

隐私保护下的电 - 碳 - 证耦合市场机制设计

彭佳雯, 韩冬

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2025年4月20日; 录用日期: 2025年5月13日; 发布日期: 2025年5月20日

摘要

随着电力市场、碳市场和绿证市场的深度耦合, 电力市场的参与者不仅需要在三类市场中保持竞争, 同时也担心他们的私人信息会通过耦合市场产生的统计数据泄露。这种隐私泄露将对市场参与者的未来交易以及未经授权的观察者的看法产生重大影响。为了应对这一挑战, 文章建立了电 - 碳 - 证耦合市场下的市场均衡模型, 在此基础上加入差分隐私(DP)框架以保护个人隐私, 并保持其数据对社会公益的效用。在这一方面, 文章提出了一种基于指数机制的新型差分隐私机制, 该机制在保证市场输出几乎不会揭示任何个人输入数据的同时, 释放出接近最优的解决方案。此外, 在电力市场结算方面, 引入Vickrey-Clarke-Groves (VCG)机制设计理论, 抑制发电商恶意虚假报价。

关键词

差分隐私, 电力市场, 碳市场, 机制设计

Design of Electricity-Carbon-Certificate Coupled Market Mechanism under Privacy Protection

Jiawen Peng, Dong Han

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: Apr. 20th, 2025; accepted: May 13th, 2025; published: May 20th, 2025

Abstract

As the electricity market, carbon market, and green certificate market become increasingly interconnected, market participants in the power market are required to compete across these three markets while also being concerned about the potential leakage of their private information through the statistical outputs generated by the coupled markets. Such privacy breaches could significantly

impact the future transactions of market participants and the perceptions of unauthorized observers. To address this challenge, this paper establishes a market equilibrium model under the coupled electricity-carbon-certificate market framework and incorporates a Differential Privacy (DP) framework to protect individual privacy while maintaining the utility of the data for social benefits. In this regard, the paper proposes a novel differential privacy mechanism based on the exponential mechanism, which ensures that the market outputs reveal almost no individual input data while releasing a near-optimal solution. Furthermore, in the context of power market settlement, the Vickrey-Clarke-Groves (VCG) mechanism design theory is introduced to deter generators from submitting maliciously false bids.

Keywords

Differential Privacy, Electricity Market, Carbon Market, Mechanism Design

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

为实现“双碳”目标,构建绿色经济循环体系,促进绿色低碳转型,我国逐步推进电力市场改革,建立了主体多元、交易种类丰富、制度完善的电能量、碳、绿证等多种市场,推动绿色能源的市场化驱动[1]。电-碳-证市场的耦合联动有利于体现绿点环境价值,引导各资源有序协同发展,通过碳市场、绿电市场形成具有约束及激励作用的市场机制,以经济成本引导系统向低碳发展。现关于电-碳-证耦合市场的建设研究主要沿两个路径展开:其一,通过构建多市场下的优化模型实现市场均衡分析。文献[2]将发电商的碳交易成本和绿证交易成本纳入发电成本中揭示其对电能市场的传导效应。文献[3]对发电权市场与碳市场的交易均衡开展实例仿真,分析了碳市场与电力市场的协同效果。其二,聚焦于决策模型创新。文献[4]提出了一种考虑不同类型机组碳排放异质性、以上层机组利润最大化为目标函数的双层优化出清模型。文献[5]基于发电商决策视角,提出了一种考虑省间发电成本差异性的火电市场和绿电市场联合的均衡模型。

考虑到电-碳-证多交易产品耦合特性,如何实现社会资源分配最优成为电-碳-证耦合市场机制建设的关键问题。VCG机制作为一种实现社会资源分配最优解的通用真实机制[6],能够有效促进电市场、碳市场、绿证市场参与主体信息交互的真实可靠性,有助于市场经济效益最优。文献[7]通过VCG机制揭露发电商真实运营成本,在此基础上实现了市场参与主体的效益公平分配。文献[8]提出一种基于VCG理论的能源定价机制,有效应对了节点边际定价机制下发电侧供应商个体最优的竞争性市场行为;文献[9]构建了考虑VCG机制的优化能源交易框架,起到了激励用户参与到电力市场的作用。因此,采用VCG机制能够处理电-碳-证耦合市场中存在的信息不对等、虚假信息上报等行为,有助于激励市场参与主体积极参与到电-碳-证耦合市场,促进“双碳”目标实现。

由于电力系统的节能减碳、分布式及数字化演进为电力市场明确了进一步发展改革方向[10][11],同时电力市场改革对参与交易用户带来了不可避免的信息隐私安全问题,大量交易信息的流通将造成用户设备安全、经济财务、产品运行等隐私信息泄露[12]。国际上通过《通用数据保护条例》,对当地电力市场施加了法律义务,以保护参与市场的个人的私人信息[13]。为加强电-碳-证耦合市场隐私保护能力,本文引入差分隐私方法用于约束与个人参与计算相关的私人信息的披露风险。目前差分隐私(Differential

Privacy, DP)具有丰富的理论研究基础及应用实例, 苹果、谷歌、优步、微软、美国人口普查局等广泛部署保护个人隐私的领先技术[14]。然而, DP 在电力系统中的应用还处于起步阶段, 近年来受到越来越多的关注。文献[15]中提出了一种差分私有机制, 用于发布电网的敏感数据, 例如输电线路和变压器的参数。所提出的机制保证了释放的数据会导致可行的最优潮流(Optimal Power Flow, OPF)问题, 并且效用损失是偏离最优的一个常数因素。文献[16]引入了一种通过 DP 保护隐私的 OPF 机制, 防止对手访问 OPF 解决方案, 例如电压和电流测量, 以了解客户的私人信息。为了确保 OPF 解决方案的可行性, 所提出的机制在网格限制上实施了机会约束。文献[17]中提供了用于私下发布的从 DC-OPF 获得的聚合网络统计数据的隐私保护方式, 证明了隐私感知机制取决于网络的拓扑结构。文献[18]中提出了一种分布式电力系统中 OPF 的隐私保护机制, 通过局部差分隐私保护机制与交替方向乘子方法相结合进行分布式个体隐私信息保护。文献[19]在 DP 框架中研究了个人隐私和发布数据效用之间的权衡, 分析了注入噪声对位置边际价格和发电机调度的贡献。

基于此, 本文考虑电力市场、碳市场、绿证市场三者协同联动关系, 并引入 VCG 机制规范市场主体竞价行为, 避免市场中产生虚假报价破坏市场公平性; 通过 DP 方法形成多市场耦合下的市场参与主体隐私有效保护。最后, 通过算例仿真验证所提方法能够同时满足用户信息的隐私安全保护以及环境、经济效益的最大化。

2. 隐私保护理论概述

2.1. 差分隐私基本理论

差分隐私模型利用数据扰动来实现隐私保护的目标[20], 它具备严谨的数学定义, 不需要假设攻击者的能力, 可以量化地分析隐私保护的程度。在不改变原有数据统计特征的前提下, 差分隐私模型通过向原始数据的统计结果和训练过程中的参数添加随机噪声来消除个体数据的特征, 掩盖数据集中每一单独数据的贡献, 使攻击者无法根据不同的输出结果推断出某条记录是否属于原始数据集, 从而限制了对手推断个人数据的能力, 实现保护用户隐私的目标。在下文中将介绍 DP 的正式定义以及关于这一概念的几点相关理论。

定义 1: 差分隐私。对于 $\epsilon > 0$, 若对于任意相邻数据集 $x_1 \sim x_2 \in X^n$, 即两个数据集之间仅存在一个元素差异, 以及对于输出空间 $S \subseteq R$ 的任意子集, 以下情况成立, 则称随机优化算法 $M: X^n \rightarrow R$ 为 ϵ -差分隐私:

$$\Pr[M(x_1) \in S] \leq e^\epsilon \times \Pr[M(x_2) \in S] \quad (1)$$

上述定义表明, 当 ϵ -差分隐私算法在两个相邻数据集上运行时, 输出空间上的分布结果将非常相似, 该相似性则取决于乘法因子 e^ϵ 。 e^ϵ 取值越小, 对算法 M 提供的隐私保护程度越高, 但是发布数据的可用性越低。反之, 较大的 e^ϵ 取值会降低算法 M 的隐私保护程度, 却有利于提高发布数据的可用性。满足差分隐私所需要的噪声则可以由全局灵敏度计算。

定义 2: 全局灵敏度。对于任意函数 $f: X^n \rightarrow \mathbb{R}^k$, 所有相邻数据集 $x_1 \sim x_2 \in X^n$ 的全局灵敏度为:

$$GS(f) = \max_{x_1 \sim x_2 \in X^n} \|f(x_1) - f(x_2)\| \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|$ 为 ℓ_1 的范数。

为了在计算中实现差异隐私, 任意单个数据的贡献都需要绑定到该计算上。因此, 应该实现一种适当的隐私机制来干扰计算, 例如拉普拉斯机制和高斯机制, 称为加性噪声方法。此外, 在计算中满足 DP 的扰动技术主要分为两类: 1) 向输入数据添加校准的随机噪声; 2) 向输出数据添加校准的随意噪声[21]。

然而, 在市场清算问题中利用加性噪声技术存在重大缺陷。在输入扰动技术中, 当市场参与者在向市场报告之前扰动他们的数据时, 市场对原始问题的保真度会受到严重损害。

事实上, 输入扰动技术符合本地差分隐私(LDP)框架, 在该框架中没有值得信赖的集中式数据管理员。LDP 是一个更严格的隐私概念, 但其准确性通常低于中央 DP [22] [23]。在输出扰动技术中, 简单地在市场清算问题的输出中添加噪声可能会导致不可行的解决方案, 这需要市场运营商的纠正机制。此外, 在这种技术中, 接近最优的解决方案无法受到保证, 社会福利可能会受到严重影响。也就是说, 我们在计算中添加的噪声值将直接影响市场社会福利。

2.2. 指数机制的理论及应用

本文将采用指数机制克服上述挑战。指数机制是为了做出最优选择而设置的, 直接将噪声添加进计算中会降低计算质量(例如采用拉普拉斯噪声机制或高斯噪声机制), 而指数技术可以使我们能够从中央计划者指定的任意分数函数的任意范围中进行随机选择。实际上, 该机制的输出始终是该任意范围的成员, 这是私有化约束计算的重要要求。指数机制采用数据集 $x \in X^n$, 可能的输出集合 R , 以及衡量数据集每个输出质量的评分函数 $q: R \times X^n \rightarrow \mathbb{R}$ 。给定输入后, 指数机制将为每一个 $r \in R$ 分配一个与 $\exp\left(\frac{\varepsilon q(x, r)}{2\Delta q}\right)$ 成比例的概率, 其中 Δq 为评分函数的灵敏度, ε 为隐私参数。通过这样的方式, 当从所有可能的输出 R 中抽样时, 其概率将随其评分 $q(x, r)$ 呈指数增长。

定义 3: 指数机制。给定数据集 $x \in X^n$ 、输出集合 R 、评分函数 $q: R \times X^n \rightarrow \mathbb{R}$ 、隐私参数 ε , 指数机制通过以下概率分布选择输出结果 $r \in R$:

$$\Pr(r) \propto \exp\left(\frac{\varepsilon q(x, r)}{2\Delta q}\right) \quad (3)$$

该机制通过指数函数放大高效用结果的概率, 同时通过灵敏度 Δq 控制隐私泄露风险, 确保相邻数据集的输出分布差异受隐私参数 ε 约束。在电力市场场景中, 指数机制可应用于保护市场参与者的私有信息, 在 VCG 机制的真实报价约束下, 保证发电机组的发电成本、碳排放强度等不被泄露。

3. 差分隐私化 VCG 机制的电 - 碳 - 证耦合市场机制设计

3.1. 市场模型建立

首先考虑建立一个市场出清问题, 其中市场参与者集合为 Ω , 市场经营者 ISO 集中收集市场参与者的私人信息并运行市场, 制定分配规则和支付规则。存在一组潜在的社会决策 $S = \prod_{i=1}^n S_i$, 其中 $S_i \subset \mathbb{R}^{|S_i|}$ 为市场参与者 i 的潜在局部决策域。消费者 i 和生产者 i 的局部决策 $s_i \in S_i$ 分别表征为需求 d_i 和有功功率 g_i 。

市场机制如图 1 所示。市场参与者 i 的偏好可以由估值函数 v_i 的值 $v_i(s, \theta_i)$ 来评估, 其中 θ_i 表示市场参与者 i 的私人信息。由于本文假设 i 的估值函数仅取决于其局部决策, 因此可以推导出 $v_i(s, \theta_i) = v_i(s_i, \theta_i)$ 。消费者 i 的估值函数反映需求 d_i 的效用, 即 $v_i(d_i, \theta_i) = U_{i, \theta_i}(d_i)$ 。同理, 对于生产者 i , 估值函数反映有功发电成本 g_i 的负值, 即 $v_i(g_i, \theta_i) = -C_{i, \theta_i}(g_i)$ 。其中 $U_{i, \theta_i}(\cdot)$ 和 $C_{i, \theta_i}(\cdot)$ 分别为消费者和生产者的效用函数和成本函数。此外, 为计算方便, 本文将估值函数归一化, 使其范围为 $[0, 1]$ 。

综上, 在电 - 碳 - 证耦合市场中, 参与者 i 向市场运营者提供估值 v_i , 而市场运营者则需制定分配规则 $M(v)$ 来决定电力市场出清数量, 还需制定支付规则决定发电机组的支付 $J = (J_i)$ 。其中市场分配规则通过最大化社会福利函数 $sw(v, s)$ 来确定。

在一般电力市场, 社会福利最大化包括消费者剩余和生产者剩余, 可表示为函数 $sw(v, s) = \sum_{i \in \Omega} v_i(s_i)$ 。代入消费者和生产者的估值函数则可表示为:

$$sw(v, s) = \sum_{i \in \Omega^c} U_{i, \theta_i}(d_i) - \sum_{i \in \Omega^p} C_{i, \theta_i}(g_i) \tag{4}$$

市场分配规则约束包括消费者和生产者的需求和供应上下限以及供需平衡约束。

$$\begin{aligned} d_{i, \min} &\leq d_i \leq d_{i, \max} \\ g_{i, \min} &\leq g_i \leq g_{i, \max} \\ \sum_{i \in \Omega^p} g_i - \sum_{i \in \Omega^c} d_i &= 0 \end{aligned} \tag{5}$$

扩展到电-碳-证耦合市场中, 社会福利也需要考虑碳成本和绿证收益的影响。由于本节重点在于设计隐私化的 VCG 机制, 因此将碳市场的模型进行了适当简化, 不再考虑碳市场价格的实时出清, 并且不考虑碳配额的初始分配。在社会福利函数中, 碳成本是负外部性, 应作为社会成本的扣除项, 而绿证收益是正外部性的内部化, 应作为社会收益的加项。修正后的社会福利函数定义为:

$$sw^{CECM}(v, s) = \sum_{i \in \Omega^c} U_{i, \theta_i}(d_i) - \sum_{i \in \Omega^p} C_{i, \theta_i}^E(g_i) - \sum_{i \in \Omega^p} C_{i, \theta_i}^T(g'_i) + \sum_{i \in \Omega^p} B_{i, \theta_i}^G(g''_i) \tag{6}$$

式中 $\sum U_{i, \theta_i}(d_i)$ 表示市场消费者的效用, $\sum C_{i, \theta_i}^E(g_i)$ 表示生产者在电力市场中的发电成本, $\sum C_{i, \theta_i}^T(g'_i)$ 表示生产者在碳市场中的碳成本, $\sum B_{i, \theta_i}^G(g''_i)$ 表示生产者在绿证市场中的收益。 $g'_i \in g_i$ 为火电机组的有功功率, $g''_i \in g_i$ 为可再生能源机组的有功功率。

碳市场成本项中, 变量只有 g'_i , 同理, 绿证市场收益项中, 变量为 g''_i 。两项同样可以由估值函数反映有功发电 g'_i 成本的负值和有功发电 g''_i 的收益, 即: $v_i(g'_i, \theta_i) = -C_{i, \theta_i}^C(g'_i)$, $v_i(g''_i, \theta_i) = B_{i, \theta_i}^G(g''_i)$ 。

引入碳市场、绿证市场后, 除了原有的电力市场约束外, 还应补充相应的约束:

$$\sum_{i \in \Omega^p} E_i g'_i \leq \Pi_{PE, O} \tag{7}$$

$$\sum_{i \in \Omega^p} \alpha g''_i \leq Z^{cap} \tag{8}$$

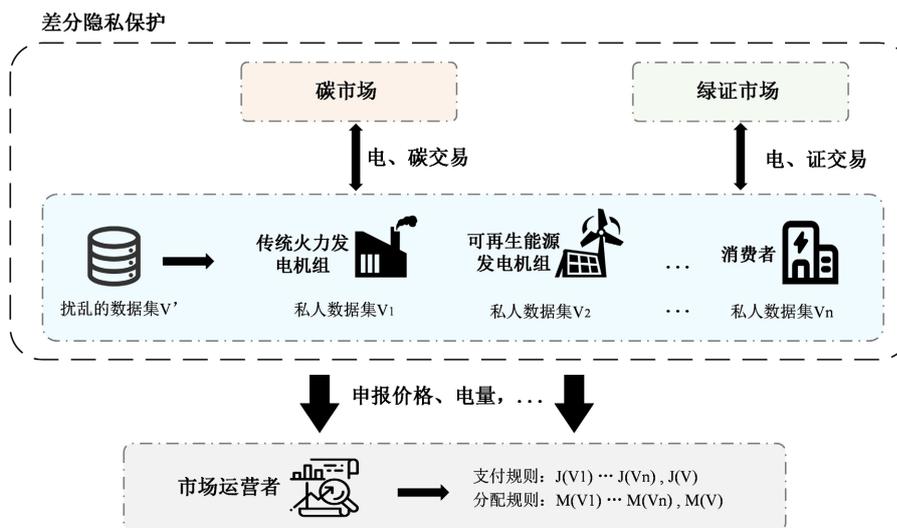


Figure 1. Description of the market mechanism
图 1. 市场机制描述

3.2. 差分隐私化的 VCG 机制

接下来确定指数机制的输入。首先, 将市场参与者提供的估值函数 $v \in V^n$ 设定为输入集 x , 社会福利函数 $sw(\cdot)$ 为评分函数 $q(\cdot)$, 竞价模型的可行解集合为输出集合 R 。

计算发电商利润函数的全局灵敏度:

$$\Delta sw^{CECM} = \max_{f_1 \sim f_2 \in F^n} \|sw^{CECM}(v_1) - sw^{CECM}(v_2)\|_1 = 1 \quad (9)$$

在计算灵敏度时, 为了计算方便, 将对估值函数进行归一化处理, 使其范围为 $[0,1]$, 即 $v_i \in [0,1], \forall i \in \Omega$ 。此外, 为了确保差分隐私的严格性, 我们引入指数机制对每个可能的竞价决策进行加权, 也就是为每一个输出分配一个概率 $\exp\left(\frac{\varepsilon \cdot sw^{CECM}}{2\Delta sw^{CECM}}\right)$ 以保证高效决策的概率较大。具体来说, 指数机制为每个方案计算效用并根据该效用选择概率。这些概率可以通过归一化因子 $\phi(R) = \sum_{r \in R} \exp\left(\frac{\varepsilon \cdot sw^{CECM}}{2\Delta sw^{CECM}}\right)$

进行归一化, 这样就可以构建概率分布 D , 使得 $\Pr_D[r] = \frac{\exp\left(\frac{\varepsilon \cdot sw^{CECM}}{2\Delta sw^{CECM}}\right)}{\phi(R)}$ 。

除了市场出清结果以外, 市场参与者的支付也会公开发布, 试图了解市场参与者私人估值的对手可以获得所有支付信息。因此, 市场的支付集合 $J = (J_1(P), \dots, J_n(P))$ 也应该通过 DP 机制实现隐私保护。在此机制下, 对于每对相邻的估值曲线 $v_1 \sim v_2 \in V^n$ 里的任意一个支付 $j \in J$ 都应满足以下隐私约束:

$$\Pr[j_1(v), \dots, j_n(v) \in J] \leq e^\varepsilon \cdot \Pr[j_1(v_1), \dots, j_n(v_1) \in J] \quad (10)$$

在本章中, 考虑到目标函数为社会总福利, 因此在利用 VCG 进行支付计算时需要计算社会福利。由于 VCG 机制会根据每个市场参与者提供的真实信息来决定资源分配, 所以参与者都会受到激励提供真实的信息。假设一个市场参与者提供了虚假的信息, 那么其获得的支付可能会偏离其真实的估值, 无法最大化其利益。因此, 为了最大化自身利益, 参与者会选择提供真实的信息, 这就满足了激励相容性的要求。基于 VCG 的竞价机制并未改变目前实际市场基于报价的交易流程, 仅在实际市场的交易流程上改变了对发电机组所获得支付的计算方式, 有效延续了实际市场下现有的市场交易模式, 具备实际执行的操作性。因此, 无论是在实际电力市场建设还是在电-碳-证耦合市场建设中, 都能根据 VCG 机制设计市场竞价机制, 有效促进市场成员真实报价, 进一步推进电力市场和碳市场的有效耦合[24]。

首先计算某参与者 i 参与市场出清时市场参与者的期望社会福利 $sw_{-i}^{CECM}(D)$, 之后计算参与者 i 不参与市场后, 其他参与者参与市场时的社会福利 $sw_{-i}^{CECM}(D_{-i})$, 由此可计算出市场参与者的支付:

$$J_i = sw_{-i}^{CECM}(D_{-i}) - sw_{-i}^{CECM}(D) \quad (11)$$

真实性是机制设计中最期望的属性, 中央计划者在设计机制时以这样一种方式, 即真实报告估值函数是主体的主导策略。这一特性在地方电力市场的实现消除了客户战略行为的复杂性, 方便了他们的参与, 并确保了市场的效率。在这一节中, 本文将重点讨论对 DP 的效用理论解释及其与机制设计中真实性的联系。在此之前, 我们引入近似真实的概念。近似真实性是机制设计理论中的一种弱化激励相容性条件, 指参与者在策略性行为中若偏离真实信息申报, 其额外收益将被严格限制在预设的阈值范围内。相较于完全激励相容(Dominant Strategy Incentive Compatibility, DSIC), 近似真实性允许参与者存在有限程度的策略性偏差, 但要求这种偏差不会显著损害机制的整体效率或社会福利。其核心目标是在复杂现实约束(如计算复杂度、隐私保护需求或多市场耦合)下, 设计出既具备可操作性又能接近理论最优性能的机

制。

定义 4: 近似真实(Approximate Truthfulness)。若存在常数 $\varepsilon \geq 0$, 使得对于任意参与者 i 、任意估值 $v_i \in [0,1]$ 及任意偏差申报类型 $v'_i \in [0,1]$, 满足:

$$\mathbb{E}[u_i(\theta_i, \theta_{-i}; \theta_i)] \geq \mathbb{E}[u_i(\theta'_i, \theta_{-i}; \theta_i)] - \varepsilon \quad (12)$$

则称机制 $M: [0,1]^n \rightarrow \mathcal{O}$ 满足 ε -近似真实。式中, $u_i(v_i, 0)$ 意味着参与者 i 在结果 \mathcal{O} 下的效用, 与自身真实估值 v_i 相关; $v' = (v_{-i}, v'_i)$ 表示除参与者 i 外其他人估值不变, i 的估值从 v_i 虚报为 v'_i 。在此机制下, 参与者通过虚假申报最多可获得 ε 的额外收益。也就是说任何参与者通过虚报类型所能获得的额外收益被严格约束在 ε 的范围内。

本文为了通过噪声注入实现参与者隐私保护, 以及抑制策略性操纵, 提出近似真实与差分隐私机制通过共享 ε 参数化框架, 可在机制设计中实现联合优化(如隐私保护与市场效率的协同)。

4. 算例分析

4.1. 基础数据

为反映所提出的电-碳-证耦合市场差分隐私化市场机制的理论特性, 本节提供了一个由三个生产商和三个消费者组成的能源社区。本文做出假设, 目前能源社区的市场参与者具有隐私意识, 并且对因公开发布市场数据以造福社会而导致的私人信息泄露敏感。市场运营商有义务根据数据隐私法保护个人隐私。此外, 隐私问题可能会促使市场参与者采取战略性行为, 向市场误报数据, 从而导致市场运行效率低下。

生产者 i 的成本函数和消费者 i 的效用函数分别采用二次函数 $C_{i,\theta_i}(\cdot) = a_i^c d_i^2 + b_i^c d_i + c_i^c$ 和 $U_{i,\theta_i}(\cdot) = a_i^u d_i^2 + b_i^u d_i + c_i^u$ 表示。表 1 和表 2 给出了生产者和消费者的参数。

Table 1. Characteristics of producers

表 1. 生产者参数

编号	最大出力(MW)	最小出力(MW)	成本函数系数		
			a_i^c	b_i^c	c_i^c
1	500	0	0.0017	0.0069	0
2	450	5	0.001	0.0082	0
3	350	0	0.0022	0.0070	0

Table 2. Characteristics of consumers

表 2. 消费者参数

编号	最大需求(MW)	最小需求(MW)	效用函数系数		
			a_i^u	b_i^u	c_i^u
4	450	5	-0.00125	0.15	-0.57
5	350	5	-0.006	0.22	-0.9
6	500	10	-0.0067	0.13	-0.3

4.2. 市场出清结果分析

本节将讨论建立的市场模型下隐私预算与市场社会福利之间的联系, 即基于指数机制的市场出清问

题在离散输出空间上的概率分布。在本文的算例研究中, 随机抽取的样本统一从市场出清问题的可行性集中提取, 并计算每个样本的社会福利以及对应的概率。图 2 所示为不同隐私预算下社会福利的概率密度分布。根据指数机制可知, 较小的隐私预算反映更高的隐私水平。因此, 当隐私预算为 0.1 时, 可能输出的概率分布几乎是均匀的, 这意味着市场出清机制不考虑选取方案的质量, 只是在均匀概率分布上从输出空间中随机抽取某个方案作为输出。此时, 该输出满足高度隐私保护, 但其效用表现不佳。随着隐私预算增大, 则意味着市场参与者对隐私保护的要求减少, 那么市场出清机制则会选择社会福利函数较高的解决方案。因此, 在选择隐私预算 ϵ 的值时, 需要同时考虑隐私保护和市场出清的准确性, 可根据市场的实际需求进行选值。事实上, 对于任何给定的差分隐私框架, 隐私预算 ϵ 的值没有特定的标准, 它会因数据集的属性、参与者的行为偏好以及政策规定而异, 对于某个能源社区来说, 可考虑建立一个隐私预算共享体系, 可供各利益相关者使用, 以帮助差分隐私实施方式的识别和采用[14]。

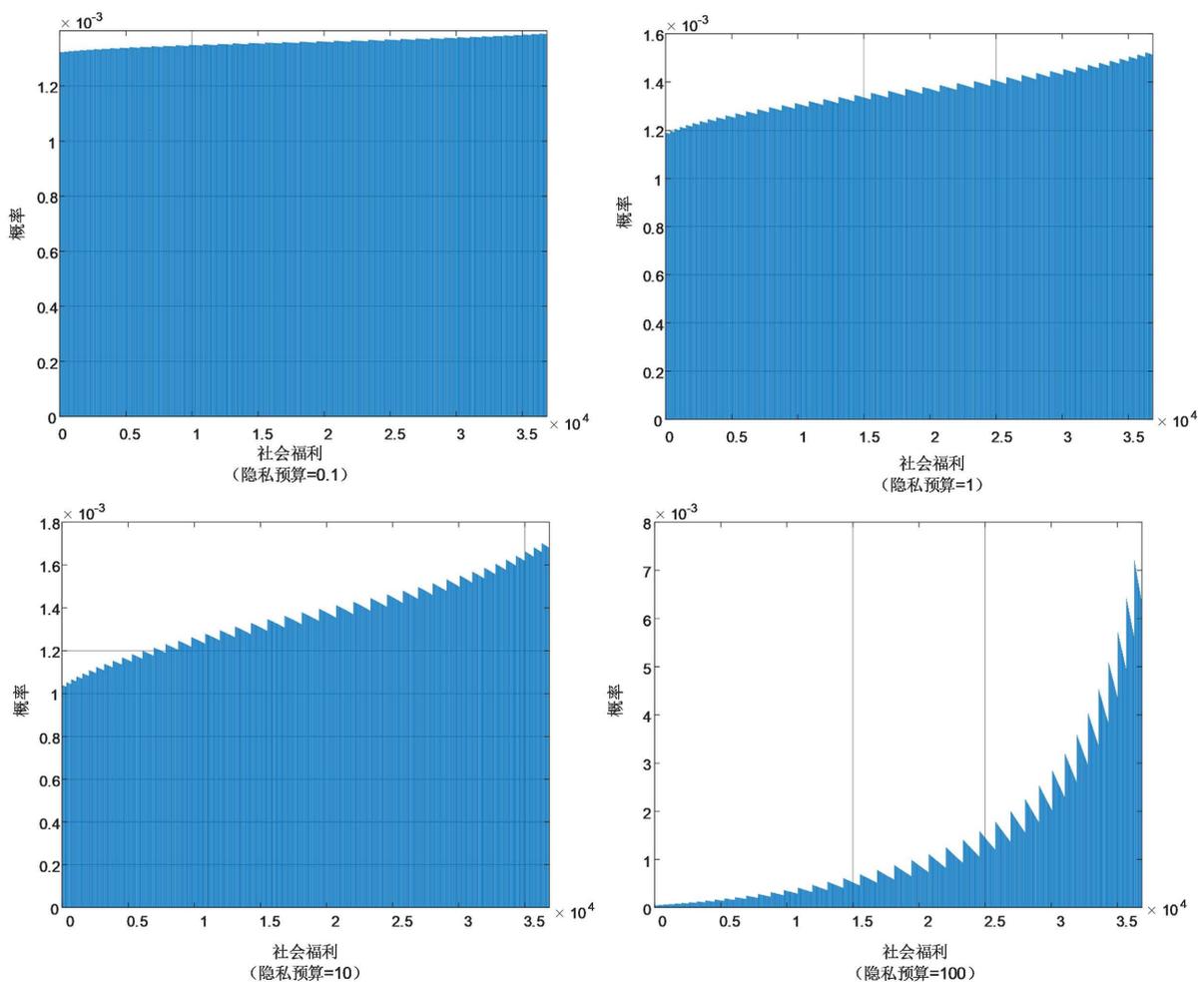


Figure 2. Probability of social welfare under different privacy parameters

图 2. 不同隐私预算下社会福利的概率密度

4.3. VCG 支付结果

本节介绍市场参与者的私有化 VCG 机制支付。每个市场参与者 i 的支付都需要在 i 参与市场、 i 不参与市场这两种情况下通过指数机制计算社会福利函数。表 3 显示了不同隐私参数下, 隐私保护的市场中

所有参与者的支付。注意, 对于生产者来说, 其支付的负号代表其获得的收益。可以看出不同隐私预算下参与者的支付会略有不同, 通过减小隐私预算, 各参与者可以获得其最优支付。

Table 3. The VCG payments of market participants

表 3. 市场参与者的 VCG 支付

隐私预算	生产者支付(元)			消费者支付(元)		
	1	2	3	4	5	6
0.1	-3230.6	-3301.1	-1842.2	2925.6	2399.6	2566.5
0.5	-3222.4	-3299.6	-1840.1	2922.3	2392	2563.3
1	-3226.8	-3292.1	-1838.6	2921.6	2385.1	2564.3

4.4. 碳排放结果分析

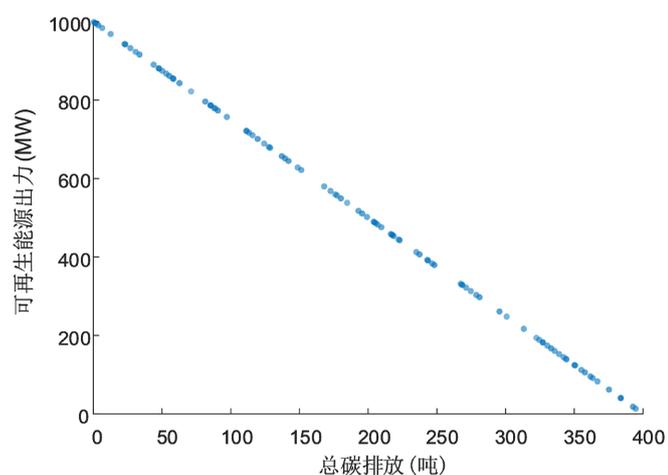


Figure 3. The relationship between carbon emissions and renewable energy

图 3. 碳排放与可再生能源关系

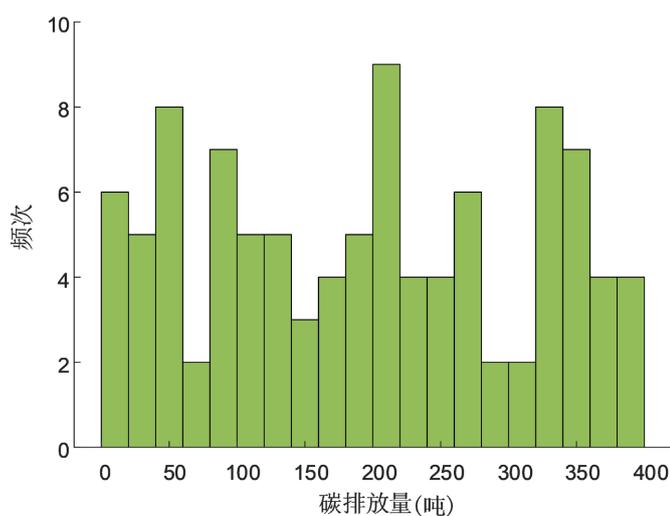


Figure 4. Carbon emissions distribution ($\epsilon = 0.1$)

图 4. 碳排放量分布($\epsilon = 0.1$)

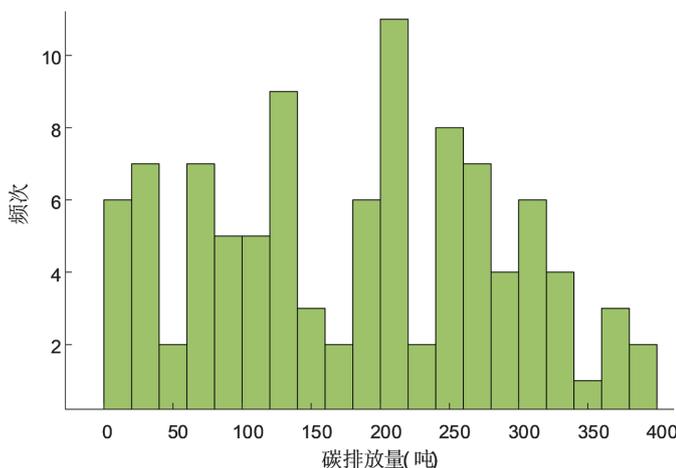


Figure 5. Carbon emissions distribution ($\epsilon = 100$)

图 5. 碳排放量分布($\epsilon = 100$)

图 3 所示为 $\epsilon = 0.1$ 下的碳排放与可再生能源发电的关系, 图中散点为每一个市场出清样本的结果。可以看出加入隐私保护机制后, 仍不影响市场中可再生能源发电量增加, 碳排放减少的负相关趋势。图 4 所示为 $\epsilon = 0.1$ 下的碳排放量分布, 其中纵坐标为频次, 表示在对应碳排放量区间内的样本数量。平均碳排放量为 181.10 吨, 碳排标准差为 105.24 吨。可以看出当前碳排放分布特点为多峰、宽峰, 该隐私参数下, 市场参与者有着较强的隐私保护意识, 隐私扰动导致市场出清机制在低碳和高碳模式间剧烈波动, 结果更分散, 可能有更多高碳排放的样本被选中, 导致平均值上升, 波动性增加。图 5 为 $\epsilon = 100$ 下的碳排放量分布, 低隐私保护意味着此时市场出清更稳定, 更多选择接近最优解, 即可再生能源出力较多, 碳排放较低。此时市场出清结果趋近理论最优, 碳排放量集中在高效且低碳的区间。

5. 结论

本文针对电-碳-证多市场耦合机制中存在的隐私泄露问题, 提出了一种基于差分隐私(Differential Privacy, DP)与 VCG 机制的协同优化框架。通过理论建模与仿真分析, 验证了该方法在隐私保护强度、市场效率及环境效益间的平衡能力, 为新型电力市场体系的设计提供了重要参考。主要结论如下:

1) 通过将指数机制嵌入 VCG 支付计算流程, 实现了社会福利最大化目标下的隐私敏感信息保护。研究表明, 隐私预算作为核心调控参数, 直接影响市场出清结果的分布特性。该方法在保证 ϵ -差分隐私约束的同时, 最大化了社会福利函数的期望效用, 为高隐私需求场景下的市场机制设计提供了理论依据。

2) 算例分析表明, 所提机制能够有效协调碳市场与绿证市场的联动效应。在强隐私保护下, 可再生能源出力与碳排放量仍呈现显著负相关, 表明隐私扰动未破坏低碳发展的内在逻辑。

后续研究可探索隐私参数随市场供需状态自适应的调节机制, 以平衡实时隐私需求与经济性损失, 从而为构建安全、公平、低碳的新型能源市场体系提供创新性解决方案。

参考文献

- [1] 尚楠, 陈政, 卢治霖, 等. 电力市场、碳市场及绿证市场互动机理及协调机制[J]. 电网技术, 2023, 47(1): 142-154.
- [2] 王心昊, 蒋艺璇, 陈启鑫, 等. 可交易减排价值权证比较分析和衔接机制研究[J]. 电网技术, 2023, 47(2): 594-603.
- [3] 陈巍, 江岳文. 碳-绿证-电量市场耦合交易优化研究[J]. 电网技术, 2023, 47(6): 2273-2287.
- [4] 姚军, 何姣, 吴永飞, 严彩霞. 考虑碳交易和绿证交易制度的电力批发市场能源优化[J]. 中国电力, 2022, 55(8): 190-195.

- [5] 孙晓聪, 丁一, 包铭磊, 郭超, 梁梓杨, 叶承晋. 考虑发电商多时间耦合决策的碳-电市场均衡分析[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(21): 1-11.
- [6] 姜晖, 王浣尘, 高朝伟. 基于动态博弈模型的付费搜索拍卖广义第二价格机制——规则、均衡与效率分析[J]. 上海交通大学学报, 2010, 44(3): 349-353+359.
- [7] 王剑晓, 钟海旺, 夏清, 等. 基于价值公平分配的电力市场竞争机制设计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(2): 7-17.
- [8] 何洋, 路尧, 李志恒, 等. 价值发现视角下电网侧储能电站的定价机制研究[J]. 电气工程学报, 2023, 18(4): 278-287.
- [9] Exizidis, L., Kazempour, J., Papakonstantinou, A., Pinson, P., De Greve, Z. and Vallee, F. (2019) Incentive-Compatibility in a Two-Stage Stochastic Electricity Market with High Wind Power Penetration. *IEEE Transactions on Power Systems*, **34**, 2846-2858. <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2019.2901249>
- [10] 舒印彪, 汤涌, 张正陵, 等. 新型配电网构建及其关键技术[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(17): 6721-6733.
- [11] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [12] 李达, 郭庆雷, 冯景丽. 基于区块链的分布式电力交易隐私结算模型[J]. 电网技术, 2023, 47(9): 3608-3624.
- [13] Lee, D. and Hess, D.J. (2021) Data Privacy and Residential Smart Meters: Comparative Analysis and Harmonization Potential. *Utilities Policy*, **70**, Article 101188. <https://doi.org/10.1016/j.jup.2021.101188>
- [14] Dwork, C., Kohli, N. and Mulligan, D. (2019) Differential Privacy in Practice: Expose Your Epsilons. *Journal of Privacy and Confidentiality*, **9**. <https://doi.org/10.29012/jpc.689>
- [15] Fioretto, F., Mak, T.W.K. and Van Hentenryck, P. (2020) Differential Privacy for Power Grid Obfuscation. *IEEE Transactions on Smart Grid*, **11**, 1356-1366. <https://doi.org/10.1109/tsg.2019.2936712>
- [16] Dvorkin, V., Fioretto, F., Van Hentenryck, P., Pinson, P. and Kazempour, J. (2021) Differentially Private Optimal Power Flow for Distribution Grids. *IEEE Transactions on Power Systems*, **36**, 2186-2196. <https://doi.org/10.1109/tpwrs.2020.3031314>
- [17] Zhou, F., Anderson, J. and Low, S.H. (2019) Differential Privacy of Aggregated DC Optimal Power Flow Data. 2019 *American Control Conference (ACC)*, Philadelphia, 10-12 July 2019, 1307-1314. <https://doi.org/10.23919/acc.2019.8815257>
- [18] 吴严杰, 平健, 严正, 等. 基于差分隐私的多园区综合能源系统分布式调度方法[J/OL]. 电力系统自动化, 1-10. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20241129.2133.004.html>, 2025-03-21.
- [19] Yang, Z., Cheng, P. and Chen, J. (2017) Differential-Privacy Preserving Optimal Power Flow in Smart Grid. *IET Generation, Transmission & Distribution*, **11**, 3853-3861. <https://doi.org/10.1049/iet-gtd.2017.0141>
- [20] Dwork, C. (2008) Differential Privacy: A Survey of Results. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 1-19. https://doi.org/10.1007/978-3-540-79228-4_1
- [21] Dwork, C., McSherry, F., Nissim, K. and Smith, A. (2017) Calibrating Noise to Sensitivity in Private Data Analysis. *Journal of Privacy and Confidentiality*, **7**, 17-51. <https://doi.org/10.29012/jpc.v7i3.405>
- [22] Cheu, A., Smith, A., Ullman, J., Zeber, D. and Zhilyaev, M. (2019) Distributed Differential Privacy via Shuffling. In: *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 375-403. https://doi.org/10.1007/978-3-030-17653-2_13
- [23] Joseph, M., Roth, A., Ullman, J. and Waggoner, B. (2018) Local Differential Privacy for Evolving Data. *Proceedings of the 32nd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Montréal, 3-8 December 2018, 2381-2390.
- [24] 陈赟, 周敏, 赵文恺, 等. 电-碳联合市场下发电商激励性竞价策略[J]. 电网技术, 2024, 48(9): 3564-3573.