特性,可大 致分为工业型、商业型和居民型。其中,工业型产消 代理商可调容量较高,属于"电源主导型"产消代理 商,对外整体呈现出"电能盈余"状态;商业型产消代 理商主要为聚合商业楼宇的代理商,负荷需求量较 高,属于"负荷主导型"产消代理商,对外整体呈现 "电能缺额"状态;居民型产消代理商主要聚合居民 侧可控负荷资源,可控容量较小,更侧重用电的经济 性和舒适性<sup>[15,17]</sup>。尽管居民型产消代理商也属于 "负荷主导型"产消代理商,但是一般对外整体呈现 "电能自平衡"状态。

从聚合单元的角度看,各产消代理商具有一定 的重合性,但对外整体呈现的状态是相对确定的。 如对于商业型产消代理商而言,若增加充电桩设施, 虽然在某些时刻由于 EV 放电可降低商业型产消 代理商的购电需求,但从整体上看,不会改变商业 型产消代理商的负荷主导特性以及电能缺额特性。 因此,产消代理商的分类除了考虑聚合单元外,仍有 必要从社会特性及对外整体呈现的源荷特性角度 考虑。

#### 2 MO与多产消代理商主从博弈模型

结合图1可知,MO为产消代理商市场交易的上级运营商,MO的电价制定将会决定产消代理商选择何种交易方式,而产消代理商的交易方式也会反过 来影响MO的电价制定,对比产消代理商和MO的市场地位以及投资主体,可构建MO与多产消代理商 主从博弈模型,其博弈框架如图2所示。



#### 图2 本文构建的主从博弈框架

Fig.2 Framework of proposed Stackelberg game

由图2可见:MO充当领导者角色,结合市场电价约束和购售电量约束,以最大化自身收益为目标制定各产消代理商的交易电价;各产消代理商作为跟随者,在接收到MO的交易电价信息后,以最小化用电成本为目标优化内部各聚合单元的电量;MO则再次依据产消代理商的能量管理策略调整零售电价,从而形成领导者--跟随者顺次博弈,构成Stackelberg博弈关系,而各产消代理商之间构成非合作博弈关系。

#### 2.1 MO最优定价模型

MO的效益函数为MO参与现货市场获取的净 利润,其中成本包括向上级电网和产消代理商购电 支付的费用,收益包括向上级电网以及产消代理商 售电的收入,具体如下:

$$\max S^{MO} = \sum_{t=1}^{T} \left( \lambda_{t}^{\text{who, s}} p_{t}^{MO, s} - \lambda_{t}^{\text{who, b}} p_{t}^{MO, b} + \lambda_{t}^{\text{da, b}} \sum_{j=1}^{N} p_{t,j}^{\text{pa, b}} - \lambda_{t}^{\text{da, s}} \sum_{j=1}^{N} p_{t,j}^{\text{pa, s}} \right)$$
(1)

式中: $S^{MO}$ 为MO的净利润;T为总时刻数; $\lambda_t^{Who.s}$ 、 $\lambda_t^{Who.s}$ 分别为t时刻MO向上级电网的售电电价和购电电价; $\lambda_t^{da.s}$ 分别为t时刻MO向上级电网的售电电价和购电电价; $\lambda_t^{da.s}$ 分别为t时刻MO的决策变量; $p_t^{MO.s}$ 、 $p_t^{MO.b}$ 分别为t时刻MO向上级电网的售电量和购电量; $p_{t,j}^{pa.b}$ 、 $p_{t,j}^{pa.s}$ 分别为第j个产消代理商在t时刻向MO的购电量和售电量。

对于每个交易时刻,MO首先根据各产消代理商 提交的购电量和售电量来确定共享电量,当电量盈 余时将多余电量出售给上级电网,当电量缺额时从 上级电网购入电量,因此有如下电量平衡约束:

$$p_{t}^{MO} = \sum_{j=1}^{N} \left( p_{t,j}^{\text{pa,b}} - p_{t,j}^{\text{pa,s}} \right)$$
(2)

$$\begin{cases} p_t^{\text{MO,b}} = \max\left(0, p_t^{\text{MO}}\right) \\ p_t^{\text{MO,s}} = \left|\min\left(0, p_t^{\text{MO}}\right)\right| \end{cases}$$
(3)

式中: *p*<sup>MO</sup> 为*t* 时刻 MO 与上级电网的交易电量。为 保证产消代理商愿意与 MO 进行交易, MO 制定的电 价条件应当优于产消代理商直接与上级电网交易的 电价条件<sup>[18]</sup>,故电价约束条件如下:

$$\lambda_{t}^{\text{who, s}} \leq \lambda_{t}^{\text{da, s}} \leq \lambda_{t}^{\text{da, b}} \leq \lambda_{t}^{\text{who, b}}$$

$$(4)$$

#### 2.2 不同类型产消代理商能量管理模型

2.2.1 工业型产消代理商

工业型产消代理商多聚合工业产消者,常见的 聚合单元包含燃气轮机、电储能系统ESS(Electrical Storage System)、光伏机组等。工业型产消代理 商整体对外呈现电源特性,其运行成本函数表示 如下<sup>[19]</sup>:

$$\min C_1^{\rm pa} = \sum_{t=1}^T (C_t^{\rm dam} + C_t^{\rm mt} + C_t^{\rm ess}) + C^{\rm pv}$$
(5)

$$C_t^{\text{dam}} = \lambda_t^{\text{da, b}} p_t^{\text{pa, b}} - \lambda_t^{\text{da, s}} p_t^{\text{pa, s}}$$
(6)

$$C_{\iota}^{\mathrm{mt}} = \lambda^{\mathrm{mt}} u_{\iota}^{\mathrm{mt}} + \sum_{l=1}^{\infty} K_{l} p_{\iota,\iota}^{\mathrm{mt}} + \lambda^{\mathrm{su}} u_{\iota}^{\mathrm{su}} + \lambda^{\mathrm{sd}} u_{\iota}^{\mathrm{sd}}$$
(7)

$$p_{t}^{\rm mt} = \sum_{l=1}^{N_{\star}} p_{l,t}^{\rm mt}$$
 (8)

$$C_t^{\rm ess} = \left(p_t^{\rm esc} + p_t^{\rm esd}\right) C^{\rm ess} \tag{9}$$

$$C^{\rm pv} = \lambda_{\rm pv} S_{\rm pv} \tag{10}$$

式中: $C_{i}^{n}$ 为工业型产消代理商的运行成本; $C_{i}^{dm}$ 为t时刻产消代理商市场交易成本; $C_{i}^{m}$ 为t时刻燃气轮机的运行成本; $C_{i}^{ess}$ 为t时刻ESS的电池损耗成本; $C^{vy}$ 为光伏运行维护成本; $N_{s}$ 为燃气轮机成本曲线线性化段数; $\lambda^{mt}$ 、 $\lambda^{su}$ 、 $\lambda^{sd}$ 分别为燃气轮机的固定生产成

本、启动成本和关机成本; $u_t^{\text{mt}}, u_t^{\text{st}}, u_t^{\text{st}}$ 为燃气轮机的 布尔变量,分别表示t时刻燃气轮机是否工作、启动、 关机,是则置1,否则置0; $K_i$ 为燃气轮机第l段生产 成本曲线的斜率; $p_{l,t}^{\text{mt}}$ 为t时刻燃气轮机第l段的出 力大小; $p_t^{\text{mt}}$ 为t时刻燃气轮机的总出力; $C^{\text{ess}}$ 为单位 充放电功率电池损耗费用; $p_t^{\text{esc}}, p_t^{\text{esd}}$ 分别为t时刻 ESS 的充电功率和放电功率; $\lambda_{\text{pv}}$ 为换算到每天的光伏单 位容量维护费用; $S_{\text{nv}}$ 为光伏装机容量。

燃气轮机运行约束包括最大/最小出力约束、 机组爬坡率约束和启停变量约束,具体见文献[19]。

ESS运行约束表示如下:

$$S_t^{\rm es} = S_{t-1}^{\rm es} + \eta_{\rm e} p_t^{\rm esc} - \frac{p_t^{\rm esd}}{\eta_{\rm d}}$$
(11)

$$S^{\text{es, min}} \leqslant S_t^{\text{es, max}} \tag{12}$$

$$0 \le p_t^{\text{esc}} \le p^{\text{esc, max}} \tag{13}$$

$$0 \le p_t^{\text{esd}} \le p^{\text{esd, max}} \tag{14}$$

式中: $S_{t}^{es}$ 、 $S_{t-1}^{es}$ 分别为t时刻和t-1时刻ESS中存储的 电能; $\eta_{e}$ 、 $\eta_{d}$ 分别为ESS的充、放电效率; $S^{es, max}$ 、 $S^{es, min}$ 分别为ESS存储电能的上、下限; $p^{esc, max}$ 、 $p^{esd, max}$ 分别 为ESS的充、放电功率上限。

根据太阳辐射强度,光伏阵列的输入功率为:

$$p_t^{\rm pv} = \eta_{\rm ct} S_{\rm CA} G_t \tag{15}$$

式中: $\eta_{et}$ 为光伏阵列能量转换效率; $p_{t}^{p}$ 为t时刻光伏 机组的总出力; $S_{cA}$ 为光伏阵列面积; $G_{t}$ 为某地t时刻 的实际太阳辐射强度。

工业型产消代理商的电能供需平衡约束如下:

 $p_{t}^{\text{pa,b}} + p_{t}^{\text{mt}} + p_{t}^{\text{pv}} + p_{t}^{\text{esd}} = p_{t}^{\text{pa,s}} + p_{t}^{\text{load}} + p_{t}^{\text{esc}}$  (16) 式中: $p_{t}^{\text{load}}$ 为t时刻工业型产消代理商的固定负荷。 2.2.2 商业型产消代理商

商业型产消代理商多聚合商业产消用户,主要 可调资源为楼宇的中央空调系统CACS(Central Air-Conditioning System),运行成本函数如下:

$$\min C_2^{\text{pa}} = \sum_{t=1}^{T} \left( \lambda_t^{\text{pa,b}} p_t^{\text{pa,b}} - \lambda_t^{\text{pa,s}} p_t^{\text{pa,s}} \right) + C^{\text{pv}}$$
(17)

式中:C2ª为商业型产消代理商的运行成本。

CACS的调控需满足用户舒适度要求,本文采 用平均投票指数 PMV (Predicted Mean Vote)来确定 用户的舒适度要求,记为 $\sigma_{PMV}$ ,为保证人体舒适度在 可接受的范围内,CACS在调控过程中应满足如下 约束:

$$-0.5 \leq \sigma_{\rm PMV} \leq 0.5 \tag{18}$$

 $\sigma_{_{\mathrm{PMV}}}$ 与室内温度 $T^{\mathrm{in}}$ 的关系式如下:

$$\sigma_{\rm PMV} = \begin{cases} 0.3895(T^{\rm in} - 26) & T^{\rm in} \ge 26\\ 0.4065(-T^{\rm in} + 26) & T^{\rm in} < 26 \end{cases}$$
(19)

进一步基于热力学方程以及智能楼宇的能量守 恒原理,可得*t*时刻智能楼宇的室温时变方程为<sup>[20]</sup>:

$$T_{t}^{\text{in}} = e^{-\frac{\beta}{\gamma}\Delta t} T_{t-1}^{\text{in}} + \left(1 - e^{-\frac{\beta}{\gamma}\Delta t}\right) \left(\frac{\alpha}{\beta} - \frac{Q_{t}}{\beta}\right)$$
(20)

式中: $\alpha$ 、 $\beta$ 、 $\gamma$ 为智能楼宇内 CACS 的特征参数; $\Delta t$ 为时间间隔; $Q_i$ 为 t 时刻 CACS 的总制冷量,包括制冷机组的制冷量 $Q_i^{\text{eh}}$ 、蓄冷槽的蓄冷量 $Q_i^{\text{st}}$ 和释冷量 $Q_i^{\text{re}}$ , 其运行约束见文献[19]。

t时刻CACS总耗电量 $p_t^{cold}$ 可表示为:

$$p_t^{\text{cold}} = \frac{Q_t^{\text{ch}}}{\mu_{\text{ch}}} + Q_t^{\text{st}} \mu_{\text{st}} + Q_t^{\text{re}} \mu_{\text{re}}$$
(21)

式中: $\mu_{eh}$ 、 $\mu_{st}$ 、 $\mu_{re}$ 分别为制冷机的能量转换效率、蓄 冷槽蓄冷和释冷过程中的能量转换效率。

商业型产消代理商的光伏基本模型参考 2.2.1 节,其电能供需平衡约束如下:

$$p_t^{\text{pv}} + p_t^{\text{pa, b}} = p_t^{\text{pa, s}} + p_t^{\text{load}} + p_t^{\text{cold}}$$
(22)

2.2.3 居民型产消代理商

居民型产消代理商多聚合居民产消用户,常见的聚合单元主要包括EV负荷、洗碗机、洗衣机等可转移负荷以及屋顶光伏,居民型产消代理商的运行效用函数表示如下:

$$\min C_{3}^{\mathrm{pa}} = \sum_{t=1}^{T} \left( C_{t}^{\mathrm{EV}} + C_{t}^{\mathrm{shift}} + C_{t}^{\mathrm{dam}} \right) + C^{\mathrm{pv}}$$
(23)

式中: C<sub>3</sub><sup>st</sup>为居民型产消代理商的运行成本; C<sub>t</sub><sup>EV</sup>、C<sub>t</sub><sup>shift</sup> 分别为t 时刻 EV 的电池损耗成本和可中断负荷的补偿成本。

$$C_t^{\text{EV}} = \sum_{v=1}^{N_v} \frac{C_v^{\text{b}}}{L_v^{\text{c}} S_v^{\text{EV}} d_v^{\text{DOD}}} \left( \frac{p_{v,t}^{\text{vd}}}{\eta_v^{\text{vd}}} + E_v d_{v,t}^{\text{tr}} \right)$$
(24)

式中: $N_v$ 为EV总数量; $C_v^b$ 为第v辆EV的电池购买成本; $L_v^c$ 为第v辆EV的克放电循环次数; $S_v^{EV}$ 为第v辆EV的电池容量; $d_v^{DOD}$ 为第v辆EV的电池放电深度;  $p_{v,t}^{vd}$ 为t时刻第v辆EV的放电功率; $\eta_v^{vd}$ 为第v辆EV的放电效率; $E_v$ 为第v辆EV的放电功率; $\eta_v^{vd}$ 为第v辆EV的放电效率; $E_v$ 为第v辆EV单位行驶距离所消耗的功率; $d_{v,t}^{u}$ 为t时刻第v辆EV的行驶距离。EV运行过程中的相关约束见文献[19]。

洗衣机、洗碗机等可转移负荷可根据市场电价 进行负荷转移,产消代理商需向参与负荷转移的居 民支付一定的补偿费用,计算如下:

$$C_{t}^{\text{shift}} = \sum_{t=1}^{T} \lambda^{\text{shift}} L_{t}^{\text{shift}}$$
(25)

式中:λ<sup>shift</sup>为转移负荷的补贴电价;L<sup>shift</sup>为t时刻实际的负荷转移量。

负荷转移前后,应满足以下约束式:

$$\sum_{t=1}^{T} P_t^{\text{load}} = \sum_{t=1}^{T} P_t^{\text{fload}}$$
(26)

$$L_{\iota}^{\text{shift}} \leq k^{\text{shift}} P_{\iota}^{\text{load}} \tag{27}$$

式中:P<sup>fload</sup> 为负荷转移后 t 时刻的实际负荷,式(26) 表明,负荷转移前后,一天内的负荷总量应当保持不 变;k<sup>shift</sup> 为允许的最大负荷转移比例,该比例值越高, 表示用户越愿意牺牲部分舒适度以换取补贴费用。

居民型产消代理商的光伏基本模型参考2.2.1 节,其电能供需平衡约束如下:

$$p_{t}^{\text{pa,b}} + \sum_{v=1}^{N_{v}} p_{v,t}^{\text{vd}} + p_{t}^{\text{pv}} = p_{t}^{\text{pa,s}} + p_{t}^{\text{fload}} + \sum_{v=1}^{N_{v}} p_{v,t}^{\text{vc}}$$
(28)

# 3 基于Kriging元模型算法的博弈模型求解

由于本文建立的主从博弈模型中下层产消代理 商的能量管理模型涉及燃机轮机、EV等布尔变量, 导致下层模型非凸,难以获取其等效KKT条件。而 若简单采用智能算法对其进行迭代求解,则需要对 下层模型进行频繁调用,严重影响模型的计算效率。 因此,可考虑用元模型等效代理下层复杂的能量管 理模型,而Kriging模型由于对非线性模型具有良好 的近似能力和误差估计能力,故本文选择Kriging元 模型作为下层产消代理商能量管理模型的代理模 型,其数学原理见附录B,从而可将交易电价与交易 电量之间的隐性映射关系简单显示,避免了对下层 模型的频繁调用,实现模型的高效求解。

## 3.1 双层 Kriging 元模型

为提高 Kriging 元模型的训练效率,本文进一步 采用双层 Kriging 元模型算法。该算法采用双样本 池更新法,其中低置信度样本池用于反映样本点在 更新过程中的整体变化趋势,高置信度样本池用于 实际的数值结果拟合。采用双层 Kriging 元模型后, 可将交易电价和交易电量之间的隐性映射关系表 示为:

$$P_{j}^{\mathrm{pa}} = F_{j}(\lambda^{\mathrm{da,\,b}}, \lambda^{\mathrm{da,\,s}}) \tag{29}$$

式中: $P_{j}^{\text{ps}}$ 为产消代理商j与MO的交易电量; $F_{j}(\cdot)$ 表示电量与电价直接的隐性关系。

进一步,可将主从博弈模型转化为单层模型:

$$\begin{cases} \max S^{\text{MO}}(\lambda^{\text{da,b}}, \lambda^{\text{da,s}}, P_1^{\text{pa}}, P_2^{\text{pa}}, \cdots, P_N^{\text{pa}}) \\ \\ \text{s.t.} & \begin{cases} (\lambda^{\text{da,b}}, \lambda^{\text{da,s}}) \in \Omega^{\text{MO}} \\ P_j^{\text{pa}} = F_j(\lambda^{\text{da,b}}, \lambda^{\text{da,s}}) \end{cases} \end{cases}$$
(30)

式中: Ω<sup>MO</sup>为交易电价的可行域空间。

3.2 基于双层 Kriging 元模型的博弈模型求解流程 3.2.1 初始模型构建

采用拉丁超立方采样法LHS(Latin Hypercube Sampling)生成双样本池的初始电价样本点,每个 样本点记为 $\lambda_{i1}^{da} = (\lambda_{i1,1}^{da,s}, ..., \lambda_{i1,24}^{da,b}, \lambda_{i1,1}^{da,b}, ..., \lambda_{i1,24}^{da,b})$ 和 $\lambda_{i2}^{da} = (\lambda_{i2,1}^{da,s}, ..., \lambda_{i2,24}^{da,s}, \lambda_{i2,1}^{da,b}, ..., \lambda_{i2,24}^{da,b}), 其中 \lambda_{i1}^{da} \lambda_{i2}^{da}$ 分别为低 置信度和高置信度样本池的样本点; $\lambda_{i1,k}^{da,s}, \lambda_{i2,k}^{da,s}$ 和  $\lambda_{i1,k}^{da,b}, \lambda_{i2,k}^{da,b}(k=1,2,...,24)$ 分别为不同样本点k时刻 对应的售电电价和购电电价。需要说明的是,电价 样本点需满足式(4)所示的约束条件,且每组样本采 样数量取变量个数的9~10倍。 将上述电价信息代入各产消代理商的能量管理 模型中,经过优化得出其对应的交易电量 $p_j^{pa}$ ,以交 易电量和对应的交易电价构成Kriging元模型的训 练样本集 $B_j = (\lambda_i^{da}, p_j^{pa}),$ 并基于此样本数据集构建初 始双层Kriging元模型。

3.2.2 模型在线修正

1)关键区域划分。

将 3.2.1 节中生成的样本集 B<sub>i</sub>代入目标函数式 (1)中,计算不同样本点对应的目标函数值 S<sup>MO</sup>,并根 据 S<sup>MO</sup>的大小将 MO 的策略空间划分为多个区域。 通过不断缩小优质采样点的区间范围,逐步剔除含 最优解概率较低的区域,从而实现各区域的并行计 算,提高寻优效率。关键区域划分的方法和步骤见 附录 C。

2) 双样本池更新。

双样本池更新思路如下:首先,在每个关键区域 上,通过粒子群优化(PSO)算法结合拟合好的双层 Kriging元模型对优化模型(式(30))进行寻优,快速 锁定该区域内的最优交易电价和交易电量,尽管此 时的交易电量并非真实值,但是该样本点反映了上 一轮电价-电量之间的拟合趋势,一定程度上反映了 目标函数的变化趋势,故将其放入低置信度样本池 中;然后,将上述最优电价作为已知量,代入下层产 消代理商的能量管理模型中,计算实际最优交易电 量,此时得到的交易电价-电量为真实值,可作为数 值拟合的样本点,将其加入高置信度样本池中。

3.2.3 模型求解步骤

基于双层 Kriging 元模型算法的主从博弈模型的详细求解流程如附录 D图 D1 所示,具体如下。

步骤1:输入基本参数,构建初始训练样本集。

步骤2:构建初始双层Kriging元模型。

步骤3:计算各样本点对应的目标函数值,并据 此划分N<sub>1</sub>个关键区域,并计算各区域最优值S<sup>MO</sup><sub>Lbest</sub>。

步骤4:在每个关键区域上采用PSO算法计算式(30),得到局部最优电价及电量,并更新低置信度 样本池。

步骤5:调用下层产消代理商优化模型,计算真 实交易电量,并更新高置信度样本池,计算目标函数 的真实值 $S_{Logt}^{M0}$ ,若 $S_{Lbest}^{M0}$ < $S_{Logt}^{M0}$ ,则令 $S_{Lbest}^{M0}$ = $S_{Logt}^{M0}$ 。

步骤6:比较所有区域内的最优解,取其中最大值作为当前迭代的全局最优解S<sup>DSO</sup>。

步骤7:判断前后2次迭代全局最优解是否满足 收敛条件,是则输出最优解,否则返回步骤2。

# 4 算例分析

#### 4.1 算例数据

本文以一个MO与3类不同产消代理商构成的 仿真算例验证所提方法的有效性。工业型产消代理 商、商业型产消代理商和居民型产消代理商分别记 为代理商1、代理商2和代理商3。燃气轮机以及 ESS的参数详见附录E表E1、E2。CACS的相关参数 见附录E表E3,智能楼宇建筑热参数见参考文献 [20]。EV的基本参数见附录E表E4,各类型EV的 数量均为200辆,EV蓄电量上、下限分别为电池容 量的95%和15%,最大充放电功率取为电池容量的 20%,充放电效率为0.9。可转移负荷的补贴电价为 50  $\epsilon$  / (MW·h),最大可转移量为总负荷的5%,并规 定负荷只能从用电峰值时段转移至非峰值时段,即 允许负荷转移时段为11:00—15:00和18:00—20:00。 各代理商光伏出力曲线以及负荷曲线见附录E图 E1、E2。

本文采用PSO算法对上层MO动态定价问题进行优化求解,并采用YALMIP工具包调用CPLEX求解器对下层代理商能量管理模型进行求解,Kriging 元模型的构建平台为MATLAB中的DACE工具箱。 所有算例测试均在MATLAB 2017b软件上完成。

#### 4.2 算例结果分析

4.2.1 MO动态定价与产消代理商优化结果分析

为体现 MO 与多产消代理商之间通过主从博弈 确定交易电价以及能量管理策略的有效性,本文设 置以下 2 种策略:策略 1 为 MO 不对电价进行优化, 电力市场购售电价即为产消代理商与 MO 的交易电 价;策略 2 为 MO 采用主从博弈框架进行电价优化。

不同策略下,MO的电价优化结果如图3所示, MO与上级电网的最终交易电量如图4所示,代理商





Fig.4 Trading electricity results between MO and superior power grid

间的共享电量如附录F图F1所示。从图中可以看出,策略2中MO通过电价优化,显著增加了代理商间的共享电能,从而减少了MO与上级电网之间的交易电量,提高了经济效益。

各代理商的交易电量图见附录F图F2。由图可 见:在01:00-05:00时段,由于各代理商均供不应 求,此时各代理商无法进行能量共享,MO为保证不 亏本,将产消代理商的购电电价定为电网的购电电 价;在06:00-08:00和18:00-24:00时段,不同产消 代理商的购售电策略不同,如在06:00-08:00时段, 代理商1处于向MO售电状态,而代理商2和代理商 3均需从MO购电,总体来看,电能处于供不应求状 态,MO需向上级电网购电以满足产消代理商的电量 需求,此时 MO 通过提高代理商售电电价吸引多电 产消代理商出售更多电量以满足少电产消代理商的 需求;在09:00-17:00时段,除代理商2外,代理商1 和代理商3均处于向MO售电状态,整体处于供大于 求状态,MO降低此时代理商的购电电价,以减少向 上级电网的出售电量,促使少电产消代理商以及自 平衡产消代理商增加用电量,从而提高彼此间的共 享电量。可见,产消代理商的运行状态会影响 MO 电价的制定,而MO制定的电价亦可以引导各产消 代理商调整各自的运行状态,增加彼此间的共享 电量。

不同策略下,各代理商的运行成本以及 MO 的 整体收益变化如表1 所示(负值代表成本)。

表1 不同策略下各主体收益

Table 1 Income of each subject under different strategies

	0	
参与主体	收益	/€
	策略1	策略2
代理商1	5468.78	6201.18
代理商2	-3892.26	-3795.79
代理商3	-1446.30	-1262.40
MO	1016.58	1425.26

由表1可见,MO进行电价优化后,代理商1的经 济收益和MO的综合效益分别提高了732.40 €和 408.68 €,代理商2、代理商3的运行成本也分别降低 了96.47 €和183.90 €。可见,采用主从博弈框架对 MO进行电价优化能够显著提高MO的经济效益,并 能在一定程度上降低各产消代理商的运行成本。

4.2.2 多产消代理商互补特性及耦合作用分析

不同产消代理商对于整体电能共享的作用如图 5所示。从图中可以看出:若不考虑代理商1加入联 盟,整体共享电量相对较低;若不考虑代理商2或代 理商3加入联盟,虽然整体的共享电能也有所降低, 但是远不如不考虑代理商1加入联盟降低得多。可 见,本文考虑多类型产消代理商的能量共享能够充



14

图 5 不同场景下的共享电量结果

Fig.5 Shared power results under different scenarios

分利用不同产消代理商的时空互补特性,增加产消 代理商间的共享电量,减少整体与上级电网的交互 功率。

具体到产消代理商聚合单元来看,以商业型产 消代理商的CACS为例,其在不同策略下的运行状 态如图6所示。



Fig.6 Operation status of CACS under different strategies

通过对比可以看到:策略2中CACS在07:00— 09:00和15:00—17:00时段耗电量有明显降低,这主 要是因为MO降低了售电电价并提高了购电电价, CACS为减少运行成本,在满足最低舒适度要求的前 提下,减少电能的消耗;在10:00—14:00时段,MO通 过降低购电电价吸引少电产消代理商多消耗电能, 故此时CACS耗电量较策略1有明显增加。燃气轮 机和EV在不同策略下的运行状态分别见附录F图 F3和图F4。

# 4.2.3 双层Kriging元模型算法的有效性分析

为测试不同算法的性能,本文对双层Kriging元 模型、单层Kriging元模型和传统迭代算法(PSO算 法)进行了系统性的测试。图7为某次计算过程中3 种算法的收敛过程图,表2为取10次计算结果的平均值。



图7 不同算法收敛过程

Fig.7 Convergence process of different algorithms

表2 不同算法性能测试结果

 Table 2
 Performance test results of different algorithms

算法	MO收益/€	下层调用次数	计算时间 / s
双层Kriging元模型	1425.26	926	685.4
单层Kriging元模型	1437.45	1452	926.7
PSO	1440.28	42874	7342.6

从图7中可以看出,3种算法最终得出的MO运行收益相差不大,但是不同算法的收敛过程和收敛 速度差别较大,2种Kriging元模型算法的整体收敛 速度更快,双层、单层Kriging元模型算法分别在约 180次和350次迭代后收敛,其效率远高于传统PSO 算法。

由表2可知,3种算法的下层模型调用次数和总 计算时间存在明显差异性。由于PSO算法每一步粒 子的更新均需要对下层模型进行调用求解,当粒子 数量较多时,对下层模型的频繁调用将带来严重的 "维度灾难"。与PSO算法相比,2种Kriging元模型 算法均能够大幅度减少对下层模型的调用次数,有 效提高计算效率。并且,相比单层Kriging元模型,双 层Kriging元模型对下层模型的调用次数更少,计算 时间减少了26%,这主要得益于双层Kriging元模型 更强大的数据拟合能力和更高效的样本训练机制。

2种Kriging元模型的收敛过程如附录F图F5所示。可见,双层Kriging元模型整体的误差要小于单层Kriging元模型,在低置信度代理模型的作用下, 其整体误差在迭代开始时也较小,且收敛速度较单层Kriging元模型更快。

产消者数量增加对于模型求解时间的影响见附录F表F1。可以看出,随着代理商数量的增加,模型 总的迭代次数变化并不明显,计算时间的增加速度 也较为缓慢,并非呈类似指数型的爆炸式上升,可见 本文所提算法对于复杂系统环境依然适用。

# 5 结论

本文提出一种MO和多产消代理商的主从博弈 模型,并采用一种双层Kriging元模型算法实现模型 的高效求解。算例结果表明:

1)通过本文所构主从博弈模型对产消代理商购 售电价的优化,能够增加产消代理商间的共享电量, 有效减少MO与上级电网的交易电量,提高MO及各 产消代理商的经济效益;

2) 双层 Kriging 元模型算法在保证计算结果正确的前提下,有效减少了模型的迭代次数,显著提高了模型的求解效率。

随着用户侧市场的不断开放,本文所构建的主 从博弈模型能够适应小规模的分布式发电交易,使 市场中的主体可以积极自主地寻求交易,通过市场 化的手段达到不同资源优化配置。在后续研究中, 笔者将进一步探索基于合作博弈、非合作博弈等手 段的产消代理商集中-分散交易方式,并对产消代理 商内部产消者的合作剩余分配进行深入研究。

附录见本刊网络版(http://www.epae.cn)。

#### 参考文献:

- [1]陈新和,裴玮,邓卫.基于代理模型的分布式能源现货市场运营模式[J].电力自动化设备,2020,40(10):107-116.
   CHEN Xinhe, PEI Wei, DENG Wei. Surrogate model based operation model of distributed energy spot market[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(10):107-116.
- [2] 王悦,李源,刘丽娟,等. 日本和新加坡电力零售市场对我国电力市场建设的启示[J]. 电力工程技术,2021,40(3):193-199.
   WANG Yue,LI Yuan,LIU Lijuan, et al. The enlightenment of Japan and Singapore electricity retail market for the construction of electricity market in China[J]. Electric Power Engineering Technology,2021,40(3):193-199.
- [3] 艾欣,王坤字,胡俊杰,等.基于交互能源机制的产消者群分布 式调度方法研究[J]. 电网技术,2020,44(5):1766-1777.
   AI Xin,WANG Kunyu, HU Junjie, et al. Study on distributed scheduling approach of aggregated prosumers based on transactive energy mechanism[J]. Power System Technology,2020,44 (5):1766-1777.
- [4]任文诗,高红均,刘友波,等.智能建筑群电能日前优化共享
   [J].电网技术,2019,43(7):2568-2577.
   REN Wenshi, GAO Hongjun, LIU Youbo, et al. Optimal dayahead electricity scheduling and sharing for smart building cluster[J]. Power System Technology,2019,43(7):2568-2577.
- [5] 秦婷,刘怀东,王锦桥,等. 基于讨价还价博弈理论的分布式能源合作收益分配模型[J]. 电力自动化设备,2019,39(1):134-140. QIN Ting,LIU Huaidong,WANG Jinqiao, et al. Profit allocation model of cooperative distributed energy resources based on bargaining game theory[J]. Electric Power Automation Equipment,2019,39(1):134-140.
- [6] 郭昆健,高赐威,林国营,等.现货市场环境下售电商激励型需求响应优化策略[J].电力系统自动化,2020,44(15):28-37.
   GUO Kunjian,GAO Ciwei,LIN Guoying,et al. Optimization strategy of incentive based demand response for electricity retailer in spot market environment[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(15):28-37.
- [7] 孟仕雨,孙伟卿,韩冬,等. 支持现货市场的分布式电力交易机 制设计与实现[J]. 电力系统保护与控制,2020,48(7):151-158. MENG Shiyu,SUN Weiqing,HAN Dong, et al. Design and implementation of decentralized power transaction mechanism

to spot market[J]. Power System Protection and Control,2020, 48(7):151-158.

- [8] 赵敏,沈沉,刘锋,等. 基于博弈论的多微电网系统交易模式研究[J]. 中国电机工程学报,2015,35(4):848-857.
   ZHAO Min,SHEN Chen,LIU Feng,et al. A game-theoretic approach to analyzing power trading possibilities in multi-microgrids[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(4):848-857.
- [9] LIU N,YU X,WANG C, et al. Energy sharing management for microgrids with PV prosumers: a Stackelberg game approach
   [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1088-1098.
- [10] 窦春霞,罗维,岳东,等.基于多智能体的微网群内电力市场交易策略[J].电网技术,2019,43(5):1735-1744.
  DOU Chunxia,LUO Wei,YUE Dong, et al. Multi-agent system based electricity market trading strategy within microgrid groups
  [J]. Power System Technology,2019,43(5):1735-1744.
- [11] 肖浩,裴玮,董佐民,等.基于元模型全局最优化方法的含分布 式电源配电网无功优化[J].中国电机工程学报,2018,38(19): 5751-5762.

XIAO Hao, PEI Wei, DONG Zuomin, et al. Reactive power optimization of distribution network with distributed generation using meta model-based global optimization method[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(19): 5751-5762.

- [12] 何俊强,师长立,马明,等.基于元模型优化算法的混合储能系统双层优化配置方法[J].电力自动化设备,2020,40(7):157-167.
   HE Junqiang,SHI Changli,MA Ming,et al. Bi-level optimal configuration method of hybrid energy storage system based on meta model optimization algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(7):157-167.
- [13] 董雷,涂淑琴,李烨,等.基于元模型优化算法的主从博弈多虚 拟电厂动态定价和能量管理[J].电网技术,2020,44(3):973-983.
   DONG Lei, TU Shuqin, LI Ye, et al. A stackelberg game model for dynamic pricing and energy management of multiple virtual power plants using metamodel-based optimization method[J]. Power System Technology,2020,44(3):973-983.
- [14] 韩忠华. Kriging元模型及代理优化算法研究进展[J]. 航空学报,2016,37(11):3197-3225.
  HAN Zhonghua. Kriging surrogate model and its application to design optimization: a review of recent progress[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinca,2016,37(11):3197-3225.
- [15] 吴界辰,艾欣.交互能源机制下的电力产消者优化运行[J]. 电力系统自动化,2020,44(19):1-18.
  WU Jiechen,AI Xin. Optimal operation of prosumers based on transactive energy mechanism[J]. Automation of Electric Power Systems,2020,44(19):1-18.
- [16] LIU N, CHENG M, YU X, et al. Energy-sharing provider for PV prosumer clusters: a hybrid approach using stochastic programming and stackelberg game[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(8):6740-6750.
- [17] LONG Chao, WU Jianzhong, ZHOU Yue, et al. Peer-to-peer energy sharing through a two-stage aggregated battery control in a community microgrid[J]. Applied Energy, 2018, 226:261-276.
- [18] WANG Y,AI X,TAN Z, et al. Interactive dispatch modes and bidding strategy of multiple virtual power plants based on demand response and game theory[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016,7(1):510-519.
- [19] 周亦洲,孙国强,黄文进,等. 计及电动汽车和需求响应的多 类电力市场下虚拟电厂竞标模型[J]. 电网技术,2017,41(6): 1759-1767.

ZHOU Yizhou, SUN Guoqiang, HUANG Wenjin, et al. Strategic bidding model for virtual power plant in different electricity markets considering electric vehicles and demand response [J]. Power System Technology, 2017, 41(6):1759-1767.

[20] SUN G Q, QIAN W H, HUANG W J, et al. Stochastic adaptive robust dispatch for virtual power plants using the binding scenario identification approach[J]. Energies, 2019, 12:1918.

#### 作者简介:

孙国强(1978—),男,江苏江阴人,教授,博士,主要研究方向为电力系统运行分析与控制(E-mail: hhusunguoqiang@



163.com);

王善磊(1996—), 男, 江苏连云港人, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟电厂优 化调度(**E-mail**:shanlei666@126.com); 陈 胜(1990—), 男, 江苏溧阳人, 副教 授, 博士, 主要研究方向为市场环境下综合 能源系统规划运行(**E-mail**:chenshenghhu@ 163.com)。

----

(编辑 李莉)

# Stackelberg game model for energy management of multiple prosumer aggregators based on bilevel Kriging meta model algorithm

SUN Guoqiang<sup>1</sup>, WANG Shanlei<sup>1</sup>, CHEN Sheng<sup>1</sup>, WU Chen<sup>1,2</sup>, HU Guowei<sup>2</sup>,

ZHOU Yizhou<sup>1</sup>, WEI Zhinong<sup>1</sup>

(1. College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Economic Research Institute of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210008, China)

Abstract: The vigorous development of distributed energy provides a new way to build a low-carbon and efficient smart grid, but it also brings problems such as random behavior of users and difficulties in energy management. In order to realize the flexible regulation and efficient management of low-carbon energy system on the user side, the concept of prosumer aggregators is proposed, and its specific meaning is explained in detail. On this basis, the Stackelberg game model between MO(Market Operator) and multiple prosumer aggregators is built to further realize the local consumption of clean energy and promote the energy sharing. In this model, MO, as the leader of the game, guides prosumer aggregators to purchase / sell electricity through dynamic pricing, while prosumer aggregators, as the followers of the game, optimize the internal aggregation units to minimize the cost of electricity consumption after receiving the price set by MO. At the same time, in order to overcome the solving difficulty caused by Boolean variables in the lower-level model, the bilevel Kriging meta model algorithm is used to solve the game model, which reduces the call times of the lower-level model and significantly improves the computational efficiency. The effectiveness of the built model is verified by an example.

Key words: low-carbon energy; prosumer aggregators; Stackelberg game model; energy management; bilevel Kriging meta model



图 A1 产消代理商的概念示意图



表 A1 分布式能源聚合方式对比

Table A1Aggregation methods of distributed energy

对比方面	产消代理商	虚拟电厂	负荷聚合商	
聚合单元	分布式能源+负	分布式能源+负	<b></b>	
來百平九	荷+储能单元	荷+储能单元	更响	
地域特性	单区域	多区域	多区域	
整体规模	申	大	大	
市场参与	集中式+分散式	集中式	集中式	

#### 附录 B

Kriging 模型本质上是一种代理模型<sup>[14]</sup>,其预 估值结果可理解为已知样本函数响应值的线性加 权,即:

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n} w^{(i)} y^{(i)}$$
 (B1)

其中, y(x) 为预估值, x 为样本点; n 为总元素 个数;  $y^{(i)}$  为输入向量中的元素; 定义加权系数  $w = [w^{(1)}, w^{(2)}, \dots, w^{(n)}]$ ,  $w^{(i)}$  为其中元素。为了计 算w,将统计学原理引入 Kriging 模型中,将未 知函数定义为某个高斯静态随机过程的具体实现, 即:

$$Y(\boldsymbol{x}) = \beta_0 + Z(\boldsymbol{x}) \tag{B2}$$

其中,Y(x)为用于估计样本点响应值的函数; $\beta_0$ 

为未知常数,表示Y(x)的数学期望值; Z(•)为均

值为 0、方差为 σ<sup>2</sup> 的静态随机过程,在设计空间 的不同位置,随机变量存在一定的相关性,可用 协方差表示为式 (B3)。

$$\operatorname{Cov}[Z(\boldsymbol{x}), Z(\boldsymbol{x}')] = \sigma^2 R(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}')$$
(B3)

其中, Cov[., .]为协方差函数; *R*(*x*,*x*')为相关函数。

为寻找 Kriging 模型最优加权系数 w, 需使 得方差(式(B4))最小,并满足如式(B5)所 示的无偏差条件。

$$MSE\left[y(\boldsymbol{x})\right] = E\left[\left(\boldsymbol{w}^{\mathsf{T}}\boldsymbol{Y}_{s} - Y(\boldsymbol{x})\right)^{2}\right] \qquad (B4)$$

$$E\left[\sum_{i=1}^{n} w^{(i)} Y\left(\boldsymbol{x}^{(i)}\right)\right] = E\left[Y\left(\boldsymbol{x}\right)\right]$$
(B5)

其中, MSE[·]为方差函数; Y<sub>s</sub>为样本点实际响应 值。进一步采用拉格朗日乘数法,经过推导可证 明最优加权系数 w 满足:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{n} w^{(i)} R(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) + \frac{\mu}{2\sigma^2} = R(\mathbf{x}^{(i)}, \mathbf{x}^{(j)}) \\ \sum_{j=1}^{n} w^{(i)} = 1 \end{cases}$$
(B6)

其中, μ为拉格朗日乘数。进一步将式(B6)写 成如下矩阵形式:

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{F} \\ \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} & \boldsymbol{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{w} \\ \mu / (2\sigma^2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r} \\ 1 \end{bmatrix}$$
(B7)

其中, **F**=[1,1,…,1]<sup>T</sup>; **R**为相关矩阵,由己知样本 点间的相关函数值组成; **r**为相关矢量,由未知点 与所有己知点间的相关函数组成。求解线性方程 式(B6)并代入式(B1)中,可得到最终的 Kriging 模型预估值如下:

$$y(x) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}(x) \\ 1 \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{F} \\ \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_{\mathrm{s}} \\ 0 \end{bmatrix}$$
(B8)

通过分块矩阵求逆,最终可将其化为:

$$y(\boldsymbol{x}) = \beta_0 + \boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}) \underbrace{\boldsymbol{R}^{-1}(\boldsymbol{y}_{\mathrm{s}} - \beta_0 \boldsymbol{F})}_{=\boldsymbol{W}_{\mathrm{krig}}}$$
(B9)

而列向量 $V_{\text{krig}}$ 仅与已知样本点有关,在训练 结束后可一次性计算并存储,之后预估样本点x处的函数值仅需要计算r(x)与 $V_{\text{krig}}$ 的点乘即可,

且该计算时间极短,几乎可以忽略不计。在单层 Kriging 模型的基础上,可进一步构造双层 Kriging 模型,其基本形式如下:

$$Y_1(\boldsymbol{x}) = \beta_{12} y_2(\boldsymbol{x}) + Z(\boldsymbol{x})$$
(B10)

式中, β<sub>12</sub>为自适应因子,反映了高、低可信度函数之间的相关性。采用类似于 Kriging 的推导方法,可得双层 Kriging 元模型预估值:

$$y_{1}(\boldsymbol{x}) = \beta_{12} y_{2}(\boldsymbol{x}) + \boldsymbol{r}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{x}) \boldsymbol{R}^{-1}(y_{1} - \beta_{12} \boldsymbol{F}) \quad (B11)$$

其中,  $\boldsymbol{F} = \left[ y_2(\boldsymbol{x}^{(1)}), y_2(\boldsymbol{x}^{(2)}), \dots, y_2(\boldsymbol{x}^{(n)}) \right];$  $\beta_{12} = \left( \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}^{-1} \boldsymbol{F} \right)^{-1} \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{R}^{-1} y_{\mathrm{s}} \circ$ 

# 附录 C

关键区域划分的具体方法和步骤如下[13]。

步骤 1: 设置 l = 1, l 为区域编号,其值越小 代表 该区 域 含 有 最 优 解 的 概 率 越 大 , 集 合  $S = \{ (\lambda_i^{d a}, S_i^{D S}) \}$ ,其中, $\lambda_i^{d a}$ 、 $S_i^{D S O}$ 分别表示电价 采样点及其对应的 MO 最大利润,并将所有电价 样本点放入集合 X 中。

步骤 2: 取样本集 **B**<sub>j</sub> 中最大的目标函数 y<sup>(l)</sup>表示为式 (C1)。

 $y^{(l)} = \max\left\{S_i^{\text{DSO}} \left| \left(\lambda_i^{\text{da}}, S_i^{\text{DSO}}\right) \in S\right\}$ (C1)

并记  $\lambda^{da}_{(1)}$  为该最大目标函数值对应的电价样本点。

步骤 3: 将 $\left(\lambda_{(l)}^{da}, y^{(l)}\right)$ 和 $\lambda_{(l)}^{da}$ 分别放入集合  $S_l$ 和 $X_l$ 中,并以 $\lambda_{(l)}^{da}$ 为中心点、r为半径,将X集合

中距离 $\lambda_{(1)}^{da}$ 小于等于 r 的电价样本点放入集合 $X_{l}$ 

中,并将对应的 $(\lambda_i^{da}, S_i^{DSO})$ 放入集合 $S_i$ 中。半径r的计算公式随着迭代次数的不同而变化,表示如下:

$$r = \frac{\left\|\lambda_{\max}^{da} - \lambda_{\min}^{da}\right\|}{3} \frac{k_{\max} - k + 1}{k_{\max}}$$
(C2)

其中, k、k<sub>max</sub>分别为博弈模型的当前迭代次数和 最大迭代次数;  $\lambda_{max}^{da}$ 、 $\lambda_{min}^{da}$ 分别为最高交易电价和 最低交易电价。

步骤 4: 令 $S=S \setminus S_l \perp X=X \setminus X_l$ , 若 $S \neq \emptyset$ , 则令l=l+1, 并返回至步骤 2, 重复步骤 2—4; 否则, 进入步骤 5。

步骤 5:输出当前划分区域总数 N<sub>1</sub>,并结束 本轮区域划分。



附录 D

Fig.D1 Flowchart of algorithm

# 附录 E

#### 表 E1 燃气轮机参数

Table E1Parameters of gas turbine					
最大/最小	<b>\</b> 输 向上	/向下爬	启停成	固定成	三段运行成
出功率/N	1W 坡率	롣/MW	本/€	本/€	本斜率/€
5.67/2.	5	3/3	25/25	30	25/30/35
	表 E2 ESS 参数 Table E2 Parameters of ESS				
最大充	电	最大放电	充定	女电	储能容量/
功率/N	4W	功率/MW	效	率	(MWh)
4.2		4.2	0.	9	15
表 E3 CACS 参数 Table E3 Parameters of CACS					
制冷机最大	制 蓄冷柏	曹最大蓄	蓄冷槽量	最大释	蓄冷槽容量/
冷量/(MW	h) 冷量/	(MW h)	冷量/(N	(Wh)	(MWh)
10		5	5		26.4
蓄冷/释冷	> 制冷	机能量	蓄冷的	论量	释冷能量
效率	转扬	英效率	转换交	效率	转换效率
0.95	:	5.6	0.00	)8	0.007
表 E4 EV 参数 Table E4 Parameters of EV					
汽车	电池容量/	能量評	<b>宗求/ 女</b>	台末蓄电量	/ 出行
类型	(kWh)	(kW m	ile <sup>-1</sup> )	(kWh)	时段/h
尼桑 LEAF	24	0.22	28	4.68/5.86	8,17
比亚迪 E6	57	0.22	29 3	36.42/10.75	6,17
三菱 iMi	16	0.16	51	3.56/13.06	7,12,14,18
宝马	35	0.23	33 2	27.58/25.22	7,20
~					



图 E1 产消代理商负荷曲线图







附录 F



图 F1 产消代理商间的共享电量

Fig.F1 Power shaared by prosumer aggregators



(a) 产消代理商 1



<sup>11</sup>刻 (b) 产消代理商 2



图 F2 产消代理商交易电量图



燃气轮机在 07:00—08:00 时段的出力有所增加, 从而增大了代理商在 07:00—08:00 时段的共享电 量。此外,以比亚迪电动汽车为例,在保证满足 用户出行的条件下,策略 2 中 EV 表现为在 12:00—17:00 时段减少放电功率,在 19:00—20:00 时段增加放电功率。经过 MO 电价优化,售电电 价 19:00—20:00 时段有明显提高,故代理商 3 选 择在此时放电以提高售电收益,同时增大该时段 的共享电量。







图 F5 不同算法迭代过程中的均方差曲线

Fig.F5 Square error curve in iteration process of different

algorithms

表 F1 樽	模型求解时间及迭代次数
--------	-------------

Table F1	Model solving time and iteration times		
数量	迭代次数	计算时间/s	
1	136	388.4	
2	142	525.7	
3	183	685.4	
5	204	1 034.4	
10	266	1 735.8	