

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2025.04.011

诺贝尔经济科学奖与决策理论及其对数据驱动 智能决策的研究启示^①

董玉成¹, 范 莎², 陈 霞³, 寇 纲^{4, 5*}

(1. 四川大学商学院, 成都 610065; 2. 海南大学国际商学院, 海口 570228; 3. 电子科技大学公共管理学院, 成都 611731; 4. 湘江实验室, 长沙 410205; 5. 湖南工商大学数字媒体工程与人文学院, 长沙 410205)

摘要: 决策理论是诺贝尔经济科学奖辈出的一个研究领域, 人工智能与数据科学对决策的影响与日俱增, 决策研究正面临新的挑战和契机。现有人工智能或数据驱动的决策研究范式往往从全局视角讨论范式的转换和新的研究契机及重大研究问题, 提出了很多真知灼见。但是, 缺乏从人工智能、数据科学与决策理论交叉的视角, 对决策理论研究领域进行反思和展望。为此, 笔者聚焦决策理论研究领域, 首先介绍诺贝尔经济科学奖获得者在决策理论领域的重要贡献, 以此为中心梳理和归纳出主要的决策理论(效用理论、社会选择理论、行为决策理论)及发展脉络。在此基础上, 从“效用学习”、“偏好演化”和“智能决策可解释性”的视角, 探讨在人工智能与数据的驱动下, 决策理论中存在的研究契机和重要问题及研究范式转型, 以期为推进新技术情景下的决策理论研究提供有益思考。

关键词: 决策理论; 人工智能; 数据科学; 研究范式

中图分类号: C934 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2025)04-0174-17

0 引言

决策理论 (decision theory) 涉及人类的选择和行为, 在经济管理研究中处于重要和核心的位置。宏观上, 现代社会经济制度本质是一种群体决策机制。在理性、民主的社会中, 有两种群体决策的基本方法: 一种是“投票”, 通常用于做“政治”决策; 另一种是“市场机制”, 通常用于做经济决策。事实上, “市场机制”是用货币进行投票, 它们的数学本质是一样的。微观上, 在企业发展和战略决策中, 存在大量个体和群体决策问题, 如各种各样的运营决策和战略决策等。诺贝尔经济科学奖(全称为“瑞典中央银行纪念阿尔弗雷德·诺贝尔

经济科学奖”)是表彰经济学领域作出杰出贡献研究者的奖项。决策理论是诺贝尔经济科学奖辈出的一个研究领域, 诺贝尔经济科学奖获得者 Arrow、Simon、Sen、Harsanyi 和 Kahneman 等的主要学术贡献集中于决策理论, 具体包括社会选择理论^[1, 2]、效用理论^[3, 4]、行为决策理论^[5-7]。这些普适性的决策规律有助于人们解释世界和塑造人们看待人类决策的方式, 极大地推动了决策理论的研究进展。

人工智能 (artificial intelligence) 由 McCarthy 等学者在 1956 年的 Dartmouth 会议上提出^[8]。1997 年 IBM 的计算机“Deep Blue”击败国际象棋世界冠军, 这场“里程碑式的人机博弈”被视为人

① 收稿日期: 2021-03-29; 修订日期: 2024-02-04。

基金项目: 国家自然科学基金资助原创探索计划项目(62350062); 国家自然科学基金资助重大项目(72495125); 国家自然科学基金资助重点国际合作研究项目(71910107002); 湖南省科技创新计划资助项目(2024RC4008); 湖湘高层次人才聚集工程项目(AC2024040911247631ff 26)。

通讯作者: 寇 纲(1975—), 男, 江西德兴人, 博士, 教授, 博士生导师。Email: kougang@swufe.edu.cn

人工智能的第一个“里程碑”式的突破。2001年IBM的Watson应用于健康医疗揭示了人工智能的一种全新的计算模式,被认为是人工智能的第二个里程碑。作为“深度强化学习”的应用示例,Alpha-Go则被视为人工智能研究的第三个里程碑^[9]。经过60多年的演进,人工智能在移动互联网、超级计算、传感网、脑科学等新理论新技术以及经济社会发展强烈需求的共同驱动下加速发展,形成了一系列代表性成果。从早期的符号计算(以数理逻辑为基础)、进化计算、支持向量机、贝叶斯网络,到当今的深度学习、计算机视觉、自然语言理解、知识图谱、推荐系统等。这些人工智能技术正在快速升级各行各业,人工智能将成为许多国家经济发展的引擎之一^[10]。数据科学(data science)^[11]最早于1960年由图灵奖得主Naur提出,并在1974年出版的*Concise Survey of Computer Methods*中正式出现^[12]。Jeff^[13]于1997年在“Statistics = Data Science?”的演讲中提出了“Data Science”一词并主张将统计学(statistics)更名为数据科学(data science),开始了数据科学的现代用法,数据科学逐步开始在学术界和商业界引起关注。例如*Data Science Journal*和*The Journal of Data Science*于2002年、2003年相继创刊。*Nature*和*Science*分别于2008年和2011年出版“Big Data”^[14]和“Dealing with Data”^[15]专刊。2008年Hamerbatcher与Patilcirca分别在Facebook和LinkedIn领导全球第一批数据科学团队。至此,数据科学广泛流行,并被应用到各个领域^[16]。数据科学最具深远意义的现代应用之一是在政治领域,例如,民主党全国委员会(DNC)在奥巴马(Barack Obama)2012年竞选总统时,对数据和分析进行大量投资,推翻了广泛存在的观点(如“中间派”选民对竞选结果最为关键,而实际上,他们的观点很容易被与某些“坚定党派”选民产生共鸣的问题所动摇)^[17]。在医疗、商业领域,医生、保险公司从卫生保健数据库中的原始数据(由“交易”或病人与系统之间的接触点组成的医疗服务数据及药物配发数据)中创造出“有用的”特征,能够预测个人或群体可能出现的并发症^[18]。

人工智能与数据科学对决策的影响与日俱增,决策理论研究面临新的挑战和契机。目前,人工智能或数据驱动决策研究范式的探讨已经成为国内外研

究的热点之一。徐宗本等^[19]从大数据环境下的管理与决策研究所呈现的新特征以及面临的挑战入手,探讨管理理论与实践范式向“数据+模型+分析”转变,指出大数据环境下管理与决策基础理论及其应用研究与发展所需探讨的重大科学问题。陈国青等^[20]从分析大数据的数据特征、问题特征以及大数据管理决策特征出发,提出管理决策研究和应用的范式应由传统的模型驱动范式向具有“数据驱动+模型驱动”性质的大数据驱动范式转变,系统地提出了刻画大数据驱动的“全景式”管理决策框架。在此基础上,陈国青等^[21]从管理决策机理与理论的视角出发,明确定义了管理决策范式,认为管理决策范式中应包含信息情景、决策主体、理念假设和方法流程四要素,提出决策范式将从以上四个要素上进行跨域转变、主体转变、假设转变和流程转变从而催生出大数据决策范式。Provost和Fawcett^[22]从数据科学的角度出发,探讨数据科学与数据驱动决策的关系,认为数据科学支持数据驱动决策的发展,并分析了数据驱动决策的应用以及优势。Lu等^[23]讨论了数据驱动决策的基本概念、原理、盛行的技术方法以及未来发展。程学旗等^[24]从数据科学的内涵出发,探讨了计算智能发展的四类新型智能范式,并讨论了引领数据科学与计算智能研究的典型的应用场景。Zhang和Mei^[25]讨论了人工智能与数据驱动背景下群体智能发展的研究范式。本质上,现有人工智能模型都是建立在图灵机的基础上^[26],与图灵机模型等价,也可归为计算智能。计算智能是大数据工程化驱动的,其能力的提升有赖于数据规模的增加和计算速度的增长。如果缺乏数据科学化理论的支撑,数据驱动的计算智能难以适应时代的需求^[24]。因此,人工智能与数据科学紧密相连。一些学者也围绕数据价值^[27]、管理变革^[28]、数据智能^[29]、数据营销^[30]等具体领域分析了大数据和人工智能对管理决策的影响。

如前所述,人工智能或数据驱动的决策及研究范式已有较多有益思考。但是,现有研究大多从全局的视角对大数据或人工智能决策研究范式进行分析和研究,缺乏从决策理论的研究视角对数据驱动智能决策进行系统研究和探讨。特别是,决策理论是诺贝尔经济科学奖辈出的一个研究领域,他们的主要学术贡献集中于决策理论中的效

用理论、社会选择理论(群体决策)、行为决策理论。这些理论既从规范性研究的角度探讨了人们应该如何决策,也从描述性研究的视角解释了人类是如何做出决策的。这些决策理论闪耀着人类对决策过程的深刻理解,也为数据驱动智能决策奠定了基础。因此,笔者首先介绍诺贝尔经济科学奖获得者在决策理论领域的学术贡献,以此为中心系统梳理主要决策理论及研究脉络。在此基础上,聚焦决策理论领域,从人工智能、数据科学与决策理论交叉的视角探讨决策理论的研究范式转换,提出人工智能与数据驱动下决策理论中存在的研究契机和重要挑战。

1 诺贝尔经济科学奖与决策理论及研究脉络

决策理论是建立在现代自然科学和社会科学的基础上,研究决策原理、决策过程和决策方法的一门综合性学科^[31, 32]。决策理论是经济管理的核心和底层基础。随着经济社会和科学技术的迅速发展,决策问题日益重要和复杂,决策理论研究内容日益丰富^[33-41]。Arrow、Simon、Sen、Harsanyi 和 Kahneman 等因为在决策理论中的贡献而获得诺贝尔经济科学奖。

1.1 诺贝尔经济科学奖与决策理论

首先,本文介绍诺贝尔经济科学奖获得者在决策理论上的学术贡献。肯尼思·约瑟夫·阿罗(Kenneth J. Arrow)(1921年—2017年)于1972年获诺贝尔经济科学奖。他于1951年出版专著 *Social Choice and Individual Value*,从研究如何获得最大的社会福利出发,提出了著名的 Arrow 不可能定理(Arrow Impossibility Theorem)^[1]。Arrow 不可能定理不仅是 Arrow 社会福利函数框架的核心定理,更是现代社会选择理论的最基本结论^[42]。

继 Arrow 不可能定理之后,1998 年诺贝尔经济科学奖获得者,阿马蒂亚·库马尔·森(Amartya K. Sen)(1933 年—)围绕 Arrow 不可能定理展开深入研究。Sen 扩展个人权利范围,认为个人主权与 Pareto 准则并不相容,对个人权利的尊重有可能导致个人主权与集体选择之间的矛

盾,从而提出 Sen 个人主权不可能性定理(Sen Libertarian Impossibility Theorem)^[43-45]。Sen 的研究表明,Arrow 不可能定理适用于投票式的集体选择规则,无法揭示有关人际间效用比较的信息。Sen 在大规模饥荒问题的研究中发现基于功利的社会选择无法避免个人间效用的比较。如果允许个人间效用比较,Arrow 不可能定理就不再成立;如果不允许个人间效用比较,Arrow 不可能定理就缺乏意义。因此,Sen 在大规模饥荒问题的实证研究中引入人际间效用的“相对可比性”,发现了基于功利主义的福利测量中的“反公平现象”^[45]。

约翰·海萨尼(John C. Harsanyi)(1920 年—2000 年)因其在博弈理论研究中的卓越成就而获得 1994 年诺贝尔经济科学奖,此外,他在福利经济学方面也获得了重要研究成果。例如 Harsanyi 在期望效用函数理论的基础上,提出了加性群效用函数^[4],他认为个人和社会的效用函数都应该遵循 Von Neumann and Morgenstern 效用公理,如果个人效用函数满足 Von Neumann-Morgenstern 效用公理且为不具有可比性的基数,则关于个人效用的社会福利函数一定为个人效用函数的正线性组合。与此同时, Harsanyi 在古典效用的社会福利函数上考虑不确定性因素,提出新古典效用社会福利函数(neo-utilitarianism swf)^[46]。Harsanyi 把社会福利函数从基于序数效用论向基于基数效用论回归,为福利经济学和社会选择理论做出了杰出贡献,从而确立了他在经济学界的地位。

早期决策理论框架都是建立在完全理性的假设上,然而学者们逐渐关注行为对决策的影响。例如:Simon、Kahneman、Thaler 等学者开始重视实验研究,探讨有限理性决策者如何在实际情况中作决策,他们也因在行为决策领域的杰出工作而获得诺贝尔经济科学奖。

赫伯特·亚历山大·西蒙(Herbert Alexander. Simon)(1916 年—2001 年)于 1978 年获诺贝尔经济科学奖。Simon 指出了古典经济理论“经济人”假说的偏颇,提出了限制理性(bounded rationality),又称为有限理性^[5, 31, 32],同时提出了“满意准则”,掀起了行为决策理论研究的高潮。Simon 认为在决策过程中必须考虑人的基本生理限制,人们仅具有“有限理性”,必须选择可能不是最优的但足以使人满意的结果来做出决定。值

得一提的是,Simon 不仅在行为决策理论领域做出重大贡献,他也是人工智能的奠基人之一并于 1975 年获图灵奖。

丹尼尔·卡尼曼(Daniel Kahneman)(1934 年—2024 年)于 2002 年获诺贝尔经济科学奖。Kahneman 和 Tversky 将心理学知识应用于经济理论,在不确定情况下的决策和判断领域做出开创性工作。他们继承 Simon 的“有限理性”理论和启发式的思想,发现人类的决策行为常常是非理性且有偏差的。通过引入参照点和损失规避等概念提出展望理论(prospect theory),又称前景理论^[6, 47, 48]。该理论很好地解释了传统经济模型不易解释的决策行为。

理查德·塞勒(Richard Thaler)(1945 年—)于 2017 年获诺贝尔经济科学奖。Thaler 提出心理账户(mental accounting)思想^[7],认为每个人都有心理账户,人们会把在现实中客观等价的支出或收益在心理上划分到不同的账户中。例如,人们会把工资归到“勤劳致富”账户中;把年终奖视为一种额外的收获,放到“奖励”账户中;而把买彩票赢来的钱放在“天上掉馅饼”账户中。绝大多数人会受到心理账户的影响,以不同的态度对待等值的钱财,并做出不同的决策行为。从传统经济学角度来看,一万块的工资、一万块的年终奖以及一万块的中奖彩票并没有区别,可是人们往往对三者做出了不同的消费决策。通过心理账户,可以解释人的这类不理性经济决策。

1.2 以诺奖为中心的决策理论与研究脉络

通过以诺贝尔经济科学奖为中心对决策理论领域的工作进行梳理能够发现决策理论的核心工作集中于效用理论、社会选择理论(群体决策)、行为决策理论。这三大理论也就构成了决策理论的基础。图 1 梳理了决策理论三大研究脉络。

1) 效用理论

效用理论是一种规范性决策研究,主要以公理化假设为基础,由模型驱动去构建反映人的价值系统的效用函数。效用理论的发展是决策理论(特别是理性决策)形成成为一门独立的学科基础。

早期决策理论以期望收益值(又称期望货币值准则)(the expected monetary value, EMV)为基础。Nicholas 和 Bernoulli 在 1713 年 9 月 9 日写给 Pierre Rémond 的信中提出了一个悖论(早期复杂

版本的圣彼得堡悖论^[49]),从实证角度分析期望收益值准则与实际决策行为之间的矛盾。Daniel Bernoulli 在 Nicholas Bernoulli 所提悖论的基础上继续探究,于 1738 年在一篇题为“Specimen Theoriae Novae de Mensura Sortis”的论文^[50],正式提出了圣彼得堡悖论,为解释此悖论提出了精神价值(moral expected value),即效用值的概念以及效用函数的可能形式,并指出边际效用递减的原理。19 世纪,经济学家们利用边际效用递减原理研究消费者需求,进一步发展了新古典学派的商品效用思想,逐渐形成了传统意义上的效用理论。1944 年 Von Neumann 和 Morgenstern 出版专著 *Theory of Games and Economic Behavior*,提出了 Von Neumann-Morgenstern 期望效用理论。Von Neumann 和 Morgenstern 证明在满足设定公理体系的前提下,决策者可对各决策方案设定效用值,并依据期望效用值选择决策方案^[3],从而证明了期望效用值可以作为理性决策的理性标准。Von Neumann 和 Morgenstern 期望效用理论的提出,标志着现代效用理论的形成,也为基于期望效用理论的理性决策奠定了基础。诺贝尔经济科学奖得主 Harsanyi 在此基础上发展了加性的群效用函数理论^[4, 51],为社会选择理论在基数效用论下的发展提供了基础。

二战期间,统计学家 Wald 提出了统计决策理论(statistical decision theory)^[52],以对策论的观点来研究数理统计问题。Pratt 等学者^[53]进一步发展了统计决策理论。以 Wald 为代表的学者利用统计决策理论研究序贯决策^[54],形成了动态决策理论^[55],例如:马尔科夫决策过程^[56](贯序决策的主要研究领域)等。与此同时,1954 年 Savage 在 Von Neumann-Morgenstern 期望效用理论和主观概率理论^[57, 58]的基础上研究统计决策问题,提出的 Bayes 决策理论^[59]。

此外,在 Von Neumann- Morgenstern 期望效用理论被广泛研究时,Allais^[60]于 1953 年观察到人们的一些实际决策行为不能被该理论所解释,对 Von Neumann- Morgenstern 期望效用理论发起了严重的挑战,进而提出了 Allais 悖论。解释 Allais 悖论的代表性理论之一是 Quiggin^[61]提出的一种广义期望效用理论,即依序效用理论(rank dependent utility theory)。效用理论中另一个经典的

悖论是 Ellsberg 悖论^[62], 该悖论是针对被贴“主观期望效用理论”标签的 Bayes 决策理论所提出的. Schmeidler 提出的 Choquet 期望效用理论

(Choquet expected utility theory)^[63]作为依序效用理论的拓展理论, 在放弃独立性公理后, 能够较好地解释了 Ellsberg 悖论.

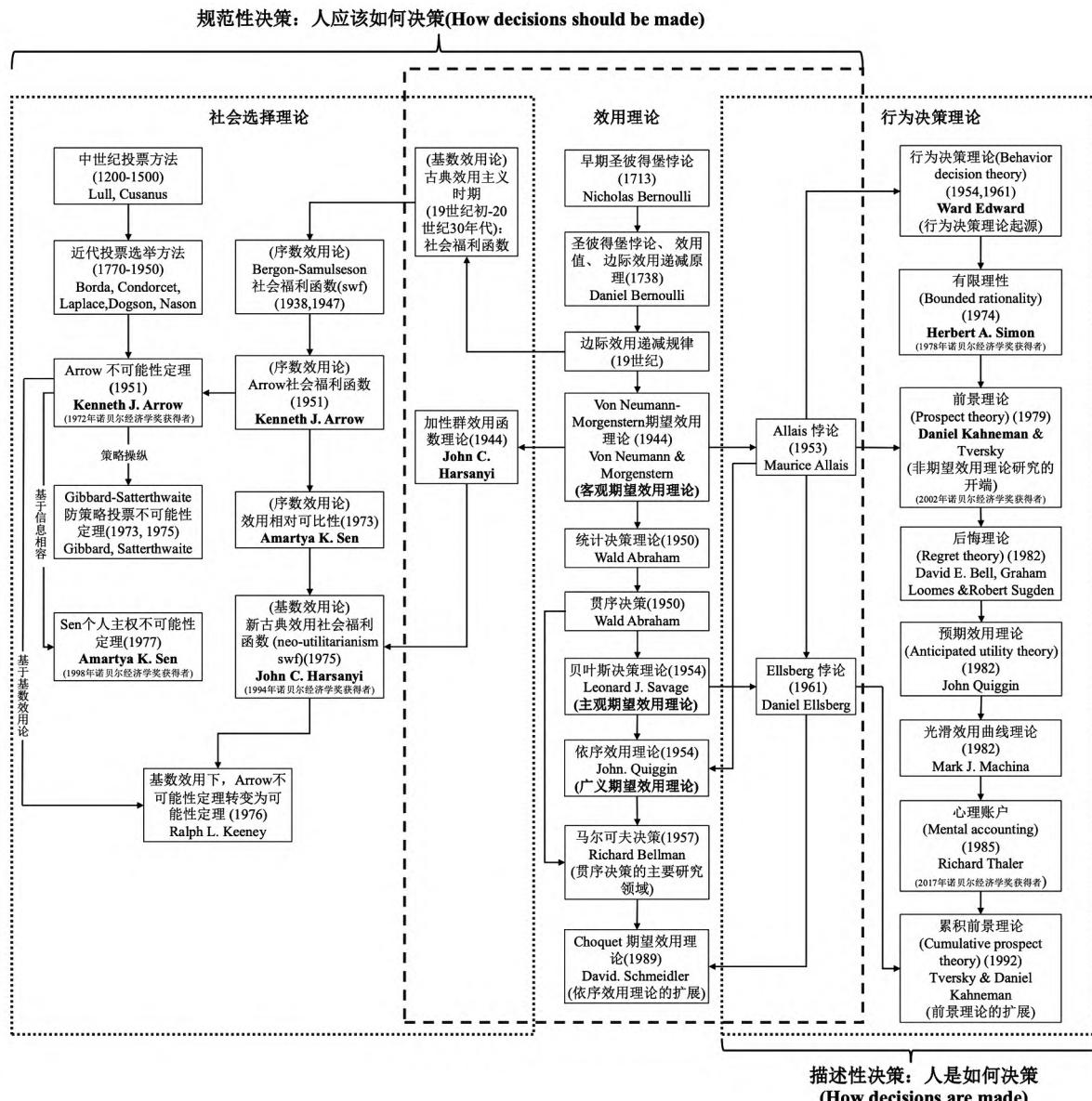


图 1 决策理论研究脉络

Fig. 1 The origin and evolution of decision theory research

由圣彼得堡悖论发展而来的期望效用理论通过不断与计算机、统计学、心理学、社会学、经济学等学科的交融, 经历了由客观期望效用论到主观期望效用论、由静态决策到动态决策的转变, 丰富了决策理论. Von Neumann-Morgenstern 期望效用理论的提出通常认为是决策理论成为一门独立学科的开端, 而诺贝尔经济学奖获得者 Harsanyi 构建了期望效用理论和社会

选择的链接.

2) 社会选择理论(群体决策)

决策问题往往不是单纯的个体决策, 而涉及到多方参与的社会选择或群体决策. 因此, 如何集结群体中的个体意见形成社会或群体意见也就成为决策理论关注的重要问题.

社会选择理论或群体决策研究起源于投票问题. 中世纪(1200 年—1500 年)的 Lull 和 Cusanus

是迄今已知最早开始对投票方法进行研究的代表人物^[64]。近代(1770年—1950年),Borda、Condorcet、Laplace、Dogson、Nanson等开始对投票选举方法进行系统化的研究,投票选举方法包括Borda函数、Condorcet函数、Copeland函数、Dodgson函数、Nanson函数、Kemeny函数、Lin函数等^[65, 66]。这些投票研究对社会选择理论的形成奠定了基础。以Bergon(1938)、Samuelson(1947)等人为代表的新福利经济学摒弃传统的基数效用论,采用序数效用论^[1, 67],构成了社会福利判断的新框架,即由个人序的集结得到社会序,从而与投票理论研究的框架保持结构一致。由于Bergon和Samuelson社会福利函数(Bergon-Samuelson social welfare function: swf)关注的是某个社会状态的绝对福利值,其具体应用十分困难。

从研究如何获得最大的社会福利出发,Arrow于1951年提出来著名的Arrow不可能性定理”^[1, 68],这标志着现代社会选择理论的形成。该理论从一定假设上宣示一个完美的民主政治和市场机制是不存在的。而Sen^[69]等的研究表明,只要有效用比较方面的信息,基于序数的人际效用比较就足以跳出不可能结论。此外,Sen在Arrow不可能性定理中引入个人主权,发现个人主权与集体权利(即Pareto准则)之间的矛盾,而解决这种冲突的方法只有两种:放弃集体选择一致性准则和限制个人主权,从而提出“Sen个人主权不可能性定理”^[2, 43, 44]。Dodgson和Dummett通过大量对比研究和实证,认识到投票选择程序的可操纵性普遍存在^[70]。Gibbard^[71]和Satterthwaite^[72]对Arrow不可能性定理进行修改,分别于1973年和1975年提出“Gibbard-Satterthwaite防策略投票不可能性定理”,该理论是对Dodgson和Dummett的猜想进行理论证明,是防操纵性理论研究的一个重要里程碑。“Arrow不可能性定理”、“Sen个人主权不可能性定理”和“Gibbard-Satterthwaite防策略投票不可能性定理”并称为社会选择三大不可能性定理,但是,这些不可能性定理主要是基于序数效用的研究。

社会选择理论的形成,除了上述所提传统投票理论外,还源于对社会福利的规范分析^[1]。古典效用主义时期(19世纪初~20世纪30年代)的社会福利函数是在功利主义的分析框架下形成

的,其建立在效用的可测性和可比性的基础上,因此该时期的社会福利函数主要采用基数效用论^[1, 67, 68]。Arrow不可能定理之后,社会福利函数开始向古典社会福利函数回归,出现了许多采用基数效用函数的社会福利函数,例如,Harsanyi在加性群效用函数^[4, 51]的基础上考虑不确定性因素,提出了新古典效用主义的社会福利函数(neo-utilitarianism swf)^[46]。随着新古典效用社会福利函数的提出,基数效用论有效回避了偏好集结过程中由于“个体效用的不可测性和人际间效用的不可比性”而出现的困难,因而重新回到研究者的视线。1976年,Keeney^[73]对基数型的群体效用集结方法进行研究,证明Arrow不可能性定理在基数效用下是可能性定理。

由投票理论和社会福利经济学发展而成的现代社会选择理论主要通过建立公理化假设,讨论社会选择函数。在社会选择理论的发展历程中,Arrow、Harsanyi、Sen因其在社会选择理论和福利经济学所作出的重大贡献,分别获得1972年、1994年和1998年的诺贝尔经济科学奖。

3) 行为决策理论

与理性决策理论的研究视角不同,行为决策理论主要以心理实验的方法探究人的决策行为,即人是如何做决策的。行为决策理论是始于Allais悖论^[60]和Edwards开创性的研究工作^[74-76],针对期望效用无法解释的问题而发展起来的。

Allais悖论^[60]揭示了人类实际决策行为与客观期望效用理论之间偏差,将人的行为引入到决策理论的研究框架中。此后,Edwards分别于1954年、1961年发表两篇开创性文章,将行为决策研究作为心理学的一个新领域,研究人们如何做决策,以及人们如何改善决策,正式提出“行为决策理论(behavior decision theory)”^[74, 75],但此时的行为决策理论还未得到学者的重视。直到20世纪70年代,Simon于1974年提出了有限理性(bounded rationality)^[5],行为决策才引起了学者的广泛重视。

解决Allais悖论^[60]的另一个代表性理论是Kahneman和Tversky^[6]提出的前景理论(Prospect Theory),以“人们怎么样决策”为出发点,而不是以“人们应该如此”,将行为变量嵌入理性决策模型中,试图描述和解释人类的实际决策过程与理

性之间的偏差。前景理论将决策理论由期望效用理论延伸至非期望效用理论,是一个完整的行为决策理论,也标志着非期望效用理论研究的开端,从而引发了行为决策理论研究的热潮。1982年后,行为决策理论发展迅猛,众多非期望效用理论被相继提出,例如,Machina 的光滑效用理论^[77]、Bell^[78] 和 Loomes 和 Sugden^[79] 的后悔理论等、Quiggin 的预期效用理论^[80]、Richard Thaler 的心理账户^[7]等。

Ellsberg 悖论^[62]是理性决策理论中另一个著名的悖论,解释该悖论的另一个代表性理论是 Kahneman 和 Tversky^[47]于 1992 年在前景理论的基础上扩展而来的累积前景理论 (cumulative prospect theory)。这些行为决策理论增强了对决策者行为的解释力。

在行为决策理论的形成发展过程中,Simon 和 Kahneman 分别在“有限理性”和“前景理论”做出杰出贡献,先后于 1978 年和 2002 年获得诺贝尔经济学奖。由此也凸显了行为决策理论研究工作在行为经济管理中的重要作用。

决策理论包括规范性 (normative) 研究和描述性 (descriptive) 研究两种范式。效用理论、社会选择理论是典型的规范性决策研究范式,行为决策理论是一种描述性决策研究。虽然规范性与描述性研究对象相同,但是具有明显不同的目标。规范性决策研究讨论人应该如何制定决策 (how decisions should be made)。但描述性决策研究探讨决策是如何被制定 (how decisions are made),研究人类在决策制定过程中的行为偏差。

另一方面,效用理论、社会选择理论和行为决策理论虽然是不同视角的决策理论研究,但是它们存在关联关系,其中效用理论位居决策理论的中心位置,它通过引入基数效用到社会选择理论和福利经济学,进而建立了两者的联系。同时,一些著名悖论(比如 Allais 悖论、Ellsberg 悖论)的提出揭示了期望效用理论在解释人的决策行为的局限,进而衍生出行为决策理论这一新的决策理论研究领域。

以诺奖为中心对决策理论进行梳理,能够发现效用理论、社会选择理论(群体决策)、行为决策理论是诺贝尔经济科学奖获得者关注的核心决策理论,以下称为经典决策理论。经典决策理论以

公理化设计或实验研究为主要研究方法。非公理化的决策方法(比如:层次分析法^[81]、模糊决策方法^[82]等)主要在工程中被广泛应用,在经典决策理论中较少涉及。

2 经典决策理论对数据驱动智能决策的研究启示

经典决策理论不仅从规范性研究的角度分析人应该如何决策,而且从描述性角度去探讨人是如何决策的。上述问题是人类决策过程中的普适性问题,在人工智能和数据时代也不能避免。下面本文从“效用理论”、“社会选择理论”和“行为决策理论”的视角,探讨经典决策理论对人工智能与数据驱动下决策(以下称为数据驱动智能决策)的研究启示以及存在的研究契机和重要问题,包括:“效用学习”、“偏好演化”和“智能决策可解释性”。同时,从数据差异、方法差异和研究领域差异三个方面解析数据驱动智能决策研究范式转型。

2.1 效用理论: 从概率轮盘到人工智能与数据驱动的效用学习

如图 1 所示,效用理论位居决策理论的中心位置,它本质是关于人的价值系统的定量研究,不仅要求对客体作偏好比较,而且还要从量上描述这种偏好的程度。为了能将效用值用于定量的决策,传统的方法通常借助概率轮盘数据,采用直接/对比提问方式获得主体的偏好/效用,以确定效用曲线,从而构造效用函数。比如:为了测量某考生选择 A 大学攻读博士学位的效用。假设该生最偏好的大学为 B 大学(此时效用假定为 1),最不偏好的选择是未能攻读博士学位(此时效用假定为 0)。若 A 大学的效用等价于概率轮盘(p 的概率被 B 大学录取, $1-p$ 的概率未能攻读博士学位),则 A 大学对该生的效用为 p 。传统的效用测量被描述为图 2(a)。

在人工智能和数据驱动背景下,决策问题分析面临新的技术情境。因为技术进步,大规模的人类偏好/行为数据被广泛存储。比如滴滴、途家、纳什空间和美团等各大网络平台上,储存海量的消费者偏好数据;一些金融平台也保存了大量投资理财的行为数据等。在这些真实存储的数据中,个

体偏好获取体现出两大明显特征:1)海量数据使得人们不再依赖传统概率轮盘的方式就能够获得个体偏好和行为数据;2)用户数据量庞大、信息错综复杂、数据动态性强,具有很强数据科学的属性.在经典的效果理论中,数据通过概率轮盘提问获取.通过公理化假设以及数理分析构造个体/群体/多属性的效果函数,进而作为众多经济管理学科的基础.但是,在人工智能与数据科学的背景下,数据收集与效果函数的构建方式都发生了显著的变化.用户通过终端,特别是移动终端发布了大量的偏好数据,这些数据被平台存储.不同于通过概率轮盘提问获取的数据,这些海量的数据动态而复杂,人工智能与机器学习提供了潜在工具,通过拟合数据的方式精准和高效地估计用户的效果函数.人工智能与数据驱动的效果学习的研究框架如图2(b)所示.

人工智能与数据科学情境下,效果理论中的基础问题(比如:期望效果^[3]、多属性效果^[83]、群体效果^[73]、多期饱和与习惯效果^[39, 84])都将被深刻影响,进而转型为人工智能与数据驱动的效果学习理论,具体包括:1)概率轮盘到数据驱动的决策研究范式转型和共性问题;2)数据驱动的群体/多属性效果函数学习;3)多期多阶段情形下数据驱动的饱和与习惯效果学习理论.最近一些偏好学习(preference learning)研究也体现了这一趋势. Aggarwal 和 Fallah-Tehrani^[85]利用偏好学习

从经验数据中得出预测性偏好模型,对人类的决策行为进行建模解释. Liu 等^[86]通过线性插值将决策分析的适用范围从决策者明确表达的偏好扩展到从历史数据或对用户行为进行观察得出的偏好.虽然这些研究尚未融入人工智能和数据科学对效果理论的影响,但是能为人工智能与数据驱动的效果学习提供思想启发.

人工智能与数据驱动的效果学习也会带来一些新的应用,比如:效果学习下的推荐系统是一个重要潜在应用.推荐系统是一种信息过滤系统,在经济管理领域主要用于预测用户对物品的“评分”或“偏好”.个性化推荐系统能够有效解决信息过载问题,通常可以根据用户偏好、商品特征、交易和其他环境因素(如时间、季节、位置等)生成推荐结果,为用户提供具有排序的个性化物品推荐列表.精准的推荐系统可以提升和改善用户体验,目前已有大量的研究关注于推荐系统的优化^[87-91].但是,现有推荐系统的主要原理是从历史数据中分析出事物之间的相关关系,其推荐结果是对数据相似性的分析,属于数据层面的研究.通过应用效果学习于推荐系统,能更好的理解数据产生过程中人的价值系统,以及与被推荐者的价值系统匹配.通过人工智能与数据驱动的效果学习,深化数据层面推荐系统为价值驱动的推荐系统,从数据中寻找各种因素之间的效果连接,进而更好地解释和利用数据为用户提供更好的推荐.

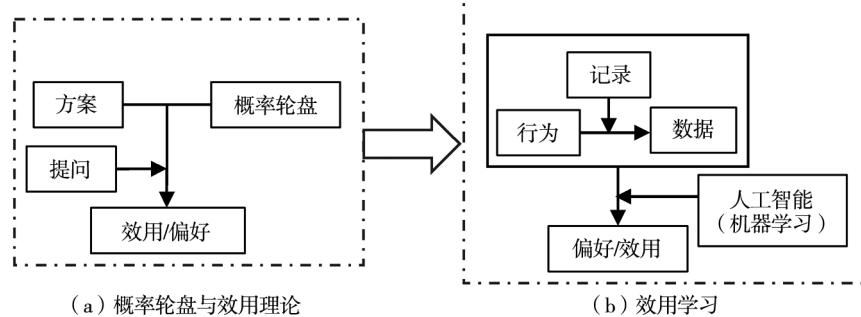


图 2 从概率轮盘到人工智能与数据驱动的效果学习

Fig. 2 From probability wheel to artificial intelligence & data driven utility learning

2.2 社会选择(群体决策):从选择/协商到演化

传统的社会选择与群体决策关注把个体偏好与行为集结为群体偏好和行为,主要研究集结规则和协商过程,参见图3(a).但是,人工智能与数据驱动背景下,群体偏好与行为的形成

模式正发生深刻的变革,具有很强的动态演化的特征.一些新的社会选择和群体决策问题开始出现.例如:社会选择的一个典型的研究对象是投票选举,但是在人工智能和大数据时代,社交软件和平台被广泛应用于各国领导人选举.

公众的偏好在社交网络中演化,网络结构因而显著影响了选举的行为和结果^[92-94]. 这与传统社会选择定义的投票模型具有明显差异. 最近, Johnson 等^[95]提供了全球 30 亿 Facebook 用户中

出现疫苗之争的地图,利用聚类的方法将涉及疫苗之争的近 1 亿人划分为跨越城市、国家和语言的高度动态、相互联系的集群,解释反疫苗观点和社群的形成过程.

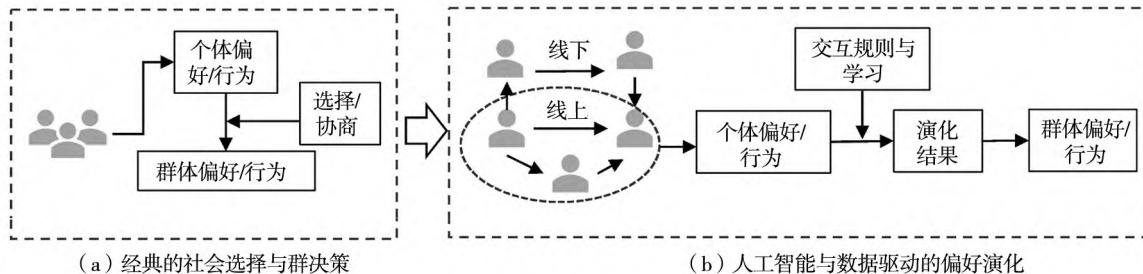


图 3 从选择/协商到演化的群体决策研究框架

Fig. 3 Framework for group decision-making from selection/negotiation to evolution

人类合作行为的研究是一项非常重要且有意义的研究工作. 以往的研究由于缺乏人类行为数据的积累, 很难从演化的角度对人类决策进行建模和实证, 所以这方面的科研工作进展缓慢. 但是随着人工智能和大数据技术不断发展, 关于人类行为的网络大数据的获取和存储更为容易, 这为从演化的角度去研究人类决策与行为提供了一定的物质条件, 并带来了前所未有的重大机遇. 因此, 人工智能与数据科学提供了一个新的窗口: 从演化的角度去观察和研究人类的决策, 对群体合作行为及兴趣转移等现实决策问题进行面向自然实验的实证.

人工智能与数据科学影响下的社会选择(群体决策)的研究框架如图 3(b)所示. 个体观点/行为通过线上线下的交互融合, 演化形成一种交互规则, 个体偏好/行为在这种交互规则作用下深度演化, 形成群体最终的偏好或行为. 因为人工智能与数据科学影响下的社会选择理论具有很强的演化特征, 因此与观点动力学 (opinion dynamics)^[96-98]、人类行为动力学 (human dynamics)^[99] 存在一定的学科交叉. 因此, 有必要建立起社会选择理论与观点、行为动力学等学科之间的联系, 特别是从人工智能与数据科学的角度对其关系与角色进行系统分析和剖析.

人工智能与数据驱动背景下的社会选择理论(群体决策)的一个潜在应用是网络舆情治理. 随着信息技术的发展, 特别是网络社会的出现, 个体和群体偏好借助社交网络平台, 以舆情的方式大量涌现, 导致舆情事件. 目前, 中国形成了大而扁

平的“点状”舆论网络结构, 梯度浅、舆情发源和引爆路径高度依赖新浪、腾讯等少数大网站; 同时传统媒体与网络媒体、精英与草根群体交集少; 舆论观点不平衡, 几乎 80% 以上是负面观点. 从“偏好演化”等视角对人工智能与数据驱动社会选择理论(群体决策)进行研究, 能够解析人工智能、大数据与社会选择理论的交互影响, 这不仅能揭示人工智能和大数据在决策理论研究中的价值, 也能为群体偏好/行为引导的网络结构解析及“最少干预”网络舆情治理打下基础.

与此同时, 人工智能与数据驱动的社会选择理论可被广泛应用于市场运营. 例如: VIVO 和 OPPO 两个手机制造商, 在最近的两年内都各自建立了品牌形象代言人明星库, 利用这些意见领袖(明星代言人)的多种社会网络渠道(例如: 微博、微信等)投放广告, 而大众网友通过“跟从”(关注、点赞、转发等行为)这些意见领袖的意见, 迅速使得两个品牌的认可度显著提高. 值得一提的是, 已有少量工作关注这方面的研究. 例如: Bimpikis 等^[100]运用 DeGroot 模型^[101]去描述个体之间偏好演化的机制, 在此基础上考虑了社交网络上两个公司之间定向广告投放的决策问题. Manshadi 等^[102]研究了新产品的知名度在网络上的扩散过程, 其中假设每个个体的偏好受到与其相连的随机子集中那些个体偏好的影响, 并运用平均场的方法来近似求解. 在人工智能与数据驱动的情景下, 利用真实的偏好/行为数据构造出社会选择函数与演化规则, 不仅能够支持广告精准投放, 而且能够改善产品设计, 为企业运营和市场

广告提供更好的决策支持.

2.3 智能决策可解释性: 行为决策理论指导的机器学习

现代人工智能(主要是机器学习)能够提供大规模数据到结果(分类或回归)的映射.但是随着深度学习的发展,这个映射往往是带有大规模参数的隐式表达,因此是一个“黑箱”模型,这导致了人工智能可解释性难题^[103].

人工智能与数据科学不仅会深刻影响决策理

论的一些基础理论,比如效用理论和社会选择理论.同时,决策理论是揭示人类决策过程的基础性理论,特别是行为决策理论在解释人类决策过程中体现了强大的生命力^[104].因此在人工智能(主要是机器学习)与数据驱动的决策中(简称智能决策),行为决策理论会是一个有力的潜在工具去增强机器学习与智能决策可解释性.通过行为决策理论增强机器学习和智能决策可解释性的研究框架如图4所示.

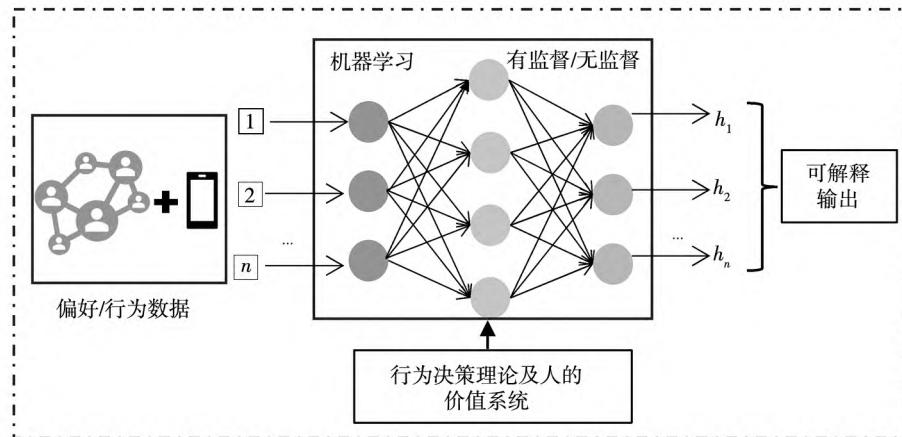


图4 行为决策理论指导的机器学习与智能决策可解释性研究框架

Fig. 4 Framework for the interpretability of machine learning and intelligent decision-making guided by behavioral decision theory

首先,将前景理论、后悔理论等融入到机器学习,设计嵌入行为决策理论的机器学习算法,提升其可解释性.使机器学习算法在局部层面保持高效和灵活性,在全局层面通过带参数的行为决策相关理论保持可解释性.其次,建立行为决策理论指导的机器学习事后解释模型.事后解释是人工智能解释研究的常见思路.基于行为决策理论建立机器学习事后解释模型的难点在于行为决策理论主要是实验数据驱动的,它与机器学习算法中的数据在规模和复杂性上存在实质差别.因此,建立行为决策理论指导的机器学习事后解释模型的前提是实现行为决策理论研究从实验数据到数据驱动的转型.重点在于建立数据驱动的行为决策学习模型,包括:前景价值函数学习、累积前景价值学习、多属性前景价值学习等.从而为机器学习算法的输入数据和输出结果依据行为决策理论涉及的价值函数和行为参数进行事后拟合奠定理论基础.进而对事后拟合模型的性质、求解算法进行解析和测试,从而实现基于行为决策理论的机器

学习算法与智能决策事后解释.

行为决策理论指导的机器学习与智能决策可解释性研究在涉及安全、伦理等可解释性要求高的决策问题中具有广泛应用价值.比如:联合国制定了人类可持续发展的目标系统(sustainable development goals),包含:17个一级目标、169个二级目标和232个三级指标^[105, 106],联合国通过多属性决策模型对全球与各国可持续发展目标的实现进程进行评估.但是,联合国年度报告数据存在严重残缺,仅包含约50%的指标数据,同时指标间复杂的协同效应与关联关系难以刻画.机器学习(特别是深度学习)能给联合国可持续发展评估提供潜在工具,但是因为可解释性不足而影响实际使用.把可解释的机器学习智能决策模型应用于联合国可持续发展评估,兼顾机器学习效率和多属性决策可解释性两者的特点.同时,把可解释的机器学习模型与算法集成到联合国可持续发展评估的国家尺度平台(iSDG)^[107]和全球尺度平台(Felix)^[108]将对决策理论与机器学习结合提供很好的实验和大尺度的应用场景.

2.4 数据驱动智能决策理论范式转型

人工智能与数据驱动的决策与经典决策理论

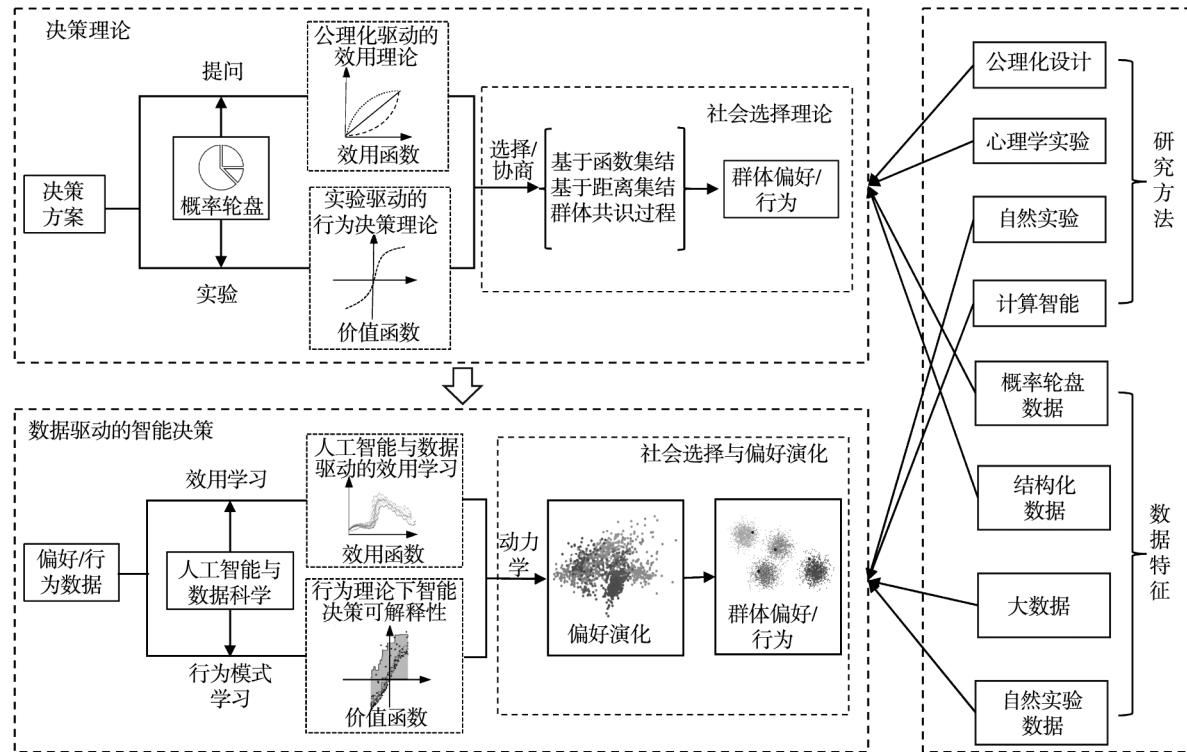


图 5 人工智能与数据驱动下的经典决策理论的范式转型

Fig. 5 Paradigm transformations driven by artificial intelligence and data in classical decision theory

1) 数据差异

经典决策理论中的数据通常利用概率轮盘提问或者实验获取。概率轮盘式的数据不仅用于构造期望效用等规范性的决策理论,也用于刻画人在风险和不确定下的价值系统。同时,也是实验研究的基本数据格式,比如:前景理论等行为决策理论都是基于概率轮盘式的提问和实验。但是,在人工智能与数据驱动的决策理论研究中,数据往往来源于人类自然产生的大规模的偏好与行为。由于信息技术的进步,这些真实偏好和行为数据大量存储于各种商业或非商业平台上。这些数据往往具有数据科学的特点,不仅体现在数据规模上,同时具有非结构性、异构性、残缺性等特征,与结构化和简单的概率轮盘数据存在本质差异。

2) 方法差异

经典的决策理论是模型或实验驱动的,并多次获得过诺贝尔经济学奖。在模型研究上注重公理化设计,比如效用理论、社会选择理论都是公理化驱动的研究典范。行为决策理论借助心理学

研究范式的对比如图 5 所示,两者之间的差异主要归纳为如下几点:

研究方法,通常是实验驱动的。数据驱动的智能决策利用数据科学和人工智能技术学习行为数据,获取效用函数。决策范式转变从数据获取、效用值获取以及效用函数构造方式上体现出明显的计算智能特征。同时经典的社会选择或群体决策理论关注偏好集结,比如基于函数的集结^[1, 2, 71, 72]、距离集结^[109–112]、协商集结^[113, 114]等,而人工智能与数据驱动下群体偏好与行为体现出很强的演化特征,具有显著的自然实验的特点。

3) 研究领域差异

本文讨论的研究范式与现有的人工智能或大数据驱动决策研究范式在研究领域存在差异。笔者聚焦人工智能、数据科学与决策理论的学科交叉,对决策理论研究范式在新的技术情境下进行改进和探讨。相比从全局层面对人工智能或数据驱动决策研究范式的讨论,笔者的研究关注决策理论这一细分研究领域,特别是通过梳理以诺奖为中心的决策理论,聚焦人工智能与数据科学对效用理论、社会选择理论、行为决策理论的影响。

在经济管理领域,决策理论是众多学科分支的基础.因此,人工智能与数据驱动的决策理论研究也能给经济管理研究众多领域提供应用基础.一些潜在的应用包括:效用学习驱动的推荐系统、网络舆情治理、数据和效用学习驱动的市场广告与竞争、可解释的联合国可持续智能评估等.

3 结束语

本文分析了诺贝尔经济科学奖获得者在决策理论领域的学术贡献,突出了效用理论、社会选择理论、行为决策理论在决策理论中的核心地位.通过梳理了效用理论、社会选择理论、行为决策理论的主要研究脉络和相互关系,显示出经典决策理论的研究范式是模型或实验驱动的,其中模型驱动的决策理论研究注重公理化方法的使用.在此

基础上,本文探讨经典决策理论对数据驱动智能决策的研究启示,并从“效用学习”、“偏好演化”和“智能决策可解释性”三个方面分析了数据驱动智能决策中存在的研究契机和重要问题.

现有人工智能或数据驱动决策研究范式相关研究往往从全局的视角探索研究范式的转换和新的研究契机.本文研究主要从人工智能、数据科学与决策理论交叉的视角,聚焦对决策理论具体领域的研究范式转变.特别是,突显人工智能和数据科学对诺奖关注的效用理论、社会选择理论与行为决策理论的影响和新的研究契机.决策理论主要刻画人类决策的判断和行为,是经济管理的底层理论.因此,人工智能与数据驱动的决策理论也会在多个层面给经济管理中众多应用问题提供理论基础和应用支持.本文抛砖引玉,以期推进人工智能与数据驱动的决策理论研究进展.

参 考 文 献:

- [1] Arrow K J. Social Choice and Individual Values[M]. New York : Wiley, 1951.
- [2] Sen A K. Social choice theory: A reexamination[J]. Econometrica, 1977, (45) : 53 - 89.
- [3] Von Neumann J, Morgenstern O. Theory of Games and Economic Behavior [M]. Princeton: Princeton University Press, 1944.
- [4] Harsanyi J C. Cardinal welfare, individualistic ethics, and interpersonal comparisons of utility[J]. Journal of Political Economy, 1955, 63(4) : 309 - 321.
- [5] Simon H A. The New Science of Management Decision[M]. New York: Harper & Brother, 1960.
- [6] Kahneman D, Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk [J]. Econometrica, 1979, 47 (2) : 263 - 291.
- [7] Richard T. Mental accounting and consumer choice[J]. Marketing Science, 1985, 4(3) : 177 - 266.
- [8] McCarthy J, Minsky M L, Rochester N, et al. A Proposal for the dartmouth summer research project on artificial intelligence [J]. AI Magazine, 2006, 27(4) : 12 - 14.
- [9] Fjelland R. Why general artificial intelligence will not be realized[J]. Humanities and Social Sciences Communications, 2020, 7(1) : 1 - 10.
- [10] Wu F, Lu C, Zhu M, et al. Towards a new generation of artificial intelligence in China[J]. Nature Machine Intelligence, 2020, 2(6) : 312 - 316.
- [11] 徐宗本, 唐年胜, 程学旗. 数据科学——它的内涵、方法、意义与发展[M]. 北京: 科学出版社, 2022.
Xu Zongben, Tang Niansheng, Cheng Xueqi. Data Science: Its Essence, Methods, Role and Development[M]. Beijing: Science Press, 2022. (in Chinese)
- [12] Peter N. Concise Survey of Computer Methods[M]. New York: Petrocelli Books, 1974.
- [13] Jeff Wu C F. Statistics = Data Science? [EB/OL]. <https://www2.isye.gatech.edu/~jeffwu/presentations/>, 1997.
- [14] Frankel F, Reid R. Big data: Distilling meaning from data[J]. Nature, 2008, 455(7209) : 30 - 30.
- [15] Los W, Wood J. Dealing with data: Upgrading infrastructure[J]. Science, 2011, 331(6024) : 1515 - 1516.

- [16] Liu T, Ungar L, Kording K. Quantifying causality in data science with quasi-experiments [J]. *Nature Computational Science*, 2021, (1): 24 – 32.
- [17] Issenberg S. How President Obama's campaign used big data to rally individual voters [J]. *Technology Review*, 2013, 116 (1): 38 – 49.
- [18] Dhar V. Data science and prediction [J]. *Communications of the ACM*, 2013, 56(12): 64 – 73.
- [19] 徐宗本, 冯芷艳, 郭迅华, 等. 大数据驱动的管理与决策前沿课题 [J]. *管理世界*, 2014, (11): 158 – 163.
Xu Zongben, Feng Zhiyan, Guo Xunhua, et al. On the research frontiers of big data-driven management and decisions [J]. *Management World*, 2014, (11): 158 – 163. (in Chinese)
- [20] 陈国青, 吴 刚, 顾远东, 等. 管理决策情境下大数据驱动的研究和应用挑战——范式转变与研究方向 [J]. *管理科学学报*, 2018, 21(7): 1 – 10.
Chen Guoqing, Wu Gang, Gu Yuandong, et al. The challenges for big data driven research and applications in the context of managerial decision-making: Paradigm shift and research directions [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(7): 1 – 10. (in Chinese)
- [21] 陈国青, 曾大军, 卫 强, 等. 大数据环境下的决策范式转变与使能创新 [J]. *管理世界*, 2020, 36(2): 95 – 105, 220.
Chen Guoqing, Zeng Dajun, Wei Qiang, et al. Transitions of decision-making paradigms and enabled innovations in the context of big data [J]. *Management World*, 2020, 36(2): 95 – 105, 220. (in Chinese)
- [22] Provost F, Fawcett T. Data science and its relationship to big data and data-driven decision making [J]. *Big Data*, 2013, 1 (1): 51 – 59.
- [23] Lu J, Yan Z, Han J, et al. Data-driven decision-making (D3M): Framework, methodology, and directions [J]. *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 2019, 3(4): 286 – 296.
- [24] 程学旗, 梅 宏, 赵 伟, 等. 数据科学与计算智能: 内涵、范式与机遇 [J]. *中国科学院院刊*, 2020, 35(12): 1470 – 1481.
Cheng Xueqi, Mei Hong, Zhao Wei, et al. Data science and computing intelligence: Concept, paradigm, and opportunities [J]. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2020, 35(12): 1470 – 1481. (in Chinese)
- [25] Zhang W, Mei H. A constructive model for collective intelligence [J]. *National Science Review*, 2020, 7(8): 1273 – 1277.
- [26] Turing A M. On computable numbers, with an application to the Entschei dungs problem [J]. *Proceedings of the London Mathematical Society*, 1937, 2(1): 230 – 265.
- [27] 刘亚政, 孙见山, 姜元春, 等. 大数据的价值发现: 4C 模型 [J]. *管理世界*, 2020, 36(2): 129 – 138.
Liu Yazheng, Sun Jianshan, Jiang Yuanchun, et al. 4C model: Value discovery in big data [J]. *Management World*, 2020, 36(2): 129 – 138. (in Chinese)
- [28] 徐 鹏, 徐向艺. 人工智能时代企业管理变革的逻辑与分析框架 [J]. *管理世界*, 2020, 36(1): 122 – 129, 238.
Xu Peng, Xu Xiangyi. Change logic and analysis framework of enterprise management in the era of artificial intelligence [J]. *Management World*, 2020, 36(1): 122 – 129, 238. (in Chinese)
- [29] 吴俊杰, 刘冠男, 王静远, 等. 数据智能: 趋势与挑战 [J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(8): 2116 – 2149.
Wu Junjie, Liu Guannan, Wang Jingyuan, et al. Data intelligence: Trends and challenges [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2020, 40(8): 2116 – 2149. (in Chinese)
- [30] 杨 杨, 刘 圣, 李宜威, 等. 大数据营销: 综述与展望 [J]. *系统工程理论与实践*, 2020, 40(8): 2150 – 2158.
Yang Yang, Liu Sheng, Li Yiwei, et al. Big data marketing: Review and prospect [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2020, 40(8): 2150 – 2158. (in Chinese)
- [31] Simon H A. Theories of decision-making in economics and behavioral science [J]. *The American Economic Review*, 1959, 49 (3): 253 – 283.

- [32] Simon H A. Rational decision making in business organizations [J]. *The American Economic Review*, 1979, 69(4): 493 – 513.
- [33] 盛昭瀚, 霍 红, 陈晓田, 等. 笃步前行创新不止——我国管理科学与工程学科 70 年回顾、反思与展望 [J]. 管理世界, 2021, 37(2): 185 – 202, 213, 13.
- Sheng Zhaohan, Huo Hong, Chen Xiaotian, et al. Moving forward with the everlasting progress of innovation : The review, reflection and prospect on seven decades of management science and engineering discipline in China [J]. *Management World*, 2021, 37(2): 185 – 202, 213, 13. (in Chinese)
- [34] Abbas A E, Sun Z W. Multiattribute utility functions satisfying mutual preferential independence [J]. *Operations Research*, 2015, 62(2): 378 – 393.
- [35] Baucells M, Zhao L. Everything in moderation: Foundations and applications of the satiation model [J]. *Management Science*, 2020, 66(12): 5701 – 5719.
- [36] Baucells M, Sarin R K. The myopic property in decision models [J]. *Decision Analysis*, 2019, 16(2): 128 – 141.
- [37] Baucells M, Hwang W. A model of mental accounting and reference price adaptation [J]. *Management Science*, 2016, 63(12): 4201 – 4218.
- [38] Howard R A, Abbas A E. Foundations of Decision Analysis [M]. New York: Pearson, 2015.
- [39] He Y, Dyer J S, Butler J C. On the axiomatization of the satiation and habit formation utility models [J]. *Operations Research*, 2013, 61(6): 1399 – 1410.
- [40] Keeney R L. Foundations for group decision analysis [J]. *Decision Analysis*, 2013, 10(2): 103 – 120.
- [41] Sun Z W, Abbas A E. Pareto optimality and risk sharing in group utility functions [J]. *IIE Transactions*, 2018, 50(4): 298 – 306.
- [42] Arrow K J. Current developments in the theory of social choice [J]. *Social Research*, 1977, (44): 607 – 622.
- [43] Sen A K. Collective Choice and Social Welfare [M]. Amsterdam: North-Holland, 1979.
- [44] Sen A K. Minimal liberty [J]. *Economica*, 1992, (59): 139 – 160.
- [45] Sen A K. Rationality and social choice [J]. *American Economic Review*, 1996, (86): 1 – 24.
- [46] Harsanyi J C. Nonlinear social welfare functions [J]. *Theory and Decision*, 1975, 6(3): 311 – 332.
- [47] Kahneman D, Tversky A. The psychology of preference [J]. *Scientific American*, 1982, 246(1): 160 – 170.
- [48] Kahneman D, Tversky A. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty [J]. *Journal of Risk & Uncertainty*, 1992, 5(4): 297 – 323.
- [49] Plous S. The Psychology of Judgment and Decision Making [M]. New York: McGraw-Hill, 1993.
- [50] Bernoulli D. Specimen theoriae Novae de Mensura Sortis [J]. *Commentarii Academiae Scientiarum Imperialis Petropolitanae*, 1738, (5): 175 – 192.
- [51] Harsanyi J C. Cardinal utility in welfare economics and in the theory of risk-taking [J]. *Journal of Political Economy*, 1953, 61(5), 434 – 435.
- [52] Wald A. Statistical Decision Functions [M]. New York: Wiley, 1950.
- [53] Pratt J W, Raiffa H, Schlaifer R. Introduction to Statistical Decision Theory [M]. Cambridge: MIT Press, 1995.
- [54] Wald A, Wolfowitz J. Bayes solutions of sequential decision problems [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1950, 21 (1): 82 – 99.
- [55] Irwin F W, Smith W A S, Mayfield J F. Tests of two theories of decision in an ‘expanded judgment’ situation [J]. *Journal of Experimental Psychology*, 1956, 51(4): 261 – 268.
- [56] Bellman R. A Markovian decision process [J]. *Journal of Mathematics and Mechanics*, 1957, 6(5): 679 – 684.
- [57] Davidson D, Suppes P. Afinitistic axiomatization of subjective probability and utility [J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1956, 24(3): 264 – 275.
- [58] Ramsey F P. Truth and Probability, In: Arló-Costa H, Hendricks V, van Benthem J. (eds) *Readings in Formal Epistemology*.

- mology[M]. Cham: Springer Cham, 2016.
- [59] Savage L. The Foundations of Statistics[M]. New York: Wiley, 1954.
- [60] Allais M. Le comportement De l' homme rationnel devant le risque: Critique des postulats et axioms De l' ecole Americaine [J]. *Econometrica*, 1953, 21(4): 503 – 546.
- [61] Quiggin J. Generalized Expected Utility Theory: The Rank-Dependent Model[M]. Dordrecht: Springer Dordrecht, 2012.
- [62] Ellsberg D. Risk, ambiguity, and the savage axioms[J]. *Quarterly Journal of Economics*, 1961, 75(4): 643 – 669.
- [63] Schmeidler D. Subjective probability and expected utility without additivity[J]. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1989, (57): 571 – 587.
- [64] Mclean I. The borda and condorcet principles: Three medieval applications[J]. *Social Choice and Welfare*, 1990, 7(2): 99 – 108.
- [65] Hwang C L. Group Decision Making under Multiple Criteria[M]. Heidelberg: Springer Berling, 1986.
- [66] Black D. On the rationale of group decision making[J]. *Journal of Political Economy*, 1948, 56(1): 23 – 34.
- [67] 罗云峰, 肖人彬. 社会选择的理论与进展[M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- Luo Yunfeng, Xiao Renbin. Theory and Progress in Social Choice[M]. Bejing: Science Press, 2003. (in Chinese)
- [68] Arrow K J. A difficulty in the concept of social welfare[J]. *Journal of Political Economy*, 1950, 58(4), 328 – 346.
- [69] Sen A. On Economic Inequality[M]. New York: Oxford University Press, 1973.
- [70] Kelly J S. Arrow Impossibility Theorems[M]. New York: Academic Press, 1978.
- [71] Gibbard A. Manipulation of voting schemes: A general result[J]. *Econometrica*, 1973, 41(4): 587 – 601.
- [72] Satterthwait M A. Strategy-proofness and arrow's conditions: Existence and correspondence theorems for voting procedures and social choice function[J]. *Journal of Economic Theory*, 1975, 10(2): 187 – 217.
- [73] Keeney R L. A group preference axiomatization with cardinal utility[J]. *Management Science*, 1976, 23(2): 140 – 145.
- [74] Edwards W. The theory of decision making[J]. *Psychological Bulletin*, 1954, 51(4): 380 – 417.
- [75] Edwards W. Behavioral decision theory[J]. *Annual Review of Psychology*, 1961, 12(1): 473 – 498.
- [76] Edwards W, Miles J R, Von Winterfeldt D. Advances in Decision Analysis: From Foundations to Applications[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2007: 71 – 80.
- [77] Machina M J. A stronger characterization of declining risk aversion[J]. *Econometrica*, 1982, 50(4): 1069 – 1079.
- [78] Bell D E. Regret in decision making under uncertainty[J]. *Operations Research*, 1982, 30(5): 961 – 981.
- [79] Loomes G, Sugden R. Regret theory: An alternative theory of rational choice under uncertainty[J]. *The Economic Journal*, 1982, 92(368): 805 – 824.
- [80] Quiggin J. A theory of anticipated utility[J]. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 1982, 3(4): 323 – 343.
- [81] Saaty T L. A scaling method for priorities in hierarchical structures[J]. *Journal of Mathematical Psychology*, 1977, 15(3): 234 – 281.
- [82] Bellman R E, Zadeh L A. Decision-making in a fuzzy environment[J]. *Management Science*, 1970, 17(4): 141 – 164.
- [83] Keeney R L, Raiffa H. Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Tradeoffs [M]. New York: Wiley, 1976.
- [84] Baucells M, Sarin R K. Predicting utility under satiation and habit formation[J]. *Management Science*, 2010, 56(2): 286 – 301.
- [85] Aggarwal M, Fallah-Tehrani A. Modelling human decision behaviour with preference learning[J]. *Informs Journal on Computing*, 2019, 31(2): 318 – 334.
- [86] Liu J, Kadziński M, Liao X, et al. Data-driven preference learning methods for value-driven multiple criteria sorting with interacting criteria[J]. *Informs Journal on Computing*, 2021, 33(2): 586 – 606.
- [87] Ricci F, Rokach L, Shapira B. Recommender Systems Handbook[M]. New York: Springer, 2022: 547 – 601.
- [88] Jiang H, Qi X, Sun H. Choice-based recommender systems: A unified approach to achieving relevancy and diversity[J].

- Operations Research, 2014, 62(5): 973–993.
- [89] Adomavicius G, Zhang J J. Classification, ranking, and Top-K stability of recommendation algorithms[J]. Informs Journal on Computing, 2016, 28(1): 129–147.
- [90] Li Z P, Fang X, Bai X, et al. Utility-based link recommendation for online social networks[J]. Management Science, 2017, 63(6): 1938–1952.
- [91] Song Y C, Nachiketa S, Elie O. When and how to diversify: A multicategory utility model for personalized content recommendation[J]. Management Science, 2019, 65(8): 3737–3757.
- [92] Budiharto W, Meiliana M. Prediction and analysis of Indonesia presidential election from Twitter using sentiment analysis [J]. Journal of Big Data, 2018, 5(1): 1–10.
- [93] Bor S E. Using social network sites to improve communication between political campaigns and citizens in the 2012 election [J]. American Behavioral Scientist, 2014, 58(9): 1195–1213.
- [94] Nickerson D W, Todd R. Political campaigns and big data[J]. Journal of Economic Perspectives, 2014, 28 (2): 51–74.
- [95] Johnson N F, Velásquez N, Restrepo N J, et al. The online competition between pro-and anti-vaccination views[J]. Nature, 2020, 582(7811): 230–233.
- [96] Dong Y C, Zhan M, Kou G, et al. A survey on the fusion process in opinion dynamics[J]. Information Fusion, 2018, (43): 57–65.
- [97] 李振鹏, 唐锡晋, 杨健, 等. 基于一种概率阈值模型的群体观点动向研究[J]. 系统工程理论与实践, 2018, 38 (2): 492–501.
Li Zhenpeng, Tang Xijin, Yang Jian, et al. A study on group opinion dynamics probabilistic threshold model[J]. Systems Engineering: Theory & Practice, 2018, 38(2): 492–501. (in Chinese)
- [98] 徐选华, 黄丽, 陈晓红. 基于共词网络的群智知识挖掘方法——在应急决策中应用研究[J]. 管理科学学报, 2023, 26(5), 121–137.
Xu Xuanhua, Huang Li, Chen Xiaohong. Collective intelligence knowledge mining method based on co-word network: Application in emergency decision-making[J]. Journal of Management Sciences in China, 2023, 26(5), 121–137. (in Chinese)
- [99] Barabasi A L. The origin of bursts and heavy tails in human dynamics[J]. Nature, 2005, 435(7039): 207–211.
- [100] Bimpikis K, Ozdaglar A, Yildiz E. Competitive targeted advertising over networks[J]. Operations Research, 2016, 64 (3): 705–720.
- [101] DeGroot M H. Reaching a consensus[J]. Journal of the American Statistical Association, 1974, 69(345): 118–121.
- [102] Manshadi V, Misra S, Rodilitz S. Diffusion in random networks: Impact of degree distribution[J]. Operations Research, 2020, 68(6): 1722–1741.
- [103] 张长水. 机器学习面临的挑战[J]. 中国科学: 信息科学, 2013, 43(12): 1612–1623.
Zhang Changshui. Challenges in machine learning[J]. Science China: Information Sciences, 2013, 43 (12): 1612–1623. (in Chinese)
- [104] Peterson J C, Bourgin D D, Agrawal M, et al. Using large-scale experiments and machine learning to discover theories of human decision-making[J]. Science, 2021, 372(6547): 1209–1214.
- [105] United Nations. General Assembly, Transforming Our World: The 2030 Agenda for Sustainable Development[R]. New York: United Nations, 2015.
- [106] Xu Z, Chau S N, Chen X, et al. Assessing progress towards sustainable development over space and time[J]. Nature, 2020, (577): 74–78.
- [107] Allen C, Metternicht G, Wiedmann T, et al. Greater gains for Australia by tackling all SDGs but the last steps will be the most challenging[J]. Nature Sustainability, 2019, 2(11): 1041–1050.

- [108] Liu Q, Gao L, Guo Z, et al. Robust strategies to end global poverty and reduce environmental pressures[J]. *One Earth*, 2023, 6(4): 392–408.
- [109] Bogart K P. Preferences structures I: Distances between transitive preference relations[J]. *Journal of Mathematical Sociology*, 1973, 3(1): 49–67.
- [110] Cook W D, Seiford L M. Priority ranking and consensus formation [J]. *Management Science*, 1978, 24 (16): 1721 – 1732.
- [111] Kemeny J G, Snell L J. Mathematical Models in the Social Sciences[M]. Boston: Ginn & Co, 1962.
- [112] Moreno-Centeno E, Escobedo A R. Axiomatic aggregation of incomplete rankings[J]. *IIE Transactions*, 2016, 48(6): 475 – 488.
- [113] Dong Y C, Xu J P. Consensus Building in Group Decision Making-Searching the Consensus Path with Minimum Adjustments[M]. Singapore: Springer Singapore, 2016.
- [114] Zhang H J, Zhao S H, Kou G, et al. An overview on feedback mechanisms with minimum adjustment or cost in consensus reaching in group decision making: Research paradigms and challenges[J]. *Information Fusion*, 2020, (60): 65 – 79.

Nobel Memorial Prize in economic sciences & decision theory and its implications for data-driven intelligent decision-making

DONG Yu-cheng¹, FAN Sha², CHEN Xia³, KOU Gang^{4, 5}*

1. Business School, Sichuan University, Chengdu 610065, China;
2. International Business School, Hainan University, Haikou 570228, China;
3. School of Public Administration, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China;
4. Xiangjiang Laboratory, Changsha 410205, China;
5. School of Digital Media Engineering and Humanities, Hunan University of Technology and Business, Changsha 410205, China

Abstract: Decision theory is the foundational theory in economics and management for studying human judgment and decision-making behaviors. Some researchers have won the Nobel Memorial Prize in economic sciences for their outstanding contributions to the field of decision theory. Currently, with the growing influence of artificial intelligence and data science on decision-making, both the theoretical and applied research in decision theory are facing new challenges and opportunities. This paper analyzes the contributions of the Nobel Laureates in economic sciences in decision theory and shows their main research topics, which focus on utility theory, social choice theory, and behavioral decision theory. Motivated by these classical theories, our analysis focuses on the transformation of research paradigms in the specific area of decision theory from the perspective of the intersection among artificial intelligence, data science, and classical decision theory. A data-driven intelligent decision-making research paradigm is developed from the perspectives of “utility learning”, “preference evolution”, and “intelligent decision interpretability”. Its differences from the classical decision theory research paradigm are highlighted. Moreover, the applications of data-driven intelligent decision-making in economics and management are discussed.

Key words: decision theory; artificial intelligence; data science; research paradigm