

基于数据市场类型的数据定价模型研究

任洪润^{1,2}, 朱扬勇^{1,2}

1. 复旦大学计算机科学技术学院, 上海 200438;
2. 上海市数据科学重点实验室, 上海 200438

摘要

市场是产品价格形成的过程, 不同市场的价格形成方式是不一样的, 产品定价模型是对市场形成产品价格过程的一种抽象。当前, 数据的市场需求已经形成, 但有效的数据市场尚未形成, 数据定价还在探索阶段。现有的数据定价模型大部分是针对某些特定数据交易场景设计的, 而不是针对特定数据市场类型设计的。考虑数据市场的经济学市场类型, 从经济学视角将当前数据市场划分为卖方垄断市场、买方垄断市场、寡头垄断市场、中心化完全竞争市场以及去中心化完全竞争市场5种数据市场类型, 将现有的数据定价模型归纳到相应的数据市场类型中。通过分析数据市场类型与数据定价模型的依存关系, 提出数据定价的“市场类型原则”, 为数据要素市场建设及数据定价提供理论指导。

关键词

数据定价; 数据产品; 数据市场类型; 定价模型

中图分类号: TP311

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.2096-0271.2023052

Research on data pricing model based on data market type

REN Hongrun^{1,2}, ZHU Yangyong^{1,2}

1. School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 200438, China
2. Shanghai Key Laboratory of Data Science, Shanghai 200438, China

Abstract

The market is the process of establishing product prices, and the methods of establishing prices in different markets are different. The pricing model of product is an abstraction of the process of establishing product prices in the market. At present, the market demand for data has been formed, but an effective data market has not yet been formed and data pricing is still in the state of exploration. Most of the existing data pricing models are designed for some specific data transaction scenarios, rather than for specific types of data markets. This paper considers the economic market types of the data market, and divides the current data market into five data market types from the perspective of economics: monopoly market, monopsony market, oligopoly market, centralized perfect competition market and decentralized

perfect competition market. Existing data pricing models are summarized into corresponding data market types. By analyzing the dependence relationship between data market types and data pricing models, the "market type principle" of data pricing is proposed to provide theoretical guidance for the construction of data element markets and its data pricing.

Key words

data pricing, data commodity, type of data market, pricing model

0 引言

随着数字经济的发展,数据作为数字经济的关键要素已经得到广泛认同,数据资产化也正受到越来越多的关注,朱扬勇等人^[1]在2018年首次提出数据资产是一种新的资产类别。在数据进行资产化并作为生产要素进入经济活动的过程中,数据价格的形成是一项关键性活动。而数据市场又是数据价格形成的过程,即数据市场要成为一种典型的生产要素市场,就需要建立顺应发展需求和自身特殊规律的价格形成机制,以有效反映数据要素市场的供需关系和数据的实际价值贡献^[2]。当前数据市场建设渐趋活跃,数据交易行为也逐渐丰富和多元化。国外数据交易发展起步较早,目前已形成了众多专业领域的数据交易市场,如OpenSea公司提供的加密资产数据交易、Gnip公司提供的社交网络数据交易、DataCoup和Reklaim公司提供的个人数据交易、Xignite公司提供的金融数据交易等,以及Datarade、BDEX、DAWEX等综合性数据交易平台提供的多种类型的数据交易等。国内从2014年开始探索建立数据交易场所,以期实现并促进数据交易和数据市场发展,到目前已有50家左右的数据交易机构先后成立,其中较为知名的有上海数据交易所、北京国际大数据交易所、深圳数据交易所有限公司、贵阳大数据交易所等。

经济学认为,市场是产品价格形成的过程。不同市场的价格形成的方式是不一样的,产品定价模型是对市场形成产品价格过程的一种抽象。因此,从经济学视角,数据市场应该是数据产品价格形成的过程,而数据产品的定价模型则是对数据市场定价实践的概括和抽象。鉴于数据产品尚未达成共识并形成严格定义,现有数据市场有数字产品、软件产品、数据集、流式数据、数据分析报告、数据服务、机器学习模型、数字资产等形式的数据发生交易,本文统称为数据交易,相应的定价称为数据定价。数据定价模型的建立和推广可以指导和规范数据市场的定价行为。Kushal等人^[3]描述了数据定价模型的一组理想属性,数据定价模型首先应当确保无套利^[4],即数据作为整体出售时的价格应低于各单位数据价格的和;其次,定价模型还应保证收益递减,保证数据价格随着售出的单位数量呈次线性变化^[5];另外,定价模型应保证最大化消费者购买力,尽量接近消费者的最大支付意愿^[6];最后,定价模型还需要考虑销售重叠数据的竞争对手的数量及其数据集的价格^[7]。一些学者针对特定数据交易场景研究了相应的定价模型,比如针对个人数据交易场景^[8-11],Shen等人^[10]提出基于元组粒度的个人大数据定价模型;Niu等人^[11]提出了一种具有保留价格约束的上下文动态定价机制,从数据经纪人的角度研究如何交易个人数据以最大化其累积收入;Xu等人^[12]研究了数据收集器向多个数据所有者顺序购买数据的定价

问题,将收集器的顺序决策问题建模为多臂老虎机问题。Jin等人^[13]则研究了移动群智感知^[13-15]数据收集过程中的用户激励,即移动群智感知流式数据的定价问题;Zheng等人^[14]考虑将移动群智感知数据的统计结果作为数据市场中交易的产品,利用收集的数据向数据消费者提供服务。在云资源交易场景^[16-18]中,Tsai等人^[18]提出与时间相关的智能数据定价模型,通过在不同时期为网络用户提供不同的价格来缓解网络拥塞。针对机器学习模型交易场景^[19-22],Wang等人^[23]提出联邦沙普利值为机器学习模型协作训练中的数据集定价;Chen等人^[24]则提出了一种基于模型的定价框架,该框架不是对数据集定价,而是直接对机器学习模型实例定价。

总体来看,现有数据定价模型主要是面向特定交易场景设计的。然而,实际数据市场中的交易场景无法穷尽,为每个交易场景设计定价模型是不可行的。但可以明确的是,无论交易场景如何改变,数据交易行为均发生在经济学意义的数据市场中,而数据交易场景对应的市场类型又离不开垄断市场、寡头垄断市场、垄断竞争市场、完全竞争市场等经济学的市场类型。因此,基于上述几种经济学市场类型开展数据定价模型的研究是必要且有实际意义的。

围绕当前数据要素市场主要探索的数据集交易、流式数据交易、数据服务交易、机器学习模型交易等交易类型,研究了现有数据定价模型与数据市场类型的关系。首先,分析了数据市场类型的现有划分方式,并从经济学视角出发,将当前数据市场划分为卖方垄断市场、买方垄断市场、寡头垄断市场、中心化完全竞争市场、去中心化完全竞争市场5种数据市场类型;其次,将数据定价模型分为基于博弈论策略和非博弈论策略的两大类,将现有定价模

型与数据市场类型相匹配;最后,提出了设计数据定价模型的“市场类型原则”,为数据要素市场建设及其数据定价提供理论指导。

1 面向交易场景的数据定价

1.1 数据交易实例

数据交易主要指数据所有人依据法律在市场交易规则下进行自由交易,数据交易可以是各种数据权利的转移或授予^[25-26]。当前,数据市场有数字产品、软件产品、数据集、流式数据、数据分析报告、数据服务、机器学习模型、数字资产等形式的数据发生交易,表1列出了这些交易实例。其中,数据集、流式数据、数据服务和机器学习模型是当前数据要素市场探索的主要类型。

1.2 数据交易场景下的数据定价案例分析

当前数据市场中出现了众多数据交易场景,如针对数据集交易的个人数据交易场景,针对数据集交易和流式数据交易的移动群智感知数据交易场景,以及机器学习模型交易中的原始数据集收集、数据标签收集、协作机器学习模型训练和机器学习模型销售^[21]的场景。

(1) 移动群智感知数据交易场景分析

移动群智感知指以大量普通用户为感知源,利用大众的广泛分布性、灵活移动性和机会连接性进行的大规模感知^[27],已经被应用在环境监测^[28]、医疗保健、公共安全等众多重要领域^[29]。移动群智感知数据交易场景通常涉及流式数据和数据集的交易。

表1 数据交易实例

产品	描述	交易实例
数字产品	指有版权和著作权的传统图书、音乐等电子化形成的产品	美国苹果公司在2003年推出iTunes Store, 为其中的每首歌曲定价99美分
软件产品	指有知识产权或创造性的基于许可证的软件产品或基于SaaS的软件产品	美国微软公司推出Office365家庭版, 支持数据消费者以每年支付498元或者每月支付50元的方式订阅
数据集	指一次性提供给消费者的原始数据集或经过处理的各种未实践的数据集, 包括原始数据集、数据标签、定制数据集等	CARUSO公司将收集到的汽车车载数据出售给数据消费者, 并向数据消费者收取固定的会员费和数据包费用
流式数据	指以数据流形式提供的持续生成的数据	美国数据公司Cryptoquote从加密货币交易所汇总流式实时价格, 并出售给数据消费者
数据分析报告	指以文字报告形式提供的数据分析报告	美国ThingSpeak公司对用户发送至公司的数据进行聚合、可视化等分析, 并将分析报告返回给用户
数据服务	指为数据的存储、流动、访问等提供服务	阿里云提供各种用途的云服务器, 比如提供数据的云存储服务
机器学习模型	指模型交易和对模型使用的交易	Google Cloud出售机器学习模型的API访问权限, 并采用免费增值和打包定价的方式对API调用进行定价
数字资产	指持有以备出售或处于生产过程中的数字形式的资产	去中心化的NFT交易所OpenSea支持游戏道具、数字艺术以及其他由区块链支持的虚拟产品等数字资产的交易

在交易流式数据的移动群智感知数据交易场景中, 数据平台收集移动用户智能设备采集的感知数据并进行定价^[13]。为了激励用户参与流式数据收集, Jin等人^[13]研究了移动群智感知数据收集过程中的用户激励, 设计了基于反向组合拍卖的激励机制, 并在定价模型中加入用户信息质量作为关键指标, 实现了社会福利的近似最大化。在数据集交易中, 数据平台会对收集到的数据进行加工处理和定价, 并售卖给数据消费者^[14-15]。Zheng等人^[14]设计了基于在线查询的定价模型, 将移动群智感知数据的统计结果作为数据市场中交易的产品, 生成多个准确度不同的版本, 并允许数据平台动态学习数据消费者的估值, 从而确定各版本的交易价格。

(2) 机器学习模型交易场景分析

Cong等人^[21]总结出了构建机器学习模型的3个重要阶段, 即收集训练数据、训练模型和部署模型。其中, 训练数据收集阶段又包括原始数据集收集和数据库标签收集, 模型训练阶段包含协作机器学习模型

训练中的数据集选取场景, 模型部署过程则包含机器学习模型销售场景。

对于上述机器学习模型交易场景已有一些对应的定价模型研究。在原始数据集交易中, Yu等人^[30]提出了一个考虑数据质量和数据版本控制策略的数据定价模型为原始数据集定价, 使用遗传算法对数据定价模型进行求解, 实现了数据平台所有者利润和消费者效用的最大化。数据标签对于机器学习模型的监督训练至关重要, 由于缺乏对收集到的标签的真实验证, 如何评估标签质量并相应地为标签定价是一项具有挑战性的任务^[31-33]。Dasgupta等人^[34]提出了DG模型为二进制标签定价, 其中数据消费者将一组数据标记任务分配给一组工人, 每个任务由多个工人标记且每个工人标记多个任务, 根据每个工人与其他工人标记结果的一致程度向工人支付费用。一般来说, 高质量的机器学习模型需要多个数据集协作进行训练, 来自不同数据所有者的数据集可能对训练机器学习模型有不同的贡献^[35], 贡献更多有价值数据的数

据所有者应该获得更多的奖励^[36]。因此，一个关键挑战是如何公平地奖励数据所有者的贡献，也就是如何对协作训练的数据集进行定价。Wang等人^[23]提出使用联邦沙普利值为模型训练过程中每个数据集的贡献进行评估，不仅保证作为参与者的数据集都会收到与其贡献成比例的报酬，而且能够捕获数据集参与顺序对其价值的影响。至此，完成了机器学习模型的训练，在接下来的模型销售过程中，模型所有者通常会向训练完成的模型中加入不同程度的噪声^[37]，将由此产生的多个版本的机器学习模型出售给买家。此过程对应的一个关键挑战是如何为机器学习模型定价来保证模型所有者的收入最大化。Liu等人^[37]提出了一个端到端的机器学习模型市场，考虑了数据所有者的成本和模型购买者的需求，并制定出了数据所有者的补偿函数和模型购买者的价格函数；在一个由模型经纪人和一组模型购买者组成的市场中，提出模型购买者的沙普利覆盖敏感度，并将其作为机器学习模型定价的重要因素；同时，使用沙普利值模拟数据所有者对数据集收入的公平分享，以此对数据所有者进行补偿。

通过对上述两种典型数据交易中的定价案例分析可以看到，不论是移动群智感知数据交易场景中的数据集定价、流式数据定价，还是机器学习模型交易涉及的4种场景的定价，现行的数据定价通常是针对特定数据交易场景发生的，这不利于形成经济学意义上的数据市场。还需要从经济学意义上的市场类型出发，研究数据市场类型与数据定价模型之间的关系。

2 数据市场类型划分

当前数据市场类型的划分方式大致分

为两种：根据数据市场中市场主体的交互模式进行划分，以及根据经济学的理论进行划分。

一些学者考虑了市场主体的交互模式^[38-39]。Zhang等人^[40]将数据市场结构划分为单边市场^[32,41]和双边市场^[42]，数据提供者和数据消费者分别代表数据市场的两“边”。在单边市场中，数据平台与数据提供者/数据消费者发生交互，其中，数据平台与数据提供者交互的市场被称为买方市场，数据平台与数据消费者交互的市场被称为卖方市场^[43]。可以看到，单边市场中的数据平台可以作为独立的市场主体参与数据市场交易；而在数据提供者与数据消费者进行交易的双边市场中，市场交易可以是消费者和提供者通过数据平台发生的，也可以是数据提供者与数据消费者之间直接进行的，分别被称为中心化双边市场和去中心化双边市场。双边市场中的数据平台只是买卖双方发生交易的媒介，不再担任市场主体的角色。因此，市场主体定义不一致导致单边市场和双边市场的划分不在同一维度上，这种划分方式存在一定的局限性。

黄丽华等人^[44]则考虑了数据市场中各方主体的数量关系，从电子市场框架方面总结了数据产品流通的5种模式，即单个数据供应商和单个客户进行交易的“数据管道(1对1)”模式、单个客户与多个数据供应商的“客户主导的数据集市(n 对1)”模式、单个数据供应商为多个客户提供数据的“供应商主导的数据集市(1对 n)”模式、数据供应商和客户之间进行多对多交易的“数据平台市场(n 对 m)”模式以及由一个独立代理商来完成数据买卖双方交易业务的“做市商市场(n 对1对 m)”模式。这种划分方式考虑了数据供应商、客户、独立代理商3种市场主体之间的数量及交互关系，但未从经济学的角度考虑市场结构。

比如“数据管道(1对1)模式”只是一种特殊的市场形态,这种特殊的形态往往很难发生在经济学的数据市场中。

另外一些学者则考虑从经济学角度划分数据市场类型,Fricker和Maksimov^[45]对现有数据定价文献进行研究,总结出卖方垄断市场、买方垄断市场、双头垄断市场、完全竞争市场等类型的数据市场结构。Liang等人^[46]则确定了数据市场结构的3种类型,即垄断市场、寡头垄断市场和强竞争市场。其中,Fricker等人^[45]较为全面地考虑了数据市场的经济学市场类型。在实际数据市场中,无论数据交易场景如何改变,始终绕不过由作为卖方和作为买方的市场主体构成的市场结构,此时就对应着某种经济学市场类型。从经济学视角出发,大多数研究明确或隐含地假设数据卖方/买方不关心与他人竞争的垄断竞争市场结构^[21],数据市场类型可粗略划分为3种:垄断市场、寡头垄断市场和完全竞争市场。同时,垄断市场可进一步细分为单个卖方与多个买方产生交互的卖方垄断市场,以及单个买方与多个卖方交互的买方垄断市场。另外,在完全竞争市场中,多个买方和多个卖方可以通过数据平台或数据经纪人等第三方中介机构进行自由交易^[47];同时,数据有其不同于传统的实物产品和服务的特殊性^[48],在网络化环境下借助区块链技术,第三方中介机构可以被形式化为智能合约^[49],多个卖方与多个买方可以直接进行交易,实现了数据市场的去中心化^[50-51]。

因此,当前数据市场可以被划分为卖方垄断市场、买方垄断市场、寡头垄断市场、中心化完全竞争市场、去中心化完全竞争市场5种数据市场类型。

- 卖方垄断市场存在一个垄断卖方和多个买方。卖方垄断市场中的唯一卖方即垄断厂商,卖方垄断市场中的产品不存

在替代品,新厂商也不能自由进入。

- 买方垄断市场存在一个垄断买方和多个卖方。此时买方具有垄断性,如果买方垄断者希望通过在市场上购买产品而使其利益最大化,买方将购买较少的数量,并因此支付较低的价格。

- 寡头垄断市场由少数卖方主导,并存在两个或少数几个寡头之间的竞争,即提供相似或相同的数据产品。在做出自己的生产决策前,寡头市场的每个卖方都要考虑它的决策会如何影响市场上所有其他卖方的生产决策。当只有两个竞争者存在于市场当中时,会形成一种特殊的寡头垄断市场结构,即双头垄断市场。

- 中心化完全竞争市场中存在多个数据卖方和多个买方,它们都以同样的方式向市场提供同类的、标准化的数据产品,并且卖方和买方之间的交易活动必须通过第三方中介机构进行,不能直接交易。

- 去中心化完全竞争市场中的多个卖方和多个买方无须通过第三方中介机构进行交易,而是直接进行交易。

3 博弈/非博弈策略下的数据定价模型

博弈论被广泛应用在数据交易中,用于研究交易的参与者在相互影响的情况下如何做出最优决策。在数据平台、数据提供者和数据消费者等市场主体的博弈中^[52],每个参与者做出的定价决策都会影响其余参与者^[53-54]。根据是否考虑了数据市场参与者之间的博弈,数据定价模型可分为基于博弈论策略的定价模型和基于非博弈论策略的定价模型。

3.1 基于博弈论策略的定价模型

数据交易的参与方可进行合作或者竟

争类型的博弈,根据数据市场参与方之间的合作或竞争关系,基于博弈论策略的定价模型又可分为基于合作博弈论^[55-56]策略的定价模型和基于非合作博弈论^[57-58]策略的定价模型。在基于合作博弈论策略的定价模型中,假设数据市场参与者彼此合作,其整体收益大于每个参与者单独参与时的收益之和^[59],此时需要研究参与方达成合作时如何分配合作得到的收益^[60]。在基于非合作博弈论策略的模型中,假设参与者之间互不合作,则需要研究参与方在利益相互影响的情况下如何决策来使其收益最大化^[61]。

(1) 基于拍卖的定价模型

基于拍卖的定价模型(auction-based pricing model)是通过买卖双方的博弈和投标过程分配产品并确定相应价格的模型^[62-63]。根据拍卖的几种形式^[64],基于拍卖的定价模型可进一步细分为基于正向拍卖的定价模型、基于反向拍卖的定价模型和基于双重拍卖的定价模型。

拍卖^[65-67]可分为单边拍卖、双重拍卖、印标拍卖和组合拍卖^[46],单边拍卖又包括正向拍卖和反向拍卖^[68]。正向拍卖指多个买方竞争单个卖方的产品,例如,为了在数据提供者和数据消费者之间实现有效的数据流通,An等人^[69]提出了一种正向拍卖机制,旨在最大化数据提供者和消费者的社会福利。反向拍卖适用于多个卖方将数据出售给一个买方的情况。在双重拍卖过程中^[70],多个买家和多个卖家向拍卖师提交出价和询问,且通常由做市商担任拍卖师负责收集投标、选择获胜者并计算付款。在印标拍卖中,买家可以在不知道其他竞争者出价信息的情况下私下向拍卖师提交标书^[71]。在实际大数据交易市场中,买方对数据的需求和卖方对数据的供给总是多方面的。市场上的投标人可以对产品的组合和捆绑进行投标,然后拍卖师根据投标

人的出价和要求为投标人进行最佳分配,此过程即组合拍卖^[72]。

(2) 基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型

在实际数据市场中,博弈方宣布定价策略时需要考虑竞争对手的策略,越晚宣布策略的博弈方越有利。为了保护率先公布策略的博弈方,Haddadi和Ghasemi^[73]提出斯塔克尔伯格(Stackelberg)博弈,将博弈参与方分为领导者和追随者。领导者先宣布自己的定价策略,追随者在领导者做出定价策略的情况下,做出对应策略的优化,从而确定相对最优的定价策略。基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型(Stackelberg game-based pricing model)可以保护所有参与者尤其是领导者的收益^[74],是基于非合作博弈的一种特殊定价模型。

(3) 基于沙普利值的定价模型

为了衡量参与者对整体的贡献程度并将奖励公平地分配给参与者,沙普利值(Shapley value)被提出来研究数据定价的收益分配问题^[35],这也是合作博弈论的核心解决方案之一^[75]。基于沙普利值的定价模型(Shapley value-based pricing model)常被广泛应用于协作机器学习中对多个数据集的公平定价,即在多个数据所有者向机器学习模型提供数据集的模型协作训练过程中,通过沙普利值衡量数据集对模型训练的贡献,从而公平地补偿数据提供者。

(4) 基于同行预测的定价模型

基于同行预测的定价模型(peer prediction-based pricing model)目前仅用于数据标签定价任务,数据消费者将一组数据标记任务分配给一组工人,每个任务由多名工人标记,每名工人标记多个任务^[34]。基于同行预测的定价模型考虑工人之间的博弈^[76-77],利用相同任务答案的随机相关性激励准确的数据标签,是基于博弈论策略的定价模型之一。

3.2 基于非博弈论策略的定价模型

基于非博弈论策略的定价模型不再考虑数据市场参与者之间的博弈,比如,基于数据质量^[78]的定价模型关注数据的质量,通过设计不同质量的数据产品来实现版本控制^[79];基于历史记录的定价模型根据数据消费者以往的交易记录动态调整其价格;基于隐私保护的定价模型则考虑保护数据本身或数据交易中涉及的个人隐私,以此实现数据定价。

(1) 基于数据质量的定价模型

基于数据质量的定价模型(data quality-based pricing model)是将数据质量作为重要考虑因素的一种定价模型。Heckman等人^[80]确定了评估数据集质量的一系列因素,例如数据的年龄、数据的准确性和数据量等。数据质量在定价、交付价值和管理隐私方面发挥了作用^[81-82],其质量差异可能会影响客户对数据产品的感知价值。因此,数据质量影响着卖方对数据定价模型的设计,同时质量标准的使用在版本控制方面具有巨大的潜力。

(2) 基于查询的定价模型

通常,数据平台提供可供数据消费者查询的全部数据集,数据消费者进行查询后,数据平台提供查询答案以换取消费^[83-84]。在没有灵活的定价方案的情况下,数据消费者被迫购买所需数据的超集。基于查询的定价模型(query-based pricing model)提供了一种灵活的定价方式,数据消费者可以通过查询购买所需的数据集部分,而无须被迫购买整个数据集^[85]。

(3) 基于历史记录的定价模型

在基于历史记录的定价模型(history records-based pricing model)中,卖方根据数据消费者以往的交易记录动态调整数据价格,通常采用机器学习的方法。

(4) 基于经济学的定价模型

基于经济学的定价模型(economic based-pricing model)是一种根据经济学原理进行定价的模型,可分为成本模型、消费者感知模型、供需模型、差异化定价模型和动态数据定价模型^[46],通常只考虑内部因素来确定售价,不涉及竞争和需求等外部因素。

(5) 基于隐私保护的定价模型

当数据本身或者数据交易过程中涉及个人隐私时,数据提供者希望在不泄漏个人隐私的情况下提供数据^[86-87]。基于隐私保护的定价模型(privacy protection-based pricing model)指为激励数据提供者或拥有者积极提供数据,使用差分隐私、联邦学习、安全多方计算等隐私保护技术,在保护数据提供者隐私的前提下,利用数据并给数据定价。

(6) 基于黄金任务的定价模型

基于黄金任务的定价模型(gold task-based pricing model)目前仅用于数据标签定价任务,将数据消费者事先知道答案的黄金任务与普通任务均匀随机混合,进而评估工人绩效并确定给工人的报酬^[88]。由于工人无法将黄金任务与其他任务区分开来,因此基于黄金任务的定价模型可以激励工人提供准确的标签。

4 现有定价模型与数据市场类型的适配性

目前数据要素市场建设主要探索数据集、流式数据、数据服务、机器学习模型等流通交易模式。

4.1 适用于卖方垄断市场的定价模型

在卖方垄断市场类型中,包含一个垄

断卖家和多个买家。通常,垄断卖方会通过略微提高或降低价格来观察消费者的反应^[89-90],使用价格歧视学习需求函数使数据提供者利润最大化^[91]。卖方垄断市场适用两种基于博弈论的定价模型和4种基于非博弈论的定价模型,见表2。

(1) 基于拍卖的定价模型

在垄断数据平台和多个数据消费者构成的卖方垄断数据市场中,平台将移动用户收集的感知数据出售给消费者。Gao等人^[92]设计了一种差分隐私的群智感知数据交易机制DPDT,提出基于差分隐私拍卖的数据定价算法,根据设计的概率分布从一组价格中选择一个价格,选择价格的概率与实现的收入成正比。消费者首先根据数据描述向平台出价,平台更新出价集并计算相应的收入,然后计算概率分布确定数据的价格。该算法将指数机制与拍卖机制相结合,实现了近似收益最大化和消费者的身份隐私保护。

(2) 基于沙普利值的定价模型

Liu等人^[37]提出了一个端到端的机器学习模型交易市场,其由一组数据所有者、一个模型经纪人和一组模型购买者构成。该定价模型考虑了数据所有者的成本和模型购买者的需求,制定出数据所有者的补偿函数和模型购买者的价格函数。在一个模型经纪人和一组模型购买者构成的市场中,为了模拟用于模型训练的数据集的覆盖率需求,提出模型购买者的沙普利覆盖敏感度,并将其作为机器学习模型定价的重要因素。同时,使用沙普利值模拟数据所有者对数据集收入的公平分享,对数据所有者进行补偿。

(3) 基于数据质量的定价模型

垄断卖方通常会根据数据质量和细节设置不同的价格点,以满足一组消费者不同层次的需求^[93]。Yu和Zhang^[30]提出了一个考虑数据质量和数据版本控制策略

的数据定价问题的双层数学规划模型,并使用遗传算法对数据定价模型进行求解,以最大化数据平台的利润和消费者的效用。数据平台根据最大的总利润做出版本决定,而数据消费者则通过自我选择使其效用最大化。结果表明,多版本策略在考虑数据质量的多个维度时,实现了更好的市场细分,更具盈利性和可行性。Stahl和Vossen^[94]提出了一种新的数据市场定价方法,即买家为数据质量建议价格。作为回报,买家可以获得符合他们偏好和预算的定制产品,卖家则可以获得更高的收入。Yang等人^[95]提出了一种基于数据质量的大数据市场定价模型,首先分析了影响数据质量的维度指标,建立了线性评价模型;然后从数据科学的角度,分析了质量水平对机器学习算法的影响,并定义了数据质量的效用函数。数据平台根据提供的数据和服务的质量水平来设置订阅费,以确定其利润最大化。

(4) 基于查询的定价模型

在卖方垄断市场中,一组数据查询者可以向聚合有多个数据源的垄断平台发起查询,平台返回聚合查询结果及价格^[96-97]。Li和Miklau^[98]研究了卖方垄断数据市场中的聚合查询定价,设计了满足不公开、无套利和无遗憾3个关键属性的价格函数,研究数据卖方的定价问题。Koutris等人^[85]开发了一个原型定价系统QueryMarket,支持实用且灵活的定价方案:数据所有者将预先定义了明确价格点的整个数据集上传到市场服务平台,然后数据买家向平台提交查询,系统自动计算要购买的最佳选择查询集,从而灵活地准确购买所需的信息。然而,QueryMarket无法处理带有聚合或分组的查询,只允许对小规模数据集进行简单的查询定价。为此,Deep和Koutris^[99]研究了对通过数据库发出的查询分配价格的定价方案,并将

表2 卖方垄断市场及其定价模型

定价策略	定价模型	参考文献	市场结构		定价标的
			卖方	买方	
博弈论	基于拍卖的定价模型	[92]	单个数据平台	一组数据消费者	数据集
	基于沙普利值的定价模型	[37]	单个模型经纪人	一组模型购买者	机器学习模型
非博弈论	基于数据质量的定价模型	[30]	单个数据平台所有者	一组数据消费者	数据集
		[94]	单个数据提供者	一组数据消费者	
		[95]	单个数据平台所有者	一组数据消费者	
		[98]	单个数据平台	一组数据查询者	
	基于查询的定价模型	[85]	单个数据平台	一组数据查询者	数据集
		[99]	单个数据库所有者	一组数据查询者	
		[100]	单个数据库所有者	一组数据查询者	
	基于历史记录的定价模型	[14]	单个数据平台	一组数据消费者	数据集
		[101]	单个数据经纪人	一组数据消费者	
		[18]	单个企业	一组用户	
基于隐私保护的定价模型	[100]	单个数据库所有者	一组数据消费者	数据集	
	[101]	单个数据经纪人	一组数据消费者	数据集	
		[37]	单个模型经纪人	一组模型购买者	机器学习模型

该方案实施到实时定价系统QIRANA^[100]中,允许数据卖方从各种定价函数中进行选择,以及指定控制查询价格的关系和属性级参数,适用于为大规模SQL查询(包括聚合查询)实时分配价格。

在垄断数据平台和一组数据消费者参与的移动群智感知数据交易中,消费者可以通过发出查询向数据平台购买数据服务。Zheng等人^[14]将移动群智感知数据产生的聚合分布视为数据市场中的交易产品,提出基于查询的数据定价机制,并生成多个准确度不同的版本;通过动态学习不同细分市场中数据消费者的估值,确定各版本的交易价格。Niu等人^[101]从在线数据市场中数据经纪人的角度研究如何为顺序查询发布合理的价格来最大化其累积收入,提出了一种具有保留价格约束的上下文动态定价机制,将具有固定隐私补偿的顺序查询定价视为一个在线学习过程。

(5) 基于历史记录的定价模型

垄断卖方可以根据数据消费者的历史交易记录对数据价格进行动态调整,应用智能数据定价可以通过控制价格来激励用户调整上网行为。Tsai等人^[18]考虑了用户支付的历史记录,设计了一个基于机器学习概念的TDP新框架,通过在不同时期为网络用户提供不同的价格来缓解网络拥塞。Deep和Koutris^[100]在为大规模SQL查询实时分配价格时,不仅根据数据消费者当前的查询,而且还考虑消费者的历史查询记录,支持有效的基于历史记录定价。

(6) 基于隐私保护的定价模型

为了从数据市场中垄断数据经纪人的角度研究嘈杂的聚合统计交易,Niu等人^[101]提出定价框架ERATO并将其应用于3个实际聚合统计,即加权和、概率分布拟合和度分布。ERATO由服务定价机制和隐私补偿

机制组成,通过依赖差分隐私来量化隐私损失,以自下而上或自上而下的方式补偿数据所有者,同时避免了定价套利。在机器学习模型交易市场中,Liu等人^[37]提出通过差分隐私衡量隐私敏感度和噪声敏感度。模型经纪人利用模型购买者的噪声敏感度构建价格函数,根据购买者对不同噪声的容忍程度训练不同版本的机器学习模型,实现隐私保护及经纪人效用最大化。

4.2 适用于买方垄断市场的定价模型

买方垄断市场类型中包含多个卖方和一个垄断买方,见表3,买方垄断市场涉及4种基于博弈论的定价模型和两种基于非博弈论的定价模型。其中,基于同行预测的定价模型和基于黄金任务的定价模型专为买方垄断市场类型中的数据标签定价任务设计。

(1) 基于拍卖的定价模型

在反向拍卖中,多个卖方通过拍卖的

形式将产品卖给单个买方,这种拍卖形式适用于多个卖家和垄断买家构成的买方垄断市场类型。在一组移动用户和垄断数据平台构成的买方垄断数据市场中,Yang等人^[102]设计了针对手机传感数据的激励机制,考虑以用户为中心设计基于拍卖的激励模型。平台首先宣布一个任务集合供用户选择,每个用户根据其偏好选择任务子集并提交给平台,平台决定获胜的用户子集,并确定给每个获胜用户的支付价格。Lee和Hoh^[103]提出了一种基于反向拍卖的动态价格激励机制,用户对数据设置价格并出售给数据平台,平台选择出价最低的一组用户以购买传感数据。为了激励数据提供者积极参与传感数据的贡献,Koutsopoulos^[104]提出了一种反向拍卖定价模型。数据平台接收来自数据消费者的服务查询,并发起用户参与的拍卖。Jin等人^[13]则在基于反向组合拍卖的激励机制中加入了关键指标“用户信息质量”,用于衡量各个用户贡献的数据的质量。

表3 买方垄断市场及其定价模型

定价策略	定价模型	参考文献	市场结构		定价标的
			卖方	买方	
博弈论	基于拍卖的定价模型	[102]	一组移动感知用户	单个传感平台	流式数据
		[103]	一组移动感知用户	单个传感平台	
		[104]	一组移动感知用户	单个传感平台	
		[13]	一组移动感知用户	单个传感平台	
	基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型	[102]	一组移动感知用户	单个传感平台	流式数据
	基于沙普利值的定价模型	[23]	一组数据所有者	单个模型经纪人	数据集
	基于同行预测的定价模型	[34]	一组众包工人	单个数据消费者	数据集
非博弈论	基于隐私保护的定价模型	[105]	一组众包工人	单个数据消费者	
		[12]	一组数据提供者	单个数据收集器	数据集
	基于黄金任务的定价模型	[31]	一组众包工人	单个数据消费者	数据集
	[32]	一组众包工人	单个数据消费者		
	[33]	一组众包工人	单个数据消费者		

(2) 基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型

为了吸引更多数据提供者参与传感数据交易, Yang等人^[102]设计了以数据平台为中心的基于斯塔克尔伯格博弈的激励机制。其中数据平台是领导者, 对用户的支付总额拥有绝对的控制权; 数据提供者作为追随者, 只能根据平台的决策来调整自己的行为。

(3) 基于沙普利值的定价模型

为了保证数据提供者的长期参与, 机器学习模型必须公平地评估每个数据集, 并补偿数据所有者提供的数据对机器学习模型训练过程的贡献。Wang等人^[23]提出了基于沙普利值的定价模型, 通过联邦沙普利值对模型训练过程中每个数据集的贡献进行评估, 保证每个数据提供者都获得与其边际贡献成比例的报酬, 同时能够捕获数据集参与顺序对数据价值的影响。

(4) 基于同行预测的定价模型

在数据标签定价中, 数据消费者将一组数据标记任务分配给一组工人, 每个任务由多个工人标记, 且每个工人标记多个任务。Dasgupta和Ghosh^[34]提出了DG模型为二进制标签定价, 该模型根据每个工人的报告与其他同行工人对其报告的一致程度, 向工人支付费用。Liu和Chen^[105]设计了基于同行预测的定价模型, 研究顺序标签收集问题, 可以最大化数据消费者的预期效用。

(5) 基于隐私保护的定价模型

Xu等人^[12]研究了个人数据市场中单个数据收集器向多个数据提供者顺序购买数据的定价问题, 提出基于隐私保护的定价模型将隐私定价问题建模为多臂老虎机问题, 每个臂代表一个候选价格。具体而言, 该模型考虑了采集器的隐私保护技术, 并未从未知分布中随机抽取数据提供者的隐私估值。

(6) 基于黄金任务的定价模型

针对数据标签定价任务中, Shah和Zhou^[31]提出了一种简单的支付机制, 以激励工人只回答他们确定的问题并跳过其余的问题。该支付机制采用基于黄金任务的乘法定价模型, 以分数形式向工人对每个问题的回答做出评价, 最终的价格是这些分数的乘积。为了减少收益的差异, 这种方法要求每个工人完成足够数量的黄金任务。然而, 黄金任务的答案是已知的, 这会导致预算的浪费, De等人^[32]提出结合对等预测和黄金任务来解决这个问题。将工人安排在层次结构中, 结构中的每层工人都共享一项共同任务。其中, 只有顶层的工人是通过真正的黄金任务评估的, 顶层工人的答案会被作为第二层工人的伪黄金任务, 以此类推。然而, 这对下层工人是不公平的, Goel和Faltings^[33]的后续工作考虑了工人之间的公平报酬, 根据工人之间的联合分布推断工人的熟练程度, 对熟练程度高的工人支付较高的报酬。

4.3 适用于寡头垄断市场的定价模型

在寡头垄断市场中, 只有少数几个卖方提供相似或相同的数据产品, 每个寡头卖方在制定定价决策时都要考虑竞争者的影响。当只有两个竞争卖方存在于市场当中时^[106], 形成一种特殊的寡头垄断市场结构^[107-108], 即双头垄断市场^[109]。当前对寡头垄断市场的研究都基于存在两个寡头卖方的双头垄断市场。寡头垄断市场考虑基于数据质量和基于历史记录的模式对数据进行定价, 见表4。

(1) 基于数据质量的定价模型

数据和数据相关服务越来越多地在数据市场上被交易, 当要比较两个竞争卖方的报价时, 数据的价值可以发挥一定的作用。Stahl和Vossen^[110]开发了一个质量评

表4 寡头垄断市场及其定价模型

定价策略	定价模型	参考文献	市场结构		定价标的
			卖方	买方	
博弈论	基于数据质量的定价模型	[110]	双寡头垄断卖家	一组数据消费者	数据集
	基于历史记录的定价模型	[111]	双寡头垄断卖家	一组数据消费者	数据集

分模型,用于比较来自两个寡头卖方提供的类似但质量不同的数据产品的报价。通过研究数据市场上的数据定价问题,建立了质量标准和定价之间的关系,可以帮助消费者选择数据提供商,同时考虑了数据消费者的个人偏好。

(2) 基于历史记录的定价模型

在当今透明的市场中,电子商务提供商通常必须将竞争对手频繁的价格变化考虑在内,并且在短时间内调整其价格。Bauer和Jannac^[111]提出一种基于历史记录的定价框架,该框架允许将竞争对手的价格等附加信息整合到学习过程中,根据历史价格变化来确定产品的最佳销售价格。其不仅实现了一种基于贝叶斯推理与基于引导的置信度估计和核回归相结合的新算法,并且在实际评估中实现了卖方利润和收入的显著增加。

4.4 适用于中心化完全竞争市场的定价模型

考虑完全竞争市场中市场主体的交互模式,完全竞争市场可被划分为中心化完全竞争市场和去中心化完全竞争市场。在中心化完全竞争市场中,买卖双方不直接进行交易,

而是通过第三方中介机构进行交易^[112-113],适用基于经济学的定价模型,见表5。

基于经济学的定价模型:Bataneh等人^[113]研究市场中任何一方都没有垄断且供需相对较大情况下的个人数据定价。经纪人通过考虑数据提供者数量、消费者数量、数据类型以及数据质量等经济因素计算每组数据提供者和消费者的最优价格,然后向数据提供者购买数据并将其出售给消费者。此过程中,数据经纪人根据数据类型和质量进行分组,并通过消费者的支付意愿估算每个数据组的价格,对更高质量数据组感兴趣的消费者将会被收取更高的价格。

4.5 适用于去中心化完全竞争市场的定价模型

在去中心化完全竞争市场中,买方和卖方可直接进行自由交易,而无须通过第三方中介机构。比如,在P2P移动众感模型中^[127],参与者可以直接相互交易。每个用户都可以选择作为数据传感器,以适当的报酬感知并与其他人共享数据,或者作为数据请求者,以一定的报酬向传感器请求数据。去中心化完全竞争市场类型适用基于斯塔克尔

表5 中心化完全竞争市场及其定价模型

定价策略	定价模型	参考文献	市场结构			定价标的
			卖方	中介	买方	
非博弈论	基于经济学的定价模型	[113]	一组数据提供者	数据经纪人	一组数据消费者	数据集

伯格博弈的定价模型,见表6。

基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型: Xu等人^[51]研究了基于区块链的汽车共享数据市场,基于联盟区块链和PoW共识机制创建了一个可信的交易环境,并内置了智能合约来执行定价和交易逻辑。同时,将数据定价问题表述为数据所有者、服务提供者和数据消费者之间的3层斯塔克尔伯格博弈。Liu等人^[114]首次利用区块链技术建立物联网数据市场体系,并为物联网数据市场设计了最优定价机制,制定了一个两阶段的斯塔克尔伯格博弈来解决数据消费者和市场代理的定价和购买问题。在博弈的第一阶段,授权的市场机构被预定义为基于区块链的交易系统中智能合约的一部分,作为领导者确定数据提供者中的获胜者并为其数据定价。在第二阶段,数据消费

者充当追随者,确定向该获胜者购买数据的数量。市场机构使数据提供者能够动态地为数据设定价格,并为数据消费者确定赢家,采用斯塔克尔伯格博弈实现了获胜者和消费者利润的共同最大化。

5 数据定价的“市场类型原则”

5.1 数据市场类型与定价模型的相关性

数据定价即给定相应的数据市场的定价模型,在设计定价模型时要充分考虑市场类型的因素。表7总结了现有文献中的定价模型与5种数据市场类型的对应关系(用√表示),并分析了定价模型与数据市场类

表6 去中心化完全竞争市场及其定价模型

定价策略	定价模型	参考文献	市场结构		定价标的
			卖方	买方	
博弈论	基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型	[51]	一组数据提供者	一组数据消费者	数据集
		[114]	一组数据提供者	一组数据消费者	数据集

表7 数据市场类型及其定价模型

定价策略	定价模型	卖方垄断市场	买方垄断市场	寡头垄断市场	中心化完全竞争市场	去中心化完全竞争市场
博弈论	基于拍卖的定价模型	√	√		○	
	基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型		√	○		√
	基于沙普利值的定价模型	√	√			
非博弈论	基于同行预测的定价模型		√			
	基于数据质量的定价模型	√		√		
	基于查询的定价模型	√				
	基于历史记录定价模型	√	○	√	○	○
	基于经济学的定价模型				√	
	基于隐私保护的定价模型	√	√			
	基于黄金任务的定价模型		√			

型还可能存在的依存关系(用○表示)。

当前在5种数据市场类型中,卖方垄断市场和买方垄断市场中存在较多种数据定价模型,寡头垄断市场次之,中心化完全竞争市场和去中心化完全竞争市场中现存的定价模型较少。这是因为在数据市场中,卖方垄断市场类型最先产生,因此针对该市场类型设计的定价模型较多,随后逐渐形成的买方垄断市场中也有较多相关研究。去中心化完全竞争市场是基于区块链技术产生的新型市场类型,由于当前研究较少,被用于此数据市场类型的定价模型也相对较少。另外,有些模型适用于多种数据市场类型,比如,基于历史记录的定价模型当前被用于买方垄断市场和寡头垄断市场,但该模型考虑历史的交易记录动态调整价格,理论上适用于各种市场类型,具有一定的普适性。然而,模型未考虑到市场类型的特征,这可能会对其准确性有所影响;而基于同行预测和基于黄金任务的定价模型仅适用于买方垄断市场,模型对数据市场类型具有针对性,在应用时其准确性可以得到有效的保证。

5.2 定价模型的市场类型适用性

数据定价模型的市场适用性是由模型本身的设计决定的,比如,对于基于拍卖的定价模型,其市场类型适用性是由拍卖的3种形式决定的。基于正向拍卖、反向拍卖和双重拍卖的定价模型在理论上分别适用于卖方垄断市场、买方垄断市场和中心化完全竞争市场的市场类型。其中,基于正向拍卖的定价模型与卖方垄断市场的适用性、基于反向拍卖的定价模型与卖方垄断市场的适用性已分别有相关研究^[92,102-103],基于双重拍卖的定价模型与中心化完全竞争市场的适用性方面目前尚无研究,但在智能电网领域^[112]已有相关研究。这不仅

证明了本文理论分析的合理性,也侧面反映了这部分工作值得做进一步探索。基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型当前仅被用于买方垄断市场^[102]和去中心化完全竞争市场^[51,114],但由于斯塔克尔伯格博弈是针对寡头垄断市场的结构设计的,因此基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型在理论上也适用于寡头垄断市场。沙普利值在数据定价问题中可以用来衡量参与者对整体的贡献程度,允许垄断方根据贡献程度对多个参与者进行奖励分配,因此基于沙普利值的定价模型适用于卖方垄断市场和买方垄断市场。基于同行预测的定价模型专为数据标签定价任务设计,仅适用于垄断买方与多个卖方构成的买方垄断市场。

数据质量是垄断卖方或寡头卖方实现版本控制的重要考虑,基于数据质量的定价模型适用于卖方垄断市场和寡头垄断市场。在基于查询的定价模型中,作为买方的查询者向聚合有多个数据源的垄断平台发起查询,平台返回查询结果以及价格,适用于卖方垄断市场。基于历史记录的定价模型根据历史的交易记录动态调整价格,而不基于市场特征,理论上可以适用于各种市场类型,当前还只存在于卖方垄断市场和寡头垄断市场。基于经济学的定价模型会考虑市场中的供需关系、成本等经济学因素,同时,这些经济学因素需要由第三方统筹考虑,因此适用于中心化完全竞争市场。基于隐私保护的定价模型适用于卖方垄断市场和买方垄断市场。基于黄金任务的定价模型有其适用任务的特殊性,与基于同行预测的定价模型同样只适用于买方垄断市场。

5.3 市场类型的定价模型选择性

市场类型的定价模型选择性由数据市场类型的特点决定。在卖方垄断市场中,卖方生产数据产品并且决定定价方案,可以

选择与数据本身特性相关的模型,比如基于数据质量的定价模型。在买方垄断市场中,垄断买方不再是生产者,可以选择一些基于博弈论策略的定价模型,以及基于同行预测和基于黄金任务这两种为买方垄断市场中数据标签定价任务设计的定价模型。在寡头垄断市场中,垄断卖家可以选择基于数据质量的定价模型,也可以考虑探索基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型。在中心化完全竞争市场中,其市场结构决定可以考虑市场中的经济学因素,可以选择基于经济学的定价模型。在去中心化完全竞争市场中,可选择基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型建模买卖双方的交易,进行数据定价。

6 总结与展望

市场是建立价格的过程,定价模型是市场建立产品价格过程的一种抽象,并用于指导新市场的建设。产品价格和市场类型是相辅相成、相互作用的,不同类型市场的价格形成过程是不同的,相同的定价模型在不同类型的市场中也会有不同的表现。因此,设计数据定价模型需要充分考虑数据市场的类型。通过分析数据市场类型与数据定价模型的依存关系,提出了数据定价的“市场类型原则”。垄断卖方作为数据的生产 and 定价方,在定价过程中可以考虑数据的质量特性,因而卖方垄断市场中可以选择与数据特性相关的定价模型,比如基于数据质量的定价模型。买方垄断市场中存在特定的定价任务,例如:基于同行预测的定价模型和基于黄金任务的定价模型仅用于卖方垄断市场中的数据标签定价。另外,寡头垄断市场与基于斯塔克尔伯格博弈的定价模型、中心化完全竞争市场与基于拍卖的定价模型之间的适用性值得

进一步探索和研究。

在“市场类型原则”的数据定价基础上,后续研究工作将重点探索数据稀缺性问题,以及稀缺性与定价的关系。“物以稀为贵”是长期以来的产品定价基础,而数据不存在稀有的概念,那么数据定价的基础是什么呢?是否可以考虑将数据获取的难易程度作为数据定价的基础,即考虑“数以难为贵”?获取数据的难易程度可能反映了数据供应商的稀缺性,这也正是数据交易中容易形成卖方垄断市场的原因之一。因此,未来的工作应该重点考虑数据获取难易程度的度量方法,以支持基于数据获取难易程度的数据定价模型。另外,在我国数据要素市场建设的战略规划下,随着数据市场的迅速发展,未来将面临PB级的数据交易流通。数据的复制成本、保存成本以及流通成本都很昂贵,数据的传输和流动也存在运输风险。因而,对于大规模数据交易市场,需要讨论一种新的数据成本核算和定价方式。

参考文献:

- [1] 朱扬勇,叶雅珍.从数据的属性看数据资产[J].大数据,2018,4(6):65-76.
ZHU Y Y, YE Y Z. Defining data assets based on the attributes of data[J]. Big Data Research, 2018, 4(6): 65-76.
- [2] 王建冬.全国统一数据大市场下创新数据价格形成机制的政策思考[J].价格理论与实践,2023(3):15-19.
WANG J D. Policy considerations on the formation mechanism of innovative data prices in the national unified data market[J]. Price (Theory & Practice), 2023(3): 15-19.
- [3] KUSHAL A, MOORTHY S, KUMAR V. Pricing for data markets[R]. 2012.
- [4] GHOSH A, ROTH A. Selling privacy at

- auction[C]//Proceedings of the 12th ACM Conference on Electronic Commerce. New York: ACM Press, 2011: 199–208.
- [5] AGARWAL A, DAHLEH M, SARKAR T. A marketplace for data: an algorithmic solution[C]//Proceedings of the 2019 ACM Conference on Economics and Computation. New York: ACM Press, 2019: 701–726.
- [6] CHELLAPPA R K, MEHRA A. Versioning 2.0: a product line and pricing model for information goods under usage constraints and with R&D costs[C]//Proceedings of the Information Systems Technology. [S.l.:s.n.], 2013: 5–6.
- [7] PEI J. A survey on data pricing: from economics to data science[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2022, 34(10): 4586–4608.
- [8] PARRA-ARNAU J. Optimized, direct sale of privacy in personal data marketplaces[J]. *Information Sciences*, 2018, 424: 354–384.
- [9] CALZOLARI G, PAVAN A. On the optimality of privacy in sequential contracting[J]. *Journal of Economic Theory*, 2006, 130(1): 168–204.
- [10] SHEN Y C, GUO B, SHEN Y, et al. A pricing model for big personal data[J]. *Tsinghua Science and Technology*, 2016, 21(5): 482–490.
- [11] NIU C Y, ZHENG Z Z, WU F, et al. Online pricing with reserve price constraint for personal data markets[C]//Proceedings of 2020 IEEE 36th International Conference on Data Engineering (ICDE). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1978–1981.
- [12] XU L, JIANG C X, QIAN Y, et al. Dynamic privacy pricing: a multi-armed bandit approach with time-variant rewards[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2017, 12(2): 271–285.
- [13] JIN H M, SU L, CHEN D Y, et al. Quality of information aware incentive mechanisms for mobile crowd sensing systems[C]//Proceedings of the 16th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM Press, 2015: 167–176.
- [14] ZHENG Z Z, PENG Y Q, WU F, et al. An online pricing mechanism for mobile crowdsensing data markets[C]//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing. New York: ACM Press, 2017: 1–10.
- [15] LI Q Y, WU F, CHEN G H. An efficient, fair, and robust image pricing mechanism for crowdsourced 3D reconstruction[J]. *IEEE Transactions on Services Computing*, 2022, 15(1): 498–512.
- [16] BALAZINSKA M, HOWE B, SUCIU D. Data markets in the cloud[J]. *Proceedings of the VLDB Endowment*, 2011, 4(12): 1482–1485.
- [17] XU H, LI B C. Dynamic cloud pricing for revenue maximization[J]. *IEEE Transactions on Cloud Computing*, 2013, 1(2): 158–171.
- [18] TSAI Y C, CHENG Y D, WU C W, et al. Time-dependent smart data pricing based on machine learning[C]//Proceedings of Canadian Conference on Artificial Intelligence. Cham: Springer, 2017: 103–108.
- [19] CHEN J, LI M, XU H. Selling data to a machine learner: pricing via costly signaling[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. [S.l.:s.n.], 2022: 3336–3359.
- [20] XU A R, ZHENG Z Z, WU F, et al. Online data valuation and pricing for machine learning tasks in mobile health[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2022 – IEEE Conference on Computer Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 850–859.

- [21] CONG Z C, LUO X, PEI J, et al. Data pricing in machine learning pipelines[J]. Knowledge and Information Systems, 2022, 64(6): 1417–1455.
- [22] SHAH N B, ZHOU D Y. No oops, you won't do it again: mechanisms for self-correction in crowdsourcing[C]// Proceedings of the 33rd International Conference on International Conference on Machine Learning. New York: ACM Press, 2016: 1–10.
- [23] WANG T H, RAUSCH J, ZHANG C, et al. A principled approach to data valuation for federated learning[M]// Federated learning. Cham: Springer, 2020: 153–167.
- [24] CHEN L J, KOUTRIS P, KUMAR A. Towards model-based pricing for machine learning in a data marketplace[C]// Proceedings of the 2019 International Conference on Management of Data. New York: ACM Press, 2019: 1535–1552.
- [25] 朱扬勇, 熊贻. 数据的经济活动及其所需要的权利[J]. 大数据, 2020, 6(6): 140–150.
- ZHU Y Y, XIONG Y. The required authorization to the data-centric economic activities[J]. Big Data Research, 2020, 6(6): 140–150.
- [26] 朱扬勇, 熊贻. 数据学[M]. 上海: 复旦大学出版社, 2009.
- ZHU Y Y, XIONG Y. Dataology[M]. Shanghai: Fudan University Press, 2009.
- [27] JIANG C K, GAO L, DUAN L J, et al. Economics of peer-to-peer mobile crowdsensing[C]// Proceedings of 2015 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1–6.
- [28] CHENG Y, LI X C, LI Z J, et al. AirCloud: a cloud-based air-quality monitoring system for everyone[C]// Proceedings of the 12th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. New York: ACM Press, 2014: 251–265.
- [29] LANE N D, MILUZZO E, LU H, et al. A survey of mobile phone sensing[J]. IEEE Communications Magazine, 2010, 48(9): 140–150.
- [30] YU H F, ZHANG M X. Data pricing strategy based on data quality[J]. Computers & Industrial Engineering, 2017, 112: 1–10.
- [31] SHAH N B, ZHOU D Y. Double or nothing: multiplicative incentive mechanisms for Crowdsourcing[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Neural Information Processing Systems. New York: ACM Press, 2015: 1–9.
- [32] DE ALFARO L, FAELLA M, POLYCHRONOPOULOS V, et al. Incentives for truthful evaluations[J]. arXiv preprint, 2016, arXiv:1608.07886.
- [33] GOEL N, FALTINGS B. Deep Bayesian trust: a dominant and fair incentive mechanism for crowd[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33(1): 1996–2003.
- [34] DASGUPTA A, GHOSH A. Crowdsourced judgement elicitation with endogenous proficiency[C]// Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2013: 319–330.
- [35] TIAN Y J, DING Y R, FU S J, et al. Data boundary and data pricing based on the shapley value[J]. IEEE Access, 2022, 10: 14288–14300.
- [36] GHORBANI A, KIM M P, ZOU J. A distributional framework for data valuation[J]. arXiv preprint, 2020, arXiv: 2002.12334.
- [37] LIU J F, LOU J, LIU J X, et al. Dealer[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2021, 14(6): 957–969.
- [38] FRUHWIRTH M, RACHINGER M, PRLJA E. Discovering business models of data marketplaces[C]// Proceedings of the Annual Hawaii International Conference on System Sciences. [S.l.:s.n.], 2020.
- [39] NIYATO D, ALSHEIKH M A, WANG

- P, et al. Market model and optimal pricing scheme of big data and Internet of Things (IoT)[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Communications (ICC). Piscataway: IEEE Press, 2016: 1–6.
- [40] ZHANG M X, BELTRÁN F. A survey of data pricing methods[J]. SSRN Electronic Journal, 2020: 10.2139/ssrn.3609120.
- [41] WEI X D, NAULT B R. Monopoly versioning of information goods when consumers have group tastes[J]. Production and Operations Management, 2014, 23(6): 1067–1081.
- [42] STAHL F, SCHOMM F, VOSSSEN G, et al. A classification framework for data marketplaces[J]. Vietnam Journal of Computer Science, 2016, 3(3): 137–143.
- [43] JIA R, DAO D, WANG B, et al. Efficient task-specific data valuation for nearest neighbor algorithms[J]. arXiv preprint, 2019, arXiv:1908.08619.
- [44] 黄丽华, 窦一凡, 郭梦珂, 等. 数据流通市场中数据产品的特性及其交易模式[J]. 大数据, 2022, 8(3): 3–14.
- HUANG L H, DOU Y F, GUO M K, et al. Features and transaction modes of data products in data markets[J]. Big Data Research, 2022, 8(3): 3–14.
- [45] FRICKER S A, MAKSIMOV Y V. Pricing of data products in data marketplaces[C]//Proceedings of International Conference of Software Business. Cham: Springer, 2017: 49–66.
- [46] LIANG F, YU W, AN D, et al. A survey on big data market: pricing, trading and protection[J]. IEEE Access, 2018, 6: 15132–15154.
- [47] DAI W Q, DAI C K, CHOO K K R, et al. SDTE: a secure blockchain-based data trading ecosystem[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 725–737.
- [48] 叶雅珍, 朱扬勇. 盒装数据: 一种基于数据盒的数据产品形态[J]. 大数据, 2022, 8(3): 15–25.
- YE Y Z, ZHU Y Y. BoxedData: a data product form based on databox[J]. Big Data Research, 2022, 8(3): 15–25.
- [49] XU C Z, ZHU K, YI C Y, et al. Data pricing for blockchain-based car sharing: a stackelberg game approach[C]//Proceedings of GLOBECOM 2020 – 2020 IEEE Global Communications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1–5.
- [50] 汪靖伟, 郑臻哲, 吴帆, 等. 基于区块链的数据市场[J]. 大数据, 2020, 6(3): 21–35.
- WANG J W, ZHENG Z Z, WU F, et al. Blockchain based data marketplace[J]. Big Data Research, 2020, 6(3): 21–35.
- [51] 刘柁, 郝雪镜, 陈俞宏. 大数据定价方法的国内外研究综述及对比分析[J]. 大数据, 2021, 7(6): 89–102.
- LIU N, HAO X J, CHEN Y H. A review and comparative analysis of domestic and foreign research on big data pricing methods[J]. Big Data Research, 2021, 7(6): 89–102.
- [52] XIAO Z, HE D, DU J Y. A Stackelberg game pricing through balancing trilateral profits in big data market[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(16): 12658–12668.
- [53] 张小伟, 江东, 袁野. 基于博弈论和拍卖的数据定价综述[J]. 大数据, 2021, 7(4): 61–79.
- ZHANG X W, JIANG D, YUAN Y. A survey of game theory and auction-based data pricing[J]. Big Data Research, 2021, 7(4): 61–79.
- [54] XIAO Y Z, SUN Y. A dynamic jamming game for real-time status updates[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2018–IEEE Conference on Computer Communications Workshops (INFOCOM WKSHPS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 354–360.
- [55] LUO X, PEI J, CONG Z, et al. On Shapley value in data assemblage under independent utility[J]. arXiv preprint,

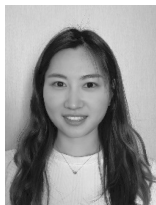
- 2022, arXiv:2208.01163.
- [56] XU C, SI Y Y, ZHU L H, et al. Dynamic data transaction in crowdsensing based on multi-armed bandits and shapley value[J]. IEEE Transactions on Sustainable Computing, 2022, 7(3): 609–618.
- [57] HUANG Z Y, ZHENG J, XIAO M J. Privacy-enhanced crowdsourcing data trading based on blockchain and stackelberg game[C]//Proceedings of 2021 IEEE 18th International Conference on Mobile Ad Hoc and Smart Systems (MASS). Piscataway: IEEE Press, 2021: 621–626.
- [58] SHEN B, SHEN Y L, JI W. Profit optimization in service-oriented data market: a Stackelberg game approach[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 95: 17–25.
- [59] LINDSAY L. Shapley value based pricing for auctions and exchanges[J]. Games and Economic Behavior, 2018, 108: 170–181.
- [60] GHORBANI A, ZOU J. Data shapley: equitable valuation of data for machine learning[J]. arxiv preprint, 2019, arXiv: 1904.02868.
- [61] MEI L J, LI W, NIE K. Pricing decision analysis for information services of the internet of things based on Stackelberg game[C]//Proceedings of LISS 2012. Heidelberg: Springer, 2013: 1097–1104.
- [62] 江东, 袁野, 张小伟, 等. 数据定价与交易研究综述[J]. 软件学报, 2023, 34(3): 1396–1424.
- JIANG D, YUAN Y, ZHANG X W, et al. Survey on data pricing and trading research[J]. Journal of Software, 2023, 34(3): 1396–1424.
- [63] MCAFEE R P. A dominant strategy double auction[J]. Journal of Economic Theory, 1992, 56(2): 434–450.
- [64] 陈志注, 王宏志, 熊风, 等. 大数据拍卖的定价策略与方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2018, 48(6): 486–494.
- CHEN Z Z, WANG H Z, XIONG F, et al. Research on the auction strategies and pricing of big data[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2018, 48(6): 486–494.
- [65] VICKREY W. Counterspeculation, auctions, and competitive sealed tenders[J]. The Journal of Finance, 1961, 16(1): 8–37.
- [66] KLEMPERER P. Auction theory: a guide to the literature[J]. Journal of Economic Surveys, 1999, 13(3): 227–286.
- [67] EINAV L, FARRONATO C, LEVIN J, et al. Auctions versus posted prices in online markets[J]. Journal of Political Economy, 2018, 126(1): 178–215.
- [68] WU Q W, ZHOU M C, ZHU Q S, et al. VCG auction-based dynamic pricing for multigranularity service composition[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(2): 796–805.
- [69] AN D, YANG Q Y, YU W, et al. Towards truthful auction for big data trading[C]//Proceedings of 2017 IEEE 36th International Performance Computing and Communications Conference (IPCCC). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1–7.
- [70] ZHOU X, LI H G. Buying on margin and short selling in an artificial double auction market[J]. Computational Economics, 2019, 54(4): 1473–1489.
- [71] KIRCHKAMP O, POEN E, REISS J P. Outside options: another reason to choose the first-price auction[J]. European Economic Review, 2009, 53(2): 153–169.
- [72] DE VRIES S, VOHRA R V. Combinatorial auctions: a survey[J]. INFORMS Journal on Computing, 2003, 15(3): 284–309.
- [73] HADDADI S, GHASEMI A. Pricing-based Stackelberg game for spectrum trading in self-organised heterogeneous networks[J]. IET Communications, 2016, 10(11): 1374–1383.
- [74] NGUYEN T, WELLMAN M P, SINGH

- S. A Stackelberg game model for botnet data exfiltration[C]//Proceedings of International Conference on Decision and Game Theory for Security. Cham: Springer, 2017: 151–170.
- [75] FARCHI E, NARAYANAM R, NAGALAPATTI L. Ranking data slices for ML model validation: a shapley value approach[C]//Proceedings of 2021 IEEE 37th International Conference on Data Engineering (ICDE). Piscataway: IEEE Press, 2021: 1937–1942.
- [76] SHNAYDER V, AGARWAL A, FRONGILLO R, et al. Informed truthfulness in multi-task peer prediction[C]//Proceedings of the 2016 ACM Conference on Economics and Computation. New York: ACM Press, 2016: 179–196.
- [77] RADANOVIC G, FALTINGS B, JURCA R. Incentives for effort in crowdsourcing using the peer truth serum[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2016, 7(4): 1–28.
- [78] ZHANG D, WANG H, DING X, et al. On the fairness of quality-based data markets[J]. arXiv preprint, 2018, arXiv:1808.01624.
- [79] SHAPIRO C, VARIAN H R. Versioning: the smart way to sell information[J]. Harvard Business Review, 1998(Nov/ Dec): 106–114.
- [80] HECKMAN J R, BOEHMER E L, PETERS E H, et al. A pricing model for data markets[C]//iConference 2015 Proceedings. [S.l.:s.n.], 2015.
- [81] LIU Q, FENG G Z, ZHENG W B, et al. Managing data quality of cooperative information systems: model and algorithm[J]. Expert Systems With Applications, 2022, 189: 116074.
- [82] YANG J, ZHAO C C, XING C X. Big data market optimization pricing model based on data quality[J]. Complexity, 2019(2): 1–10.
- [83] CAI H, YE F, YANG Y Y, et al. Online pricing and trading of private data in correlated queries[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2021, 33(3): 569–585.
- [84] KOUTRIS P, UPADHYAYA P, BALAZINSKA M, et al. Query-based data pricing[J]. Journal of the ACM, 2015, 62(5): 1–44.
- [85] KOUTRIS P, UPADHYAYA P, BALAZINSKA M, et al. Toward practical query pricing with QueryMarket[C]//Proceedings of the 2013 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. New York: ACM Press, 2013: 613–624.
- [86] JIANG X K, NIU C Y, YING C H, et al. Pricing GAN-based data generators under Rényi differential privacy[J]. Information Sciences, 2022, 602: 57–74.
- [87] LI X B, RAGHUNATHAN S. Pricing and disseminating customer data with privacy awareness[J]. Decision Support Systems, 2014, 59: 63–73.
- [88] SHAH N B, ZHOU D Y. Approval voting and incentives in crowdsourcing[J]. ACM Transactions on Economics and Computation, 2020, 8(3): 1–40.
- [89] SEN S, JOE-WONG C, HA S, et al. A survey of smart data pricing: past proposals, current plans, and future trends[J]. ACM Computing Surveys, 2013, 46(2): 1–37.
- [90] BALASUBRAMANIAN S, BHATTACHARYA S, KRISHNAN V V. Pricing information goods: a strategic analysis of the selling and pay-per-use mechanisms[J]. Marketing Science, 2015, 34(2): 218–234.
- [91] MUSCHALLE A, STAHL F, LÖSER A, et al. Pricing approaches for data markets[C]//Proceedings of International Workshop on Business Intelligence for the Real-Time Enterprise. Heidelberg:

- Springer, 2013: 129–144.
- [92] GAO G J, XIAO M J, WU J, et al. DPDT: a differentially private crowd-sensed data trading mechanism[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(1): 751–762.
- [93] WANG X H, DUAN L J. Dynamic pricing for controlling age of information[C]// Proceedings of 2019 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT). Piscataway: IEEE Press, 2019: 962–966.
- [94] STAHL F, VOSSEN G. Name your own price on data marketplaces[J]. Informatica, 2017, 28(1): 155–180.
- [95] YANG J, XING C X. Personal data market optimization pricing model based on privacy level[J]. Information, 2019, 10(4): 123.
- [96] 蔡莉, 黄振弘, 梁宇, 等. 数据定价研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(9): 1595–1606.
- CAI L, HUANG Z H, LIANG Y, et al. Survey of data pricing[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2021, 15(9): 1595–1606.
- [97] KOUTRIS P, UPADHYAYA P, BALAZINSKA M, et al. QueryMarket demonstration[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2012, 5(12): 1962–1965.
- [98] LI C, MIKLAU G. Pricing aggregate queries in a data marketplace[C]// Proceedings of the International Workshop on the Web & Databases. [S.l.:s.n.], 2012: 19–24.
- [99] DEEP S, KOUTRIS P. The design of arbitrage-free data pricing schemes[J]. arXiv preprint, 2016, arXiv:1606.09376.
- [100] DEEP S, KOUTRIS P. QIRANA: a framework for scalable query pricing[C]// Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Management of Data. New York: ACM Press, 2017: 699–713.
- [101] NIU C Y, ZHENG Z Z, WU F, et al. Unlocking the value of privacy: trading aggregate statistics over private correlated data[C]// Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. New York: ACM Press, 2018: 2031–2040.
- [102] YANG D J, XUE G L, FANG X, et al. Crowdsourcing to smartphones: incentive mechanism design for mobile phone sensing[C]// Proceedings of the 18th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York: ACM Press, 2012: 173–184.
- [103] LEE J S, HOH B. Sell your experiences: a market mechanism based incentive for participatory sensing[C]// Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom). Piscataway: IEEE Press, 2010: 60–68.
- [104] KOUTSOPOULOS I. Optimal incentive-driven design of participatory sensing systems[C]// 2013 Proceedings IEEE INFOCOM. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1402–1410.
- [105] LIU Y, CHEN Y L. Sequential peer prediction: learning to elicit effort using posted prices[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017, 31(1): 607–613.
- [106] 史菲红. 免费策略下的双寡头垄断厂商软件产品定价策略研究[D]. 天津: 天津大学, 2017.
- SHI F H. Research on pricing strategy of software products of duopoly monopoly manufacturers under free strategy[D]. Tianjin: Tianjin University, 2017.
- [107] ZHAI Y X, ZHAO Q. Oligopoly dynamic pricing: a repeated game with incomplete information[C]// Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2016: 4772–4775.
- [108] HELMES K, SCHLOSSER R. Oligopoly pricing and advertising in isoelastic

- adoption models[J]. *Dynamic Games and Applications*, 2015, 5(3): 334–360.
- [109]DEVAL V, NORTA A. Mobile smart-contract lifecycle governance with incentivized proof-of-stake for oligopoly-formation prevention[C]// *Proceedings of 2019 19th IEEE/ACM International Symposium on Cluster, Cloud and Grid Computing (CCGRID)*. Piscataway: IEEE Press, 2019: 165–168.
- [110]STAHL F, VOSSSEN G. Data quality scores for pricing on data marketplaces[C]// *Proceedings of Asian Conference on Intelligent Information and Database Systems*. Heidelberg: Springer, 2016: 215–224.
- [111]BAUER J, JANNACH D. Optimal pricing in e-commerce based on sparse and noisy data[J]. *Decision Support Systems*, 2018, 106: 53–63.
- [112]LI D H, YANG Q Y, YU W, et al. Towards double auction for assisting electric vehicles demand response in smart grid[C]// *Proceedings of 2017 13th IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. Piscataway: IEEE Press, 2018: 1604–1609.
- [113]BATAINEH A S, MIZOUNI R, BARACHI M E, et al. Monetizing personal data: a two-sided market approach[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 83: 472–479.
- [114]LIU K, QIU X Y, CHEN W H, et al. Optimal pricing mechanism for data market in blockchain-enhanced Internet of Things[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2019, 6(6): 9748–9761.

作者简介



任洪润 (1995–), 女, 复旦大学计算机科学技术学院、上海市数据科学重点实验室博士研究生, 主要研究方向为数据科学和数字经济, 近期研究重点为数据产品生产、流通及定价等。



朱扬勇 (1963–), 男, 博士, 复旦大学计算机科学技术学院教授, 复旦大学数据产业研究中心副主任。《大数据》期刊编委会副主任, 农业大数据产业技术战略联盟副理事长兼首席科学家, 大数据协同安全国家工程实验室副理事长, 中国自动化学会国防大数据分会副主任。国际数据科学倡导者, 提出数据界、数据学、数据身、数据自治、数据财政等概念和体系。发表学术论文200多篇, 出版《数据学》《旖旎数据》《特异群组挖掘》《数据自治》等专著, 并任《大数据技术与应用丛书》(22册)主编、《大数据资源》主编、《大数据技术》主编。主要研究方向为数据科学和数字经济, 近期研究重点为数字化转型、数据财政、数据资产、数据自治与数据跨境等。

收稿日期: 2022-05-28

通信作者: 任洪润, renhr20@fudan.edu.cn

基金项目: 上海市科委发展基金资助项目 (No.22DZ1200704)

Foundation Item: Shanghai Science and Technology Development Fund Project(No.22DZ1200704)