

考虑主客观因素的递进式双边匹配算法在发售两侧市场力风险识别中的应用

谢敬东¹, 颜鲁波², 杨雨琪², 洪辰³

(1. 上海电力大学能源与电力科创中心, 上海 200090; 2. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 3. 上海电力大学经济与管理学院, 上海 200090)

摘要: 当前我国电力市场正处于深化改革阶段, 发电侧与售电侧的串谋行为加剧了市场力滥用的风险, 严重危害了我国电力市场化进程。为了加强对电力市场化进程中发售两侧之间串谋问题的防范, 提出了一种基于考虑主客观因素的递进式双边匹配的发售两侧市场力风险识别模型, 该模型适用于电力市场中长期交易场景, 旨在识别该场景下发电商与售电商的市场力风险。该方法通过融合分析市场主体主客观行为特征, 构建“风险特征筛选-异常交易锁定”的全流程识别框架。通过利用 Borda 计数法量化发电侧与售电侧在报价、报量、合作稳定性 3 种维度下的主观偏好特征, 并引入熵平衡匹配算法对出清结果分布集中度进行客观量化, 最终实现风险主体的精准识别。算例结果表明, 该方法在准确识别高风险交易主体的同时可使市场监管效率得到有效提升。

关键词: 串谋风险; 匹配度; Borda 计数法; 熵平衡; 市场监管

Application of Progressive Bilateral Matching Algorithm Considering Subjective and Objective Factors in Market Power Risks Identification on Generation and Retail Sides

XIE Jingdong¹, YAN Lubo², YANG Yuqi², HONG Chen³

(1. Energy and Power Science and Technology Innovation Center, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 2. College of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China; 3. College of Economics and Management, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

Abstract: Currently, China's electricity market is in a phase of deepening reforms, where collusion between the generation side and the retail side intensifies the risk of market power abuse, severely hindering the market-oriented development of the power sector. To enhance the prevention of collusion between the generation and retail sides in the electricity marketization process, a progressive bilateral matching model for market power risk identification is proposed. This model is applicable to medium- and long-term trading scenarios in the electricity market and aims to identify market power risks among power generation companies and retail suppliers. By integrating the analysis of subjective and objective behavioral characteristics of market entities, the method establishes a comprehensive identification framework of "risk feature screening - abnormal transaction locking." It employs the Borda counting method to quantify subjective preference features of the generation and retail sides across three dimensions—pricing, volume bidding, and cooperative stability—while introducing an entropy-balanced matching algorithm to objectively quantify the concentration of clearing results. This ultimately enables precise identification of at-risk entities. Case study results demonstrate that the method not only accurately identifies high-risk trading entities but also effectively enhances market supervision efficiency.

Key words: collusion risk; matching degree; Borda counting method; entropy balance; market regulation

0 引言

随着我国电力市场化改革进入深水区,市场主体多元化趋势显著增强。发电商和售电商作为市场的重要参与者,常常通过价格和供需策略的博弈共同影响着市场的运行状况。然而,由于利益驱动的作用,发电商与售电商之间可能出现串谋行为,例如联合操控价格、限制供给等。这些行为不仅扰乱了市场秩序,还可能导致电力价格的异常波动,影响消费者利益和能源市场的稳定。因此,如何有效识别并防范发电侧与售电侧的市场串谋风险成为电力市场研究的重要课题。特别是在中长期集中交易中,发电商与售电商通过默契报价、稳定合作等方式操纵市场的行为,对市场秩序的影响具有隐蔽性和长期性,亟需针对性的识别方法。

电力市场的内在机理复杂,市场参与者之间的互动关系多样。在电力系统中引入市场化交易机制,无疑将极大地增加市场行为的复杂性和不确定性。特别是在发电商与售电商可能通过联合操控价格和供给量进行串谋的情况下,不仅会扰乱市场秩序,还可能导致电价异常波动,增加经济与监管风险。

总体来看,国内外对于电力市场串谋风险的监测及防控研究仍然较为分散,缺乏统一的理论框架和完善的风险辨识方法。目前关于电力市场风险防范已经有一些相关的研究成果。文献[1]研究了环境政策对电力发电行业风险暴露的影响,发现可再生能源配额标准和碳税的实施可以限制电力市场风险暴露,尤其是高水平的可再生能源配额标准。文献[2]研究了风险溢价方法在中东欧电力交易所发展中的适用性,并发现发展中国家的电力风险溢价模式与发达市场有所不同。文献[3]建立了基于GARCH-VaR方法电力市场运营风险识别与评估模型。文献[4-5]分别通过建立云模型和模糊Petri网模型,对达到对潜在危害行为的识别与预警。文献[6]提出了一种基于TGARCH-VineCopula理论的电价波动分析和风险度量方法,通过建立电价边缘分布和多维相依结构来分析电价之间的动态波动规律并测度风险。文献[7]提出了一种改进代价敏感直推式支持向量机的发电企业滥用市场力识别方法,通过降维和变分不等式求解问题识别滥用市场力的发电企业。文献[8-10]提出了电力现货市场信用风

险管理机制,包括信用预警管理、信用额度评估机制和多市场净额风险量化机制,能够降低售电公司参与电力市场的担保品要求并量化信用风险。文献[11-12]以电力用户历史缴费记录信息为基础,使用逼近理想解排序法与主成分分析法,提出一种电力用户的信用评价模型;文献[13]基于偏差熵理论构建了低压电力用户信用组合评价的模型,在保证组合偏差最小的基础上,实现了组合方法的相容性最大;文献[14]基于核主成分分析与物元可拓理论提出了一种售电公司信用评价的方法,实现了评价策略的降维,解决了模型对象模糊性的问题。

当前的市场串谋风险辨识算法主要包括经验统计特征方法、模式识别方法、机器学习方法、遗传进化方法以及神经网络方法等。然而,这些传统算法在应对市场串谋行为时的效果往往不尽如人意。例如,经典的模式识别算法通常依赖于单一变量和预设阈值,而串谋行为通常具有隐蔽性和复杂性,单一变量无法全面反映其特征,阈值的选择直接影响算法的效率和准确性,进而降低了算法在不同市场条件下的适应性和可移植性。尽管神经网络算法在一定程度上能够捕捉复杂模式,但其在辨识市场串谋风险时仍存在显著局限性。具体而言,神经网络算法对模型训练数据和参数的高度依赖可能导致过拟合问题,难以有效应对市场中动态变化的风险特征。此外,神经网络模型的黑箱特性也限制了对串谋行为机理的解释能力和实际监管中的应用推广。因此,亟需一种更加精准、高效的市场串谋风险辨识算法,能够结合多维度特征,实现对串谋行为的精准识别,并在不同市场环境下保持稳定的性能表现。

在双边匹配理论的应用研究方面,Borda计数法作为经典的序数偏好聚合方法,近年来在电力市场机制设计中展现出独特价值。文献[15]将Borda计数法引入企业自播电商模式下的供需匹配,通过多维度偏好排序实现了主播与企业的最优配对,验证了该方法在多属性决策中的适用性。而在电力市场领域,文献[16]创新性地将Borda计数法与动态风险优先数(risk priority number, RPN)相结合,构建了价格风险预警模型,证实了序数偏好聚合方法在电力市场风险特征提取中的有效性。信息熵理论在电力市场分析中的应用研究持续深化,文献[17]提出基于风险态度的犹豫模糊双边匹配方法,通过

熵权法优化匹配过程的公平性与满意度,为处理市场主体的不确定偏好提供了新思路。在风险分布特征分析方面,文献[18]构建了考虑市场力风险防范的出清机制,通过熵值法量化市场集中度,证实了熵指标在市场力监测中的敏感性。然而,现有研究对主客观因素的协同分析尚存不足,传统方法多单独采用主观偏好排序或客观分布分析,缺乏“主观行为特征初筛-客观结果分布验证”的闭环验证机制^[19-25]。基于以上研究,本文提出了一种基于考虑主客观因素的递进式双边匹配的发售两侧市场力风险识别模型。该方法首先通过基于 Borda 计数法的双边匹配模型从构建发电商与售电商之间的匹配矩阵,在交易阶段对大规模产生交易的发电侧与售电侧进行初步筛选处理;然后,锁定出清阶段,通过熵平衡匹配算法对出清后的高风险市场主体进行风险确认,以排除偶然因素的影响——通过锁定“高关联性+强协同性”的串谋主体,形成从“主观行为特征初筛-客观结果分布验证”的闭环监管链条,为精准打击市场操纵提供理论支持;最后,根据辨识结果提出针对性的风险防控策略,为监管机构实施有效的市场干预提供科学依据。

1 电力市场中串谋的经济动因

文献[26-27]分别从发电商以及串谋溢价和串谋行为的层面对电力市场串谋的动因做了详细介绍。电力市场中的串谋行为是指市场参与者(如发电商、售电商)为追求超额利润,通过私下协商或默契配合,联合操纵市场交易条件(如价格、电量、交易对象),破坏市场公平竞争的行为。这种行为具有隐蔽性、复杂性和危害性,严重威胁电力市场化改革的公正性和效率。

电力市场中串谋行为的经济动因根植于市场主体的利润最大化目标与市场结构的内在缺陷,本质上是参与者在特定约束条件下的策略性选择。主要有个体理性驱动、市场结构诱导、制度环境催化、行为策略演化 4 个方面的原因。

在个体理性驱动方面。串谋的核心目标是通过联合操控市场,获取远超正常竞争水平的利润。优势企业通过串谋维持高价,掩盖自身高成本劣势,并通过锁定交易条件,将风险转嫁给下游用户或竞争对手。例如,发电商合谋限产可将电价从竞争水平抬升至垄断水平,使利润成倍增长。在古诺模型

中,当市场中有 2 家发电商时,合谋利润可达竞争利润的 1.125 倍。这种暴利驱动下,企业有强烈动机突破竞争约束,通过串谋瓜分垄断收益。

在市场结构诱导方面。当市场由少数主体主导,串谋的协商成本低且监督容易。例如,某省前三大发电集团合谋限产 10%,即可显著抬高全省电价,而协调成本远低于分散市场。

在制度环境催化方面。一些新型交易模式(如绿证交易等)缺乏细化监管规则,跨区域交易监管协调困难,为串谋留下空间。现行法律对串谋的处罚通常为非法所得 1~5 倍,但若查处概率低于 20%,企业可能因“低成本高收益”铤而走险。

在行为策略演化方面。大型企业通过公开表态或率先调整策略,引导中小企业跟进。而中小参与者为避免被淘汰,可能被动加入串谋联盟。例如,某区域最大发电商提高长协报价后,其他企业因担心市场份额流失而同步跟进,形成无明文协议的默契合谋。

串谋行为的经济动因是多重因素交织的结果:市场结构缺陷提供了客观条件,个体逐利本性奠定了行为基础,制度环境漏洞降低了违法成本,策略演化机制则推动其从隐蔽走向群体化。文中提出的 Borda 计数法与熵平衡匹配模型,本质是通过量化市场主体的主观偏好协同性与客观交易集中性识别串谋。这一模型设计的底层逻辑,正是对串谋经济动因的直接回应。

2 双边匹配模型原理介绍

2.1 双边匹配基本原理

双边匹配的本质源于双边匹配模型(bilateral matching model, BMM)。该模型是博弈论和经济学中的一个基本模型,用来描述在两类不同参与者之间进行资源或服务配对的过程。在这种模型中,每一类参与者都有自己的偏好和需求,而匹配则是根据这些偏好和需求来进行的,目的是优化双方的合作效果或满足需求。

在实际应用中,双边匹配模型常用于解决资源分配问题、市场竞标、拍卖、劳动力市场等场景。而在电力市场的上下游参与者(如发电商与售电商)之间的博弈中,双边匹配模型有助于分析发电商与售电商如何通过合作或竞争来最大化各自的效用,进而影响市场结构和价格形成机制。

因此,本文将针对电力市场中发电侧与售电侧可能存在的纵向串谋问题(如协同报价、操控出清价格等),创新性地将双边匹配理论中的两种核心方法——Borda计数法与熵平衡匹配算法——进行有机融合,构建“主观行为特征初筛+客观结果分布验证”的双层协同识别框架。通过分阶段、多维度捕捉市场主体异常协同特征,对隐蔽性串谋行为的精准锁定,最终实现对电力市场中发电侧于售电侧串谋的现象的精确识别。

2.2 Borda计数法基本原理

Borda计数法(Borda count method, BCM)是一种基于序数偏好的群体决策方法。该方法通过排名赋分将离散的排序信息转化为连续分值,最终通过加权聚合得出综合排序结果。其核心特点有三点:1)排序优先:关注候选对象的相对排名而非绝对数值;2)赋分规则:排名越优(靠前)得分越高,总分反映综合偏好;3)抗极端干扰:通过序数赋分降低单一策略极端值的影响。

在电力市场中,发电商和售电商之间的交易可能有多个特征维度,如报价高低、成交量匹配度、历史合作频率等。Borda计数法可以对这些维度进行排序,赋予不同的权重,从而综合评估各交易对的风险程度。此外,Borda计数法生成的匹配度矩阵可以作为初步筛选工具,帮助监管机构缩小调查范围,提高效率。结合后续的熵平衡匹配算法,可以进一步验证这些可疑交易对的异常性,形成从“主观行为特征初筛-客观结果分布验证”的闭环分析流程。

2.3 熵平衡匹配基本原理

熵(Entropy)源自信息论,用于衡量系统的不确定性或信息量。在数学上,熵用于刻画概率分布的均匀程度,熵值越高,表示系统越随机、越不确定;熵值越低,则表明系统的状态更加确定,信息更加集中。对于其物理意义,熵可以用来衡量一个系统的无序程度,熵值越大,表示系统越趋向于随机状态,信息分布更为分散;熵值越小,则系统更有序,某些状态更具确定性。

在给定的概率分布 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 下,熵的计算公式为:

$$H(P) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (1)$$

式中: $H(P)$ 为熵值; n 为参与配对的交易对手数

量; p_i 为系统中第 i 个状态出现的概率,对数的底一般取2,即以比特(bit)为单位衡量熵值。

熵平衡匹配(entropy balanced matching, EBM)是一个结合了信息论中熵概念的优化匹配方法。它用于处理匹配问题,特别是在需要平衡参与者或资源分配时,利用熵的概念来衡量和优化匹配的“平衡性”和“多样性”。在匹配问题中,通常需要确保匹配后的数据在多个特征维度上保持均衡,而熵平衡方法通过调整匹配样本的权重,使得匹配后的数据在不同变量上的分布尽可能接近。熵平衡匹配的核心思想主要有3点:1)计算匹配变量的联合概率密度;2)计算匹配变量的原始分布熵值;3)构建熵平衡匹配度模型。熵平衡匹配的一般数学形式如下。

熵平衡匹配的优化目标是最小化权重分布的熵值,即

$$H_{\min} = -\min \left[\sum_{i=1}^n \omega_i \log_2(\omega_i) \right] \quad (2)$$

式中 ω_i 为样本 i 的权重。

该目标等价于迫使匹配权重向少数高匹配度主体集中,从而放大串谋行为的异常信号。

约束条件为:

$$\sum_{i=1}^n \omega_i x_i = \bar{x} \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^n \omega_i = 1, \omega_i \geq 0 \quad (4)$$

式中: x_i 为样本 i 的特征变量; $\bar{x}$ 为目标匹配样本的均值。

在电力市场中,需要识别发电商与售电商之间是否存在异常合作或串谋行为。由于电力市场的竞争环境受多种因素影响(如价格、交易历史、合同关系等),单一的匹配方法可能无法充分反映市场参与者之间的真实合作关系。因此,引入熵平衡匹配方法可以提高识别结果的准确性。根据信息论,熵值越高表明市场资源的分配越分散(即竞争充分),而熵值越低则意味着资源集中(可能由串谋导致)。在电力市场中,若少数发电商与售电商的匹配度显著高于其他主体,将导致熵值下降,此时熵平衡模型可通过权重调整识别异常集中现象。因此在本文中,熵平衡匹配从出清角度来验证双边匹配结果是否合理,市场中是否存在市场操控或串谋风险,以此来确保匹配结果在多个维度上是公平和多

样化的。

3 基于双边匹配算法的发售两侧市场力风险识别模型

3.1 考虑主客观因素的双边匹配算法流程设计

3.1.1 总体思路

本文中的双边匹配模型由基于 Borda 计数法的双边匹配模型和熵平衡匹配算法共同组成,并且分别从主观层面和客观角度对电力交易全阶段进行全面细致分析。上层为基于 Borda 计数法的双边匹配模型。在交易阶段,该模型通过主观偏好排序的方式对电力市场中的发电企业和售电企业进行大规模筛选,将初步的筛选结果以匹配度矩阵的方式呈现;下层由熵平衡匹配算法构成,在出清阶段,通过熵值衡量交易分布的集中性,以更加客观的角度反映交易分布,并对上层结果进行进一步的筛选验证,弥补上层算法的不足。

基于 Borda 计数法的双边匹配与熵平衡匹配的结合具有理论互补性。

1)从主观角度。在交易阶段,发电商和售电商之间的合作是基于多种主观偏好进行的,如报价偏好、成交量偏好以及历史合作稳定性等。Borda 计数法能够综合评估发电商和售电商之间的多维主观偏好,从而更准确地捕捉交易阶段的市场主体间的主观合作倾向。同时通过序数偏好聚合量化市场主体主观合作倾向,避免单一策略(如价格)的片面性。

2)从客观角度。出清阶段是市场实际交易结果形成的阶段,数据更加客观,反映了市场主体间的实际交易行为和市场资源的分配情况。熵平衡匹配基于信息熵理论,从客观出清数据分布角度衡量市场资源分配的异常集中现象,弥补了 Borda 计数法仅依赖主观行为偏好的局限性。

3)从计算量角度。交易阶段,市场主体众多,交易数据庞大。Borda 计数法通过排序赋分的方式,将离散的偏好信息转化为连续的分值,这一过程相对简单且计算效率较高。在出清阶段,虽然数据量可能相对交易阶段有所减少,但数据的复杂性和分析深度要求更高。由于前一步 Borda 计数法已经缩小了筛选范围,因此熵平衡匹配计算量已经被大幅减小,恰好可以在此基础上对小范围高风险交易对进行深度处理,最终锁定风险主体。

4)从抗干扰角度。交易阶段,市场易受策略性行为干扰。Borda 计数法在多维度偏好排序与聚合过程中,通过加权聚合生成匹配度矩阵。这种综合评估方式使得结果更加稳健,不易受到单一维度数据的异常波动影响。出清阶段的分析基于实际成交数据,而熵平衡匹配完全基于这些客观数据进行分析和计算。这种数据驱动的方法使得结果更加可靠,不易受到主观因素或外部干扰的影响。

5)二者的协同机制形成“行为初筛+结果验证”的双层防御:Borda 从主观偏好,通过报价、报量、合作稳定性三维度的序数偏好排序,将离散偏好转化为连续分值,以线性算法快速处理大规模交易数据,并通过简单的算法从大范围交易中锁定高风险主体;熵平衡则从客观分布,基于出清数据计算联合概率分布,通过香农熵和互信息量化异常集中性以复杂算法,从小范围交易中验证其交易是否偏离市场竞争的随机性规律,从而识别“高匹配度但分布异常”的串谋模式。这种互补性设计显著提升了模型的鲁棒性,既能抵御行为层策略性干扰,又能穿透结果层复杂噪声,为电力市场监管提供覆盖全流程的动态风险画像。

3.1.2 流程设计

基于以上理论基础,建立双边匹配模型,具体步骤如图 1 所示。

1) 建立基于 Borda 计数法的双边匹配模型

步骤一:确定匹配双方偏好。根据每个市场主体(发电商与售电商)的自身需求设定匹配因素,分别定义售电商偏好和发电商偏好,包括报价偏好、成交量偏好、合作稳定性。

步骤二:多主体偏好排序与聚合。采用 Borda 计数法对市场主体进行双向偏好排序,通过序数赋分规则(排名越优得分越高)将离散偏好转化为连续分值,运用多主体偏好排序的加权聚合生成初始匹配度得分。

步骤三:匹配度矩阵优化与初筛。计算所有市场主体的匹配得分,对匹配得分进行分位数阶段标记处理(90 %分位阈值截断),构建标准化 Borda 匹配度矩阵,通过异常值抑制策略降低极端报价干扰,实现高风险交易对的初步锁定。

2) 建立熵平衡匹配模型

步骤一:交易特征联合概率分布计算。基于出清数据构建无量纲特征向量(标准化电价-电量),

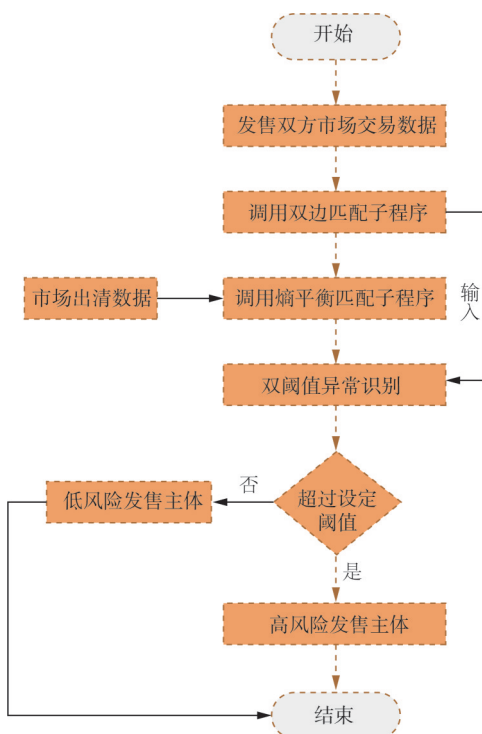


图1 双边匹配模型基本流程

Fig. 1 Basic process of match the bilateral model

采用高斯核密度估计(kernel density estimation, KDE)计算发电侧与售电侧交易的联合概率密度分布,揭示潜在的市场资源分配规律。

步骤二:熵值计算。分别计算发电侧与售电侧在各自概率分布下的香农熵,量化发电侧和售电侧匹配行为的随机性。该过程是熵平衡匹配的核心步骤。

步骤三:联合熵与互信息计算。基于得到的发电侧与售电侧之间的联合概率分布以及各自的香农熵,构建基于数据驱动的协同行为检测框架,通过发电侧和售电侧的联合概率分布得到其联合熵,并结合发电侧和售电侧香农熵得到最终的互信息值。

3) 匹配结果比对与高风险主体筛选

步骤一:风险主体联合判定。按照“主观+客观”、“交易过程+出清结果”的筛选思路,设置匹配度阈值与互信息阈值,构建“高主观匹配+强客观协同”的复合筛选条件。对同时满足双阈值的交易对标记为高危串谋主体,生成靶向监管清单。

3.2 基于Borda计数法的发售两侧市场风险主观因素识别方法

3.2.1 偏好排序策略的建立

图2为基于Borda计数法的发售两侧市场风险

主观因素识别方法具体流程。

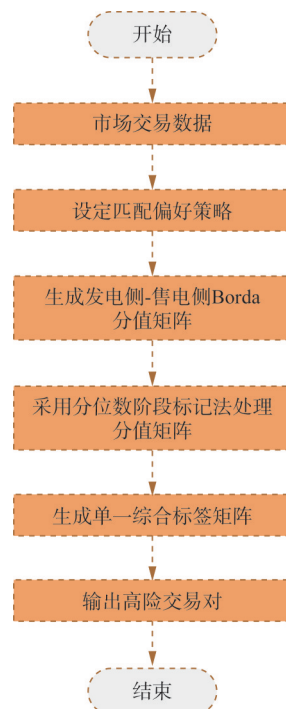


图2 主观因素识别方法基本流程

Fig. 2 Basic process of subjective factor identification methods

Borda计数法源于群体决策理论,能够将多方偏好转化为可量化的排序分值,适用于电力市场中发电商与售电商的多目标博弈场景。相较于简单加权平均法,Borda计数法通过排名赋分降低了极端值的影响,更符合市场主体“非极端化”的合作策略特征。本节将聚焦市场主体主观决策特征,利用Borda计数法从报价协同性、成交量适配度、历史合作稳定性3个维度构建偏好策略体系,揭示发电侧与售电侧的主观合作倾向。

在基于双边匹配的电力市场中,偏好排序是该匹配模型中的核心步骤之一。它决定了发电商和售电商之间的合作关系和市场匹配程度。偏好排序策略是用于量化各方在选择合作伙伴时的优先级和偏好,最终通过这些偏好进行排序,生成匹配度矩阵。

目前,发电商与售电商在交易中进行串谋行为所选择交易对象时主要有3个目标:一是以利益最大化为目标,二是以交易电量的适配性为目标,三是以两者长期合作的稳定性为目标。基于此,本文针对发售电两侧参与中长期集中交易时的报价偏好、报量偏好以及历史合作稳定性3个方面进行分

析, 如表 1 所示。

在以利益最大化为目标方面, 存在某些发电企业联合其手下的售电公司, 两者在参与集中交易时共同报高价, 以此达到抬高市场出清价格, 从而达到自己的利益目的。基于此, 本文设立报价偏好策略, 根据发售双方的报价进行排序, 价格高者优先。

以交易电量的适配性为目标方面, 存在某些发电企业联合其手下的售电公司, 或两家发电集团串谋, 通过对方手下售电公司, 在参与集中交易时买卖电量基本一致, 以此达到自己的利益目的。基于此, 本文设立报量偏好策略, 根据发售双方的报价进行排序, 报量相近者优先。

历史合作稳定性方面, 存在某些长期进行串谋行为的发电商与售电商, 以长期稳定的合作关系降低了合作的不确定性。基于此, 本文设立合作稳定性偏好, 根据双方参与交易的次数进行排序, 交易频繁者优先。

表 1 匹配偏好策略

Tab. 1 Matching preference policies

偏好策略名称	策略含义
价格偏好	根据发售双方的报价进行排序, 价格高者优先
成交量偏好	根据发售双方的报价进行排序, 报量相近者优先
合作稳定性偏好	根据双方参与交易的次数进行排序, 交易频繁者优先

3.2.2 匹配偏好矩阵

根据上文所分析的发电商和售电商的匹配倾向, 用偏好排序进行数学表示。利用 Borda 计数法将序信息转化为 Borda 分值, 以发电商 A_i 对售电商 $B_k (k=1, 2, \dots, n)$ 的偏好排序为例, 转化为:

$$s_{ij}^A = n - j_k + 1 \quad (5)$$

式中: A_i 为发电商; B_j 为售电商 ($i, j=1, 2, \dots, n$); s_{ij}^A 为 A_i 与 B_j 匹配时发电商 A_i 的满意度; j_k 为售电商对于发电商的偏好次序。当共有 6 家售电商向发电商 A_i 进行竞标时, 该发电商 A_i 对售电商 B_j 偏好次序为第二位时, 该售电商关于发电商的 Borda 分值为 $6-2=4$ 。

当发电商对 s 家售电商的偏好次序同时为 j_k 的情况下, 在该偏好次序下, 发电商对每个售电商的 Borda 分值为:

$$s_{ij}^A = n - j_k + 1 - (s - 1)/2 \quad (6)$$

式中 s 为排在同一相同偏好位次上的市场主体 (售电商) 数量。

因此, 受发电商偏好的售电商之间序关系 $B_{i1} \geq B_{i2} \geq \dots \geq B_{in}$ 可以转化为发电商对售电商偏好排序下的 Borda 分值矩阵 S'_A 。

$$S'_A = [s_{ij}^A]_{m \times n} \quad (7)$$

式中: m 为发电侧主体数量; n 为售电侧主体数量。

同理, 由此可得售电商对发电商偏好排序下的 Borda 分值矩阵 S'_B 。

$$S'_B = [s_{ij}^B]_{m \times n} \quad (8)$$

式中 s_{ij}^B 为 i 与 j 匹配时售电商 j 的满意度。

由于传统 Borda 计数法是将所有排名相加, 虽然简单, 但可能导致单一维度的突出表现被其他维度的低分拉低总排名。例如, 某个市场主体可能在价格匹配度上排名前 5%, 但在成交量和稳定性上排名较低, 导致总排名不高。因此, 这里采用分位数阶段标记法 (quantile stage labeling method, QSLM) 对以上 Borda 分值矩阵进行处理。

首先对每个分值矩阵分别计算其极端分位数 Q_{90} (匹配度得分中的前 10%), 当匹配度得分 $> Q_{90}$ 时标记为异常, 由此生成 3 个维度的布尔矩阵 B_{price} 、 B_{volume} 、 B_{stable} , 其中:

$$B_{ijk} = \begin{cases} 1, & s'_{ijk} > Q_{90} \\ 0, & s'_{ijk} \leq Q_{90} \end{cases} \quad (9)$$

式中: B_{ijk} 为第 K 维度布尔矩阵元素; s'_{ijk} 为第 i 发电-第 j 售电在第 K 维度的 Borda 得分

随后, 将 3 个布尔矩阵合并为单一综合标签矩阵 $S_A = [s_{ij}^A]_{m \times n}$, 保留所有异常信息, 其中:

$$S_A = B_{\text{price}} + B_{\text{volume}} + B_{\text{stable}} \quad (10)$$

式中 s_{ij}^A 为发电侧 Borda 分值。

同理可得售电侧单一综合标签矩阵 $S_B = [s_{ij}^B]_{m \times n}$, s_{ij}^B 为售电侧 Borda 分值。

最后, 可得发售电两侧匹配度矩阵 $S = [s_{ij}]_{m \times n}$, 有:

$$s_{ij} = \begin{cases} 1, & s_{ij}^A + s_{ij}^B > 0 \\ 0, & s_{ij}^A + s_{ij}^B = 0 \end{cases} \quad (11)$$

式中 s_{ij} 为发电侧与售电侧相加处理后的 Borda 分值。

需要说明的是, 布尔矩阵标记规则并非简单地将所有的公司直接标记为 1, 而是结合分位数阶段标记法 (取匹配度得分中的前 10% 作为极端分位数

Q_{90}), 仅当某交易对的偏好 Borda 分值超过 Q_{90} 时, 才会在布尔矩阵中标记为 1。这一设计既体现了“价格高者优先”的核心逻辑, 又通过分位数阈值避免了将所有高价主体一概而论地判定为风险对象, 而是聚焦于报价显著高于市场平均水平的异常交易对, 更贴合实际市场中“协同抬价”串谋行为的隐蔽性特征。

3.3 考虑主客观因素的双边匹配算法流程设计

3.3.1 熵平衡匹配基本流程

图 3 为基于熵平衡匹配算法的发售两侧市场风险客观因素识别方法的具体流程。

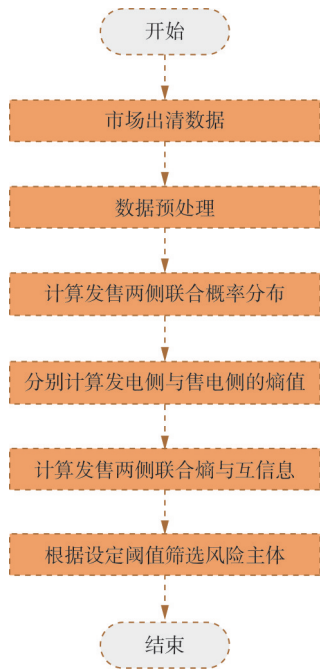


图 3 客观因素识别方法基本流程

Fig. 3 Basic process of objective factor identification methods

熵平衡匹配通过量化交易分布的集中性特征, 捕捉发电侧与售电侧在出清阶段的异常协同行为。根据信息论原理, 正常市场交易行为因供需动态调整会呈现随机性(高熵), 而串谋主体为实现利益绑定, 其交易电量与电价往往呈现稳定匹配模式(低熵)。本节将通过信息熵理论解析实际出清数据的分布特征, 并通过构建电价-电量联合熵与互信息分析, 结合阈值筛选机制, 从客观因素上实现高风险交易的精准定位。

在熵平衡匹配中, 熵平衡匹配模型的建立步骤如下。

1) 输入数据

根据市场出清结果, 收集由双边匹配模型初步筛选出的交易对集合 $F = \{(A_i, B_j)\}$ 以及它们的成交电价 p_{ij} 和电量 q_{ij} 。

2) 数据预处理

由于熵的计算通常基于概率分布, 同时需要消除量纲差异, 构建无量纲特征向量。因此, 基于高风险主体的出清价格与出清电量, 结合市场电价与电量的均值和标准差, 对高风险主体进行数据预处理, 为熵值计算提供统计基础。具体步骤如下。

$$\tilde{p}_{ij} = \frac{p_{ij} - \mu_p}{\sigma_p}, \tilde{q}_{ij} = \frac{q_{ij} - \mu_q}{\sigma_q} \quad (12)$$

式中: $\tilde{p}_{ij}$ 、 $\tilde{q}_{ij}$ 分别为标准化电价和标准化电量; μ_p 、 σ_p 和 μ_q 、 σ_q 分别为市场电价与电量的均值和标准差。

3) 联合概率分布计算

联合概率分布建模是熵平衡验证方法的重要环节。通过量化交易对的分布模式, 为后续熵与互信息计算提供概率基础, 从而识别异常协同行为。利用高斯核函数估计出清特征的联合概率密度分布公式如下。

$$f(p, q) = \frac{1}{nh_p h_q} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{p - \tilde{p}_{ij}}{h_p}\right) K\left(\frac{q - \tilde{q}_{ij}}{h_q}\right) \quad (13)$$

式中: n 为筛选后待分析可疑交易对总样本数量; h_p 、 h_q 为带宽参数, 通过最大似然交叉验证法确定; $K(\cdot)$ 为二维高斯核函数。

通过叠加核函数, 将离散交易数据转化为连续概率分布, 可以反映电价与电量的统计关联性。

4) 熵值计算

熵值可作为行为多样性策略。在电力市场中, 正常参与者为规避风险或响应价格信号, 通常会将交易分散至多个对手方(高熵); 而串谋者可能因利益绑定导致交易过度集中(低熵)。此为熵平衡匹配中的核心步骤, 主要目的是量化发电侧和售电侧匹配行为的随机性, 以此识别异常集中性。

对于发电侧而言, 对每个发电侧 i , 计算其概率分布的香农熵, 公式如下。

$$H(P_i) = - \sum_{k=1}^n P(\Delta p_i^k) \log_2 P(\Delta p_i^k) \quad (14)$$

式中: k 为售电商序号; $P(\Delta p_i^k)$ 为发电侧 A_i 的概率分布; $H(P_i)$ 为概率分布分布 $P(\Delta p_i^k)$ 的香农熵。若 $H(P_i) \rightarrow 0$, 表明发电侧的匹配度集中在极少数售电侧, 可能通过长期合同或合谋锁定交易; 若 $H(P_i)$

$-\log_2 M$ (最大值), 表明其匹配度均匀分布, 行为符合市场竞争预期。

类似地, 对每个售电侧 B_j , 计算其概率分布 $Q(\Delta q_j^k)$ 的熵值, 检测其购电行为的集中性。

3.3.2 联合熵与互信息分析

在电力市场中, 发电侧与售电侧之间潜在的纵向串谋行为(如价格操纵、虚假交易)通常表现为异常协同的交易模式。这种协同性可能通过双向绑定交易对(即特定发电侧与售电侧长期高频匹配)实现, 但其隐蔽性使得传统监管工具(如价格波动分析、市场集中度指数)难以有效识别。为此, 基于以上研究, 本文引入信息论中的联合熵(joint entropy)与互信息(mutual information, MI), 构建一种基于数据驱动的协同行为检测框架。该框架可量化发电侧与售电侧交易行为的非线性关联性, 同时筛选出匹配度高且协同性强的异常配对, 最终区分合法合作(如长期合同)与非法串谋, 提升监管精准性。具体步骤如下。

由于发电侧 A_i 的交易行为为随机变量 P , 售电侧 B_j 的交易行为为随机变量 Q , 其联合概率分布为 $P(\Delta_p^k, \Delta_q^l)$, 其联合熵为:

$$H(P, Q) = -\sum_{k=1}^m \sum_{l=1}^n P(\Delta_p^k, \Delta_q^l) \log P(\Delta_p^k, \Delta_q^l) \quad (15)$$

式中: Δ_p^k 为标准化电价 p 第 k 个离散区间分段; Δ_q^l 为标准化电量 q 第 l 个离散区间分段; $H(P, Q)$ 表示发电侧与售电侧之间的联合熵, 当 $H(P, Q)$ 显著低于 $H(P) + H(Q)$ 时, 表明两者的匹配行为存在强关联, 可能存在高风险行为。

互信息能捕捉非线性关联, 比传统相关系数更适合检测隐蔽的协同行为, 同时可衡量发电侧与售电侧的匹配行为的相互依赖程度, 即其存在风险的严重程度, 具体步骤如下:

$$I(P, Q) = H(P) + H(Q) - H(P, Q) \quad (16)$$

式中 $I(P, Q)$ 为发电侧与售电侧之间的互信息值, 互信息值 $I(P, Q)$ 越大, 说明两者行为协同性越强。

3.3.3 异常配对筛选

异常配对筛选本质是通过强度-模式联合条件, 在复杂市场行为中提取“高关联且高协同”的异常信号。在实际应用中, 串谋往往需满足利益绑定和行为隐蔽, 仅依赖匹配度或仅依赖互信息可能无法全

面捕捉异常行为, 最终导致误报。

筛选的首要目标是基于熵与匹配度的联合条件, 输出高可疑度配对列表。基于前文得到的匹配度矩阵 $S = [s_{ij}]_{m \times n}$, 通过优化模型筛选出高匹配度且低熵的异常配对。在最大化系统整体熵的同时, 保留高匹配度对目标函数如下。

$$\max \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N s_{ij} \log \frac{1}{s_i} \quad (17)$$

约束条件为:

$$I(P, Q) \geq \theta_{MI} \quad (18)$$

式中: M 、 N 分别为发电商与售电商数量; θ_{MI} 为设定的互信息阈值。

阈值大小可通过多尺度互信息分析模块确定, 该模块通过构建动态时间窗口捕捉市场行为的周期特征, 解决传统固定阈值难以适应市场状态变化的问题。设置 24 h(日内交易周期)、168 h(周度负荷周期)、720 h(月度计划周期)三级时间窗口。窗口滑动步长按市场交易频率动态调整, 现货市场采用 5 min 步长, 中长期市场采用日步长。

通过拉格朗日乘数法求解, 筛选出高匹配度且互信息可控的配对, 模型会优先保留高匹配度对中熵值较低者(即集中度高的配对)。依据实际情况可对不同区域或时段设置差异化权重——在供需紧张时段, 允许适当降低阈值, 而在常态时段提高阈值。同时, 可对高频交易对或关联企业(如同一母公司下的发电侧与售电侧)赋予更高权重。

4 算例分析

4.1 样本取样

为验证本文模型的有效性, 本研究选取某省电力市场集中交易市场数据作为研究对象, 从中选取了 13 家市场主体, 其中包括 5 家发电企业、8 家售电企业, 将发电企业分别记为 A1—A5, 售电企业记为 B1—B8。在选取的部分市场主体中, 已知隐含部分存在串谋倾向的主体。因此, 本文将通过考虑主客观因素的递进式双边匹配算法对其隐含的市场主体串谋现象进行精准识别。以下是关于所选取发电企业和售电企业在 2023 年每个月报量报价数据以及一年内的合作次数, 如表 2—

4所示。

表2 发电企业报量报价数据

Tab. 2 Generation enterprise's reported quantity and quoted price data

企业	申报电量/kWh	申报电价/元
A1	1 200	385
A2	800	410
A3	1 500	435
A4	600	360
A5	1 000	395

表3 售电企业报量报价数据

Tab. 3 Data on electricity sales enterprises' reported volume and quoted price

企业	申报电量/kWh	申报电价/元
B1	950	425
B2	1 100	435
B3	800	385
B4	1 300	450
B5	700	370
B6	900	415
B7	1 450	460
B8	750	390

表4 历史合作次数矩阵

Tab. 4 Historical cooperation frequency matrix

企业	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
A1	2	8	1	7	0	3	1	2
A2	3	1	9	0	2	6	0	5
A3	12	10	2	1	0	0	11	4
A4	0	0	0	0	5	0	3	0
A5	6	0	5	0	1	4	0	0

4.2 匹配度分析

根据本文目标,分别从报量、报价、历史合作三方面综合考察这13家企业情况并打分。

根据得分情况可算出这13家企业的偏好排序,进而由布尔矩阵分别得到发电侧与售电侧的单一综合标签矩阵。

$$S_A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (19)$$

$$S_B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (20)$$

以算例中发电企业A3(申报电价435)和售电企业B7(申报电价460)为例,二者报价在各自群体中均处于高位,其价格偏好Borda分值显著超过 Q_{90} ,因此在价格偏好布尔矩阵中被标记为1,这与串谋主体通过高价协同获利的行为特征高度吻合;而对于报价处于中等水平的主体(如发电企业A1申报电价385),即使其价格高于部分市场主体,若未达到 Q_{90} 阈值,也不会被标记为1,从而减少了因正常高价策略导致的误判。

根据得到的单一综合标签矩阵,“1”表示匹配成功,即存在风险的交易主体,“0”表示匹配失败,即不存在风险的交易主体。可得最终的发售电两侧匹配度矩阵 $S = [s_{ij}]_{m \times n}$,有:

$$S = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

因此,在以最大化双边匹配度为目标的双边匹配机制下,发电侧和售电侧匹配成功的情况依次为:

(A1, B2), (A1, B4), (A2, B3), (A2, B6), (A2, B8), (A3, B1), (A3, B2), (A3, B7), (A3, B8), (A4, B5), (A4, B7), (A5, B1), (A5, B3), (A5, B6)

通过匹配度分析发现,发电侧市场主体A3和A5与多个售电侧都存在交易嫌疑,存在与其余售电公司共同操纵市场的可能。因此,可在后续的出清监测阶段对其进行重点监测分析。

4.3 熵值分析

为验证熵平衡匹配模型的有效性,对初步筛选出的14组可疑交易对进行深入分析。根据这5家发电企业、8家售电企业的2023年1月—12月集中交易市场出清数据以及2023年年度出清数据对可疑主体进行数据预处理,其中包含各交易对的标准化电价 $\tilde{p}_{ij}$ 与电量 $\tilde{q}_{ij}$,得到发售两侧的熵值与联合概率分布如图4—5所示。

由图4—5可知,发电侧市场主体A3和售电侧

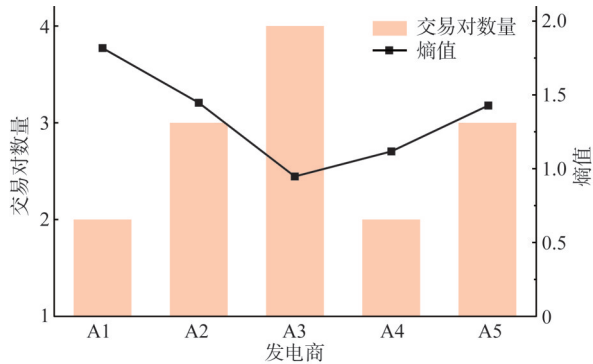


图4 售电侧熵值

Fig. 4 Entropy on the selling side

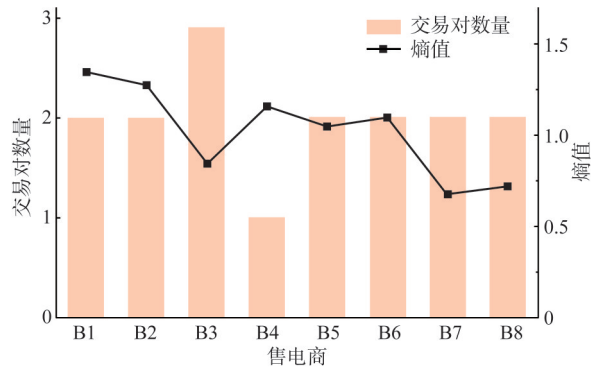


图5 发电侧熵值

Fig. 5 Entropy on the power generation side

B7均表现出显著的低熵特征，其交易行为集中度明显高于市场平均水平，因此可在后续分析中加大对A3和B7的跟踪监测。

接下来计算发电侧与售电侧联合概率分布，分布结果如表5所示。

通过表5分析得到发售两侧的熵值和概率分布后，对前文中可疑交易对进行联合熵与互信息分析，以进行最后对可疑对象的风险确认和筛选。设定互信息阈值为 $\theta_{mi} = 1.5$ ，当 $I(P_i; Q_j) \geq 1.5$ 时，将此时的交易对确定为高风险交易对。可疑交易对的联合熵与互信息分布如表6所示。

图6—7为高风险对联合熵与互信息分布图。

图6—7中，横坐标表示异常交易对，纵坐标分别表示交易对的联合熵与互信息。由此可以看到，经过高风险交易对有：

(A1, B2), (A1, B4), (A2, B8), (A3, B1), (A3, B2), (A5, B1)

该结果与实际串谋情况相同。

值得注意的是，(A2, B2), (A3, B7)交易对虽然互信息值略超阈值，但深入分析其出清分布发

表5 高风险对的联合概率分布

Tab. 5 Joint probability distribution of high-risk trading pairs

交易对	标准化电价 $\tilde{p}_{ij}$	标准化电量 $\tilde{q}_{ij}$	联合概率密度 $f(p, q)$	分布特征
(A1, B2)	1.2	0.8	0.18	高电价, 中等电量, 分布集中
(A1, B4)	0.9	1.5	0.12	中等电价, 高电量, 分布分散
(A2, B3)	-0.3	0.5	0.10	低电价, 中等电量, 分散
(A2, B6)	1.8	-0.2	0.08	高电价, 低电量, 异常分散
(A2, B8)	0.5	1.0	0.15	中等电价, 高电量, 较集中
(A3, B1)	2.0	1.5	0.35	极高电价与电量, 高度集中
(A3, B2)	1.5	1.2	0.22	高电价与电量, 集中
(A3, B7)	2.2	1.8	0.40	高密度, 极端集中
(A3, B8)	0.8	-0.5	0.06	中等电价, 低电量, 分散
(A4, B5)	-1.0	0.3	0.05	极低电价, 中等电量, 分散
(A4, B7)	0.7	0.6	0.12	中等电价电量, 分散
(A5, B1)	1.1	0.9	0.16	高电价电量, 较集中
(A5, B3)	-0.5	0.4	0.07	低电价, 中等电量, 分散
(A5, B6)	1.3	-1.0	0.04	高电价, 极低电量, 异常分散

现，该交易对存在典型的“价格离散-电量集中”特征。这种“量稳价动”的操作模式疑似通过高频次、小幅度价格调整规避监管监测，但熵平衡算法通过捕捉其电量分布的极端集中性仍能有效识别风险。由此可见本文考虑主客观因素的递进式双边匹配模型在识别电力市场市场力风险，尤其是发电侧与售电侧之间的市场风险方面表现出更好的效果，具有较强的辨识能力。

4.4 方法对比

为验证模型性能，本文在该省电力市场数据集上进行对比实验，选取单一Borda计数法、单一熵平衡匹配法、随机森林模型共3中模型与本文方法进行对比实验。此外，本文采用误报率(false positive rate, FPR, 其值用 F_{PR} 表示)、漏报率(false negative rate, FNR, 其值用 F_{NR} 表示)、准确率(accuracy, 其值用A表示)、计算耗时等指标从不同的方面来衡量模型的性能。

表 6 高风险对的联合熵与互信息分布
Tab. 6 Joint entropy and mutual information distribution of high-risk trading pairs

交易对	联合熵 H_{ij}	$\theta_{MF}/(\text{bit})$	是否异常 ($I(P_i; Q_j) > 1.5$)
(A1,B2)	0.97	2.13	是
(A1,B4)	0.24	2.74	是
(A2,B3)	1.11	1.19	否
(A2,B6)	1.85	0.70	否
(A2,B8)	0.50	1.67	是
(A3,B1)	0.20	2.10	是
(A3,B2)	0.47	1.76	是
(A3,B7)	0.11	1.52	是
(A3,B8)	0.15	1.52	否
(A4,B5)	0.81	1.36	否
(A4,B7)	0.59	1.21	否
(A5,B1)	0.86	1.92	是
(A5,B3)	1.43	0.85	否
(A5,B6)	2.17	0.36	否

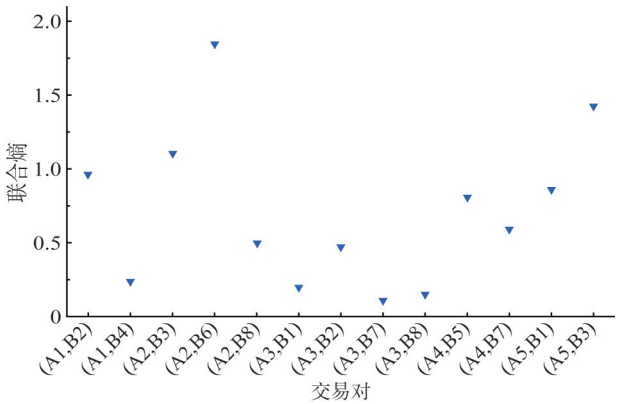


图 6 高风险对的联合熵分布
Fig. 6 Joint entropy distribution of high-risk trading pairs

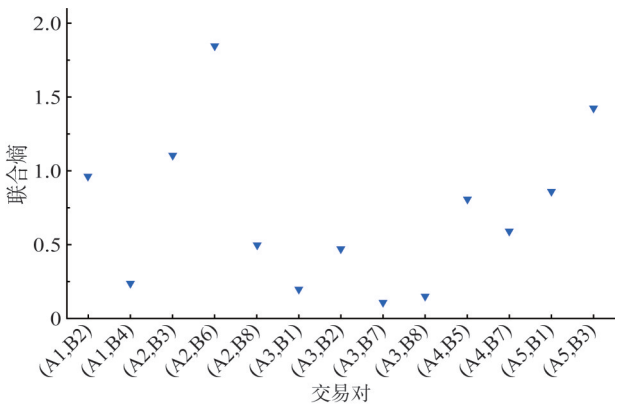


图 7 高风险对的互信息分布
Fig. 7 Mutual information distribution of high-risk trading pairs

$$F_{PR} = \frac{T_N}{A_T} \tag{19}$$

$$F_{NR} = \frac{F_P}{A_T} \tag{20}$$

$$A = \frac{T_P}{A_T} \tag{21}$$

式中: T_N 为真反例数量(true negative), 及被误判为串谋的正常交易数量; F_P 为假正例数量(false positive), 即被误判为正常的串谋交易数量; T_P 为真正例数量(true positive), 即正确的判断数量; A_T 为总交易数量(all transactions)。

最终结果对比如表 7 所示。

表 7 实验结果对比 Tab. 7 Comparison of experimental results				
方法	FPR 值/%	FNR 值/%	Accuracy 值/%	计算耗时
单一 Borda 计数法	5.2	12.5	94.1	100 ms
单一熵平衡匹配法	4.7	9	94.6	30 s
随机森林模型	3.8	15	95.4	2.5 s(不含训练)
本文方法	1.5	8	98.6	1 s(Borda)+5 s(熵平衡)

从表中数据可以看出本文算法在识别准确率相比其他 3 种算法较高, 且在误报率和漏报率方面更低于其余算法, 同时在计算耗时上也相对节省时间。由此可见本文模型在识别电力市场市场力风险方面表现出更好的效果, 具有较好的鲁棒性与适用性。

5 结论

电力市场化改革的目标是通过均衡发展市场建设和治理, 提高能源电力并促进经济社会发展。但是, 由于当前电力市场中尚未有强有力的电力市场市场力风险识别技术手段, 本文针对我国电力市场化进程中发电侧与售电侧潜在的串谋风险, 依据交易和出清两个阶段的主观行为与客观结果, 构建了基于考虑主客观因素的递进式双边匹配的发售两侧市场力风险识别模型, 形成了“主观行为特征初筛-客观结果分布验证”的风险识别闭环。通过某省电力市场实际交易数据的验证, 得到以下结论。

1) 基于 Borda 计数法的双边匹配模型通过多维特征融合, 能有效捕捉市场主体间的主观合作倾向。算例分析表明, 该模型对报价协同性、成交量适配度及合作稳定性等关键风险特征展现出显著敏

感性,较传统单策略方法误报率显著降低,有效实现了高风险交易对的初步锁定。

2)熵平衡匹配算法通过量化客观出清结果的分布熵值,能精准识别异常交易集中现象。互信息分析进一步揭示了发售电两侧的非线性关联,在算例中能够成功捕捉到高风险交易对的隐蔽操控模式,验证了算法对串谋行为的适应性,弥补了传统相关系数法的不足。

3)Borda计数法和熵平衡匹配结合的双边匹配机制创新性地实现了“主观行为特征初筛-客观结果分布验证”的闭环验证。实证结果显示,该模型对串谋行为的综合识别准确率较单一维度分析方法均有显著提升。在中长期集中交易市场的监管实践中,可有效辅助识别隐蔽性串谋行为,为该场景下的市场力防控提供技术支撑。特别在关联企业识别方面,能够成功检测出同一控股集团下属发电企业与售电公司的异常交易,为穿透式监管提供了技术支撑。

4)通过建立匹配度矩阵与互信息阈值的动态调整机制,实现了不同市场态势下的差异化监管。实际应用表明,该体系可使市场监管效率得到有效提升,能够显著缩短异常交易调查周期。

5)该模型的核心框架具备跨领域适应性,可推广至其他存在协同风险的市场场景,如股票市场、电商平台等串谋场景中。可通过适配不同市场的数据特征(如金融市场的高频交易数据、大宗商品市场的交割数据),实现对各类协同风险的精准识别,为多领域市场监管提供通用化的技术范式。

后续研究将继续着重于双边匹配模型的完善,并考虑引入时序动态匹配机制,捕捉市场主体策略性行为演化特征。为运营监管机构管理更复杂的电力市场进行进一步的研究,为我国电力市场风险防控体系的智能化转型提供重要参考,同时推动该方法在跨行业市场风险治理中的实践应用。

参考文献

- [1] INZUNZA A, MUÑOZ F D, MORENO R. Measuring the effects of environmental policies on electricity markets risk[J]. *Energy Economics*, 2021(102): 105470.
- [2] JUKAN M K. Electricity market risk premia: evidences from developing power exchanges in central and eastern europe[J]. *Journal of Economics, Management and Trade*, 2018(1): 1-10.
- [3] WANG X, HUANG H, ZHAO W, et al. Risk warning system of market power monitoring in electricity market[J]. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2021(831): 12005.
- [4] 刘敦楠,张潜,李霄彤,等.基于云模型与模糊Petri网的电力市场潜在危害行为识别[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(2): 25-33.
LIU Dunnan, ZHANG Qian, LI Xiaotong, et al. Identification of potential harmful behaviors in the electricity market based on cloud models and fuzzy Petri nets[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(2): 25-33.
- [5] 刘军,王苗,严清心,等.基于组合赋权和梯形云模型的发电商市场力评价[J]. *电力科学与技术学报*, 2021, 36(2): 58-66.
LIU Jun, WANG Miao, YAN Qingxin, et al. Market power evaluation of power producers based on combination weighting and trapezoidal cloud model[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2021, 36(2): 58-66.
- [6] 谢航,赖春羊,曾宏,等.基于TGARCH-VineCopula的电价波动分析及风险度量研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(4): 13-23.
XIE Hang, LAI Chunyang, ZENG Hong, et al. Research on electricity price fluctuation analysis and risk measurement based on TGARCH VineCopula[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(4): 13-23.
- [7] 王文婷,安爱民,保承家,等.基于改进代价敏感直推式支持向量机的发电企业滥用市场力识别[J]. *电力系统保护与控制*, 2022, 50(11): 102-111.
WANG Wenting, AN Aimin, BAO Chengjia, et al. Identification of market power abuse in power generation enterprises based on improved cost sensitive direct push support vector machine[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(11): 102-111.
- [8] 陈晓东,田琳,甘倍瑜,等.美国电力批发市场的信用额度评估机制分析[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(19): 98-105.
CHEN Xiaodong, TIAN Lin, GAN Beiyu, et al. Analysis on the line of credit evaluation mechanism of the US electricity wholesale market[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2018, 42(19): 98-105.
- [9] 徐宏,林新,朱策,等.电力市场信用评级管理建设探讨[J]. *电网技术*, 2020, 44(7): 2582-2593.
XU Hong, LIN Xin, ZHU Ce, et al. Discussion on the construction of credit rating management in the electricity market[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(7): 2582-2593.
- [10] 田琳,甘倍瑜,孙谦,等.广东电力现货市场信用风险管理[J]. *南方电网技术*, 2019, 13(6): 50-56.
TIAN Lin, GAN Beiyu, SUN Qian, et al. Credit risk management in spot market of Guangdong electric power[J]. *Southern Power System Technology*, 2019, 13(6): 50-56.
- [11] 杨铮宇,田园,李申章.基于主成分分析和层次分析的高压电力用户信用评价模型研究[J]. *云南大学学报(自然科学版)*, 2020, 42(S2): 6-12.
YANG Zhengyu, TIAN Yuan, LI Shenzhang. Research on credit evaluation model for high voltage power users based on principal component analysis and analytic hierarchy process[J]. *Journal of Yunnan University (Natural Science Edition)*, 2020, 42(S2): 6-12.
- [12] 曹清山,郑梦莲,丁一,等.新电改背景下基于多属性决策的电力客户评估和选择研究[J]. *电网技术*, 2018, 42(1): 117

- 127.
- CAO Qingshan, ZHENG Menglian, DING Yi, et al. Multi-attribute decision making model for customer evaluation and selection in electricity market[J]. Power System Technology, 2018, 42(1): 117 - 127.
- [13] 马文, 杨铮宇, 张梅. 基于偏差熵的低压电力用户信用组合评价研究[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2020, 42(S2): 1 - 5.
- MA Wen, YANG Zhengyu, ZHANG Mei. Research on credit portfolio evaluation of low-voltage power users based on deviation entropy[J]. Journal of Yunnan University (Natural Science Edition), 2020, 42(S2): 1 - 5.
- [14] 张云雷, 段光, 俞静, 等. 基于KPCA-MEE的电力市场售电公司信用评价研究[J]. 中国电力, 2018, 51(7): 128 - 135.
- ZHANG Yunlei, DUAN Guang, YU Jing, et al. Credit evaluation research based on the KPCA-MEE power market electricity sales company[J]. Electric Power, 2018, 51(7): 128 - 135.
- [15] 杨磊, 刘莲莲. 企业自播电商模式下企业与主播的双边匹配博弈研究[J]. 山东科技大学学报(社会科学版), 2024, 26(4): 99 - 112.
- YANG Lei, LIU Lianlian. Research on the bilateral matching game between enterprises and streamers under the enterprise self-broadcasting e-commerce model[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Social Sciences Edition), 2024, 26(4): 99 - 112.
- [16] 谢敬东, 关博文, 陆池鑫. 基于动态RPN的电力市场价格风险柔性化防范技术[J]. 南方电网技术, 2026, 20(2): 53 - 65, 77.
- XIE Jingdong, GUAN Bowen, LU Chixin. Flexible prevention technology for electricity market price risk based on dynamic RPN[J]. Southern Power System Technology, 2026, 20(2): 53 - 65, 77.
- [17] 刘烈璋, 陶媛, 乐琦. 考虑基于风险态度的满意度和公平度的犹豫模糊双边匹配行为决策方法[J]. 系统科学与数学, 2024, 44(7): 2013 - 2030.
- LIU Liezhang, TAO Yuan, LE Qi. A hesitant fuzzy bilateral matching behavior decision-making method considering satisfaction and fairness based on risk attitude[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2024, 44(7): 2013 - 2030.
- [18] 谢敬东, 刘思旺, 孙欣, 等. 考虑市场力风险防范的电力市场出清机制[J]. 电力建设, 2023, 44(4): 18 - 28.
- XIE Jingdong, LIU Siwang, SUN Xin, et al. Electricity market clearing mechanism considering market force risk prevention[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(4): 18 - 28.
- [19] 孙立恒, 卢凌, 占慧莲. 异质机构投资者影响了公司债权代理成本吗——基于PSM和熵平衡匹配法的实证研究[J]. 财务与金融, 2022(6): 74 - 80.
- SUN Liheng, LU Ling, ZHAN Huilian. Does heterogeneous institutional investor affect the agency cost of corporate debt? an empirical study based on PSM and entropy balance matching method[J]. Finance and Banking, 2022(6): 74 - 80.
- [20] 吴问足, 王旭辉, 卢苑, 等. 基于分形理论的电力现货市场出清电价预测方法[J]. 中国电力, 2025, 58(9): 183 - 193.
- WU Wenzu, WANG Xuhui, LU Yuan, et al. A forecast method for electricity spot market clearing prices based on fractal theory[J]. Electric Power, 2025, 58(9): 183 - 193.
- [21] 李方姝, 余昆, 陈星莺, 等. 碳约束下基于双重博弈的电力零售商售电价格决策优化[J]. 中国电力, 2024, 57(5): 126 - 136.
- LI FANG Shu, YU Kun, CHEN Xingying, et al. Price decision optimization for electricity retailers based on dual game under carbon constraints[J]. Electric Power, 2024, 57(5): 126 - 136.
- [22] 谢敬东, 黄溪滢, 卢浩哲, 等. 电力市场中市场力风险防范方法的研究[J]. 价格理论与实践, 2020(12): 49 - 53, 162.
- XIE Jingdong, HUANG Xiying, LU Haozhe et al. Research on the risk prevention method of market power in electricity market[J]. Price: Theory & Practice, 2020(12): 49 - 53, 162.
- [23] 黄伟, 闫彬禹, 熊伟鹏, 等. 基于两阶段博弈的主动配电网运营机制[J]. 南方电网技术, 2017, 11(9): 79 - 87.
- HUANG Wei, YAN Binyu, XIONG Weipeng, et al. Operation mechanism of active distribution network based on two-stage game[J]. Southern Power System Technology, 2017, 11(9): 79 - 87.
- [24] 李铭洋, 樊治平, 乐琦. 考虑稳定匹配条件的一对多双边匹配决策方法[J]. 系统工程学报, 2013, 28(4): 454 - 463.
- LI Mingyang, FAN Zhiping, LE Qi. One-to-many bilateral matching decision method considering stable matching conditions[J]. Journal of Systems Engineering, 2013, 28(4): 454 - 463.
- [25] 曾鸣, 童明光, 张艳馥, 等. 我国未来电力市场中的经济风险——市场力风险及其防范问题[J]. 电网技术, 2004, 28(9): 44 - 49.
- ZENG Ming, TONG Mingguang, ZHANG Yanfu, et al. Economic risks in China's future electricity market - market power risks and their prevention issues[J]. Power System Technology, 2004, 28(9): 44 - 49.
- [26] 俞晓红. 电力市场运营中卖方串谋动机分析[J]. 华东电力, 2007(3): 45 - 48.
- YU Xiaohong. Analysis of the motivation for seller collusion in the operation of the electricity market[J]. East China Electric Power, 2007(3): 45 - 48.
- [27] 张粒子, 张集, 程瑜. 电力市场中的串谋溢价和串谋行为规制[J]. 电网技术, 2006, 30(24): 61 - 67.
- ZHANG Lizi, ZHANG Ji, CHENG Yu. Collusive premium and regulation of collusive behavior in electricity market[J]. Power System Technology, 2006, 30(24): 61 - 67.

收稿日期: 2025-07-01; 网络首发日期: 2025-10-10

作者简介:

谢敬东(1968), 男, 研究生导师, 博士, 研究方向为电力市场建设及其监管、智能微电网和配电网安全分析, xie_jd@shiep.edu.cn;

颜鲁波(2000), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力市场风险防范, 1336291957@qq.com;

杨雨琪(2001), 女, 硕士研究生, 研究方向为电力系统安全电力市场分险防护, 1226517591@qq.com。