

# 社会计算的内涵与前瞻

万 怡 郑 路 罗家德 吴国炜\*

**摘 要：**社会计算近年来已获得学术界和产业界的高度关注。本文首先通过梳理社会计算的历史与学科发展，界定社会计算的核心概念，厘清“社会计算”与“计算社会科学”的差异，比较国内与国际研究的侧重点。接着，本文介绍社会计算的研究主体、前沿研究领域，以及随着社会、经济与技术的发展，“社会”与“计算”两方面彼此促进的过程。在此基础上，本文展望社会计算未来的发展趋势，认为社会计算作为跨学科领域，将受益于多学科领域间的对话和持续增长的社会大数据，发展出更多样化的研究工具和更丰富的研究内容。

**关键词：**社会计算 计算社会科学 跨学科研究 大数据

## 一 社会计算发展现状

### (一) 什么是社会计算

国内外研究者对“社会计算”的概念认知存在一定混淆之处，因此，在讨论社会计算的发展现状与趋势前，我们需要先对社会计算的定义、历史和学科发展做出解释，以便为研究方向的定位提供参考。

---

\* 万怡，清华大学社会学系博士研究生；郑路，清华大学社会学系副教授（通讯作者）；罗家德，清华大学社会学系与公共管理学院合聘教授；吴国炜，清华大学社会学系博士研究生。感谢清华大学计算社会学与国家治理实验室、清华大学社会网络研究中心的资助，同时感谢清华大学校内自主科研项目“基于通讯数据的关系强度与社会资本挖掘”（项目编号：2016THZWYY03）、腾讯研究项目“以微信及QQ大数据分析个人人脉”（项目编号：20162001703）的资金支持。本文贡献者还有清华大学社会学系的蒋理慧，中央财经大学统计学系杨虎、张应杉、刘佳馨，德国哥廷根大学数学与计算机学院的傅晓明，北京师范大学系统科学院的樊瑛，北京师范大学计算机科学与技术学院的黄宏。

“社会计算”一词最早于1994年出现在国际学术文章中。舒勒（Schuler, 1994）提出“社会计算是指支持收集、表示、处理、使用和传播在团队、社区、组织和市场等社会集群中分布的信息系统”。社会计算最早起源于对人际网络在机器工具上的呈现的关注。20世纪90年代末，互联网、早期社会网络的兴起拓展了社会计算定义的范围：除了使用计算设备促进或增强用户的社交互动，还包括通过“评估”这些互动获取新的资讯（Evans, 2020）。卢加诺（Lugano, 2012）对社会计算的范式进行分类时，提出社会计算是计算科学和社会科学之间的一个跨学科领域，认为社会计算的研究嵌入社区、社会网络、社交关系和社交行为等概念，并引用了王飞跃等人的定义，指出社会计算应当包括社会研究（social studies）与人类社会动态（human social dynamics）研究。另外，随着社交媒体的发展与广泛应用，社交程序收集到的数据能够被用于更好地理解 and 计算社交世界，由此进一步促进了社交互动，而更多的互动和数据也使社会计算的发展由研究小规模的二元交互升级至探索大规模的万物互联的社会，“社会计算”的概念被飞速增长的网络互动和软件的发展生产出的大量数据不断重构，研究范围也得以一再扩展。

事实上，在中文语境下，“社会计算”往往与“计算社会科学”混为一谈，虽然“计算社会科学”与“社会计算”有着重合、类似的研究主体，但是从核心概念上仍需区分两者的边界。

詹姆斯·埃文斯（James Evans, 2020）在讨论“社会计算”的历史、现状和展望时，提出社会计算当中的两个核心概念：计算（Computing）与社会性（Sociality）。社会计算研究的核心内容有二：一是社会性如何增强计算；二是计算如何增强社会性。戴维·布鲁克斯（David Brooks, 2012）认为社会性是人类核心的倾向，埃文斯在引用布鲁克斯的概念时这样形容，如果计算代表的是机器的认知，那么社会性和沟通就是人际网络。计算与社会性是两个能够彼此嵌入的概念。由原来单单研究人的社会性，到研究计算机器的系统和网络，两者能够彼此嵌入，拓展更多的可能性，因此可以提出：“社会计算”主要研究人的行为与决策和人与人之间的网络，以及人工智能的决策和机器与机器之间的网络、人机交互与人机共构网络。

2009年，拉泽（David Lazer）等15位专家在《科学》杂志上发表的



《计算社会科学》(Computational Social Science)一文,被学界普遍认为是“计算社会科学”的开山之作。在这篇宣言中,他们提出“计算社会科学正在兴起,它以前所未有的广度、深度和规模来利用收集和分析数据的能力”,而将这些计算能力和算法应用于复杂的数据上以研究社会现象,是为“计算社会科学”的定义(Lazer et al., 2009)。这一定义类似计算可以增强社会性的面向,因大数据分析、人工智能算法、动态电脑模拟扩大了研究者对社会性的认知。

拉泽等(Lazer et al., 2009)认为,从源头来看,计算社会科学在2000年之前指的是以计算方法代替理论假设并进行电脑模拟,以考察给出一组既定的社会规则是否足够在电脑模拟中产生预期的结果;而在2000年后,社交网络的兴起和网上社会生活的丰富使计算社会科学转向从博客、社交媒体、社交网络和其他数字痕迹中获得爆炸性增长的数据,并以计算机进行辅助分析。

对社会科学研究者而言,数据和计算能力的增长进一步促成了一种“扩展的社会学的想象力”(Evans and Foster, 2019),数据革命使得可供社会科学研究者施为的空间从原有的调查资料扩展到线上互动数据,再到网上实验和大量的非结构化多模态数据等,譬如历史资料的大规模数字化,以及移动通信、社交媒体、线上支付和可穿戴设备自动产生的大量的数据。这些不断发展的大社会数据(big social data)给社会科学家提供了前所未有的机会去研究人类行为,包括一些小概率但重要的事件(Evans, 2020)。相应的,大社会数据的出现同时也催生了对工具的需求,相关工具可以将非结构化数字信息转化为可供分析的形式。深度神经网络、随机森林、降维、高性能计算、复杂网络、动态建模、各类人工智能算法等技术的发展极大提升了模型和工具进行模拟的可能性。大数据和计算的发展可以帮助我们在某些数据上发现假设,并在其他数据上进行测试。社会科学乃至各领域的研究者都将受益于此。

## (二) 社会计算主要内涵

在“计算社会科学”和“社会计算”在国际与国内逐步大规模使用的

背景下，黄萃与杨超（2020）对国内外“社会计算”和“计算社会科学”进行了概念辨析与研究热点的比较分析。该研究是一个基于文献计量的学科研究比较分析，在数据采集过程中使用的是明确的基础检索词，即社会计算、计算社会科学以及两者对应的英文翻译，共计四个关键词，其他子关键词、子领域——如计算社会学（Computational Sociology）、计算经济学（Computational Economics）则没有包含在内。这与当下“计算社会科学”和“社会计算”作为年轻的新兴领域其概念和学科边界的模糊性有关，在这一前提下，规避不够成熟一致的子检索词能够降低研究者因为主观认知带来的检索结果偏差。鉴于拉泽等（Lazer et al., 2009）所提出的宣言里程碑式的重要意义，国际上，计算社会科学基本沿袭了该文提出的概念定义，而社会计算则更多被视为计算机科学，是社会行为和计算系统的交叉学科，对通过社交软件和计算机技术获得的用户交互信息进行分析，并研究计算机技术在社会中的应用以及对社会行为的影响。国内学界对“计算社会科学”的理解与国际学界的一致性较高，在对“社会计算”的理解上与“计算社会科学”并无太大的差异，两者的重点都是“利用先进的计算方法和信息技术等对复杂的人类行为、社会活动、社会组织等进行深入的跨学科研究”（黄萃、杨超，2020）。

也有学者认为“计算社会科学”是传统社会科学的延续（严宇等，2022），而拉泽及其合作者的宣言开启了计算社会科学蓬勃发展的新阶段，其突破点体现在：①数据规模、结构、来源等方面有所变化；②研究视角由理论驱动研究转向数据驱动研究；③研究重点着眼于相关性而非因果性问题。由于具体学科的“可计算性”和“计算化”程度不同，社会计算在政治学、社会学、传媒学、法学等社科领域向大数据方法转型的过程中所扮演的角色也略有差异，但社会计算仍是传统研究与大数据衔接的桥梁。

Chen等（Chen et al., 2016）注意到，虽然人类和社会行为、能力和表现均是计算社会科学与社会计算的关注重点，但计算社会科学主要关注使用现代技术、数据和算法来理解和描述在自然发生的环境中的社会互动，社会计算与之相比，更侧重于设计和构建“人机混合”系统，并引导和塑造人类的集体行为；同时他们也强调，社会计算从根本上是社会性的。



孟小峰等（2013）通过梳理社会计算的发展历程，指出虽然在概念上社会计算与计算社会科学并不相同，但两者都是关于计算机科学与社会科学的交叉学科。孟小峰、余艳（2022）提出将社会计算视为一门面向社会科学，使用信息科学和计算科学工具来揭示社会发展规律，进而解决各类社会问题的学科。因而需要以交叉性的学科理论为基础，利用计算科学的方法，以人类社会各领域中产生的大数据为研究对象，从而更加深入地认识复杂社会问题，进而改造社会、解决社会问题——这是作为学科的社会计算所呈现的理论和方法论体系，体现出技术与社会的互相渗透与融合。那么，在这个基础上，当下的社会计算和对社会计算最初产生时的理解就应当（或已经）出现分野——不仅是计算机科学或计算机科学与社会科学的简单交叉，而是能够形成新的研究范式，推动具有复杂适应性的社会智能的发展。

周涛等（2022）通过对由社会计算驱动的五类社会研究的介绍，强调社会计算带来了方法论层面的革新，社会计算扎根于社会现实问题，解释和联系社会科学理论，不应将社会计算视为计算机科学和社会数据的简单叠加。

总体而言，社会计算既有着广阔的研究视野，又有着自身独特的关切，使其日渐繁盛在社会科学的各领域。

## 二 社会计算的发展格局

自社会计算诞生以来，欧美发达国家研究机构以及互联网企业在社会计算理论和应用方面有着大量投入和成果。包括中国、印度在内的其他国家近年来也步入了社会计算的领先赛道。复旦大学计算机学院陈阳团队使用 DBLP 收集的数据进行了数据驱动的研究（Wu et al., 2022），根据论文发表量及出版物数量，将社会计算研究的发展划分为三个阶段，分别为初创期（1994~2008年）、快速增长期（2009~2014年）、稳定期（2015~2021年）。不同时期出版地点的变化也显示出社会计算研究领域多样性的增长和影响范围的扩大。而在研究合作网络显示出重要作用的核心国家大多为

欧美国家，中国则在稳定期实现了巨大飞跃，成为核心国家中的第二位。

### （一）研究主体

在具体的研究主体上，社会计算并不以学术单位独大，独立研究机构、大学、互联网企业等亦结合自身特长推动着社会计算的发展，可以说，社会计算本身就呈现出“学术研究”与“产业应用”两个时常彼此交汇的面向。

以高校为例，在学生培养方面，如华盛顿大学、加州大学圣地亚哥分校、卡耐基梅隆大学、斯坦福大学等均有直接以社会计算为主题的研究生或本科生课程，课程内容囊括社会数据挖掘与分析、在线协作、交互设计、虚拟社区等，帮助学生了解社会计算的相关技术，理解技术和社会互动是如何互相塑造与促进的。与此同时，学生还需要掌握分析、设计在线社区的方法或自行设计众包项目。尽管相关课程大多面向计算机专业开设，但并不拒斥其他学科背景的学生加入。在科学研究方面，高校当中也大量建立了社会科学、计算科学等多学科交叉融合的实验室或研究小组，如芝加哥大学的知识实验室、麻省理工学院媒体实验室、哈佛大学计算与社会研究中心、剑桥大学的社会动力学研究小组等。

基于社会系统、社会网络的复杂性，社会计算与复杂系统研究有着无可分割的紧密联系。作为复杂系统研究重镇的美国圣塔菲研究所（SFI, Santa Fe Institute）持续滋养着社会计算、计算社会科学。圣塔菲研究所最近关切的研究议题包括算法正义，复杂社会的涌现，个人行为和社会制度的共同进化，城市、规模和可持续性……成为开拓社会系统相关研究新版图的灵感来源。

企业是社会计算技术发展的重要力量，如惠普社会计算技术实验室、微软社会计算小组、IBM 社会计算小组等。科技企业开展的社会计算研究在深度挖掘用户数据的基础上为用户提供更好的使用体验，并在建立推荐系统、发展可解释的机器学习技术等方面开展深入研究。科技公司所掌握的数据和算力也有助于研究的开展。比如，获得 2018 年图灵奖的三位人工智能领域的资深学者，都是在学术单位进行科学研究的同时，在科技公司



担任首席科学家或高级研究员，实现了学术和产业界的联动。

除了人工智能领域的交流，科技公司聘用经济学者组建团队也是新的热门趋势，针对自身需求，科技公司会为经济学者提供相当数量的职位，主动聘请获得学位的经济学博士或邀请已有研究成果的经济学专家，除管理领域以外，其特别会在业务领域发挥专长，解决科技公司发展的商业问题。经济学者在科技公司内担任的具体职务受到公司接纳程度的影响，除了直接招聘，科技公司也会与高校的经济学研究团队进行合作，共同开发学术研究成果，证明了经济学研究者在计算领域的潜力（Athey and Luca, 2019）。

未来，包括经济学家在内的社会科学家在社会计算领域将会有更为广泛的参与。以 OpenAI 公司于 2019 年底发表的题为《人工智能安全需要社会科学家》（*AI Safety Needs Social Scientists*）的论文为例，其认为对于人工智能对齐算法的不确定性，需要有社会科学家的加入以训练人工智能，从而避免机器学习的弊端（Geoffrey and Askill, 2019），并且呼吁有实验心理学、认知科学、经济学、政治学和社会心理学等背景的社会科学家加入 OpenAI 主导的相关实验。

应当充分认识到，发端于网络社会的社会计算将持续吸引更多的主体参与到研究当中，它将激发更具社会性眼光的计算机科学、发展更具应用功能的社会理论研究以及更能适应经济社会需求、促进社会互动的产业变革。

## （二）研究领域

对 WOS 文献数据库包含“social computing”的 1093 篇英文文献做国际“社会计算”研究关键词共现网络聚类分析，得出关键词最集中的前 15 项聚类结果（黄萃、杨超，2020），我们将埃文斯（Evans, 2020）对“社会计算”的三个分类与这一聚类结果相结合，可以划分出如表 1 所示的三个大类。

人的行为与决策以及人与人之间的网络的相关研究，包括社会网络、市场环境、人为因素、用户研究、非语言行为、心理健康六个类别；人工

智能的决策以及机器与机器之间的网络的相关研究，包括先进计算、物联网、普适计算、城市计算、大数据应用五个类别；人机交互与人机共构网络的相关研究包括协作和社会计算、计算机辅助决策、合作工作、人工社会四个类别。这三个大类的界线并不特别清晰、分明，有重合交互的部分。

表 1 “社会计算”研究关键词分类

人的行为与决策、 人与人之间的网络	人工智能的决策、 机器与机器之间的网络	人机交互与人机共构网络
社会网络	先进计算	协作和社会计算
市场环境	物联网	计算机辅助决策
人为因素	普适计算	合作工作
用户研究	城市计算	人工社会
非语言行为	大数据应用	
精神健康		

在学科领域范围上，对关键词共现网络基于模块度算法进行聚类，发现整体而言，国际社会计算研究比国内社会计算研究覆盖领域更广，涉及学科更多。而在学科研究热点主题上，基于关键词共现网络计算各节点特征向量中心性，识别国内外社会计算和计算社会科学研究热点主题词，结果显示，国内社会计算研究相较国际更偏向社会科学研究（黄萃、杨超，2020）。

通过构建研究主题网络发现，社会计算经历了从应用计算度量来解决社会网络分析、知识发现和人机交互等经典问题，到将注意力聚焦于各种在线社交媒体服务以及移动设备带来的社交方式，再到深度学习、神经网络等最先进的技术成为社会计算研究不可分割的部分，体现于各类社会科学研究场景当中（Wu et al., 2022）。

社会计算不仅是跨学科的方法，更能够作为一种探讨全新概念和更为广阔领域的研究背景，与复杂系统、复杂网络研究等前沿领域充分结合，复杂系统研究所衍生的大量方法也是社会计算的重要方法。





复杂性科学主要包括早期研究阶段的一般系统论、控制论，中期研究阶段的耗散结构理论、协同学、超循环理论、突变论、混沌理论、分形理论、网络理论和元胞自动机理论，近期则有复杂网、动态网、多主体建模、大数据分析、人工智能以及定性、定量与大数据的综合研究方法。复杂系统研究同时也为社会科学研究者提供了大量可资借鉴的理论，卡斯特兰尼（Brian Castellani）和哈弗蒂（Frederic William Hafferty）梳理了各类复杂性科学发展历史（Castellani & Hafferty, 2009），认为从 20 世纪 40 年代开始，复杂系统研究和社会学跨学科融合已形成五个学派，包括复杂社会网络学派（Complexity Social Network Analysis，或称新网络科学派）、计算社会学派（Computational Sociology）、复杂理论英国学派（the British-based School of Complexity）、控制学派（Sociocybernetics）、卢曼学派（Luhmann School of Complexity）。复杂性科学研究重镇包括美国的圣塔菲研究所、西北大学复杂系统研究所、新英格兰复杂系统研究所、密歇根大学复杂系统研究中心，英国的帝国理工学院复杂性科学研究中心、牛津新经济思想研究院，德国马克思普朗克复杂系统动力研究所，法国巴黎复杂系统研究所等。

基于社会计算对“社会互动”的特别关注，社会网络分析（SNA）乃至复杂网络分析将成为社会计算的重要阵地。梅森·波特（Mason Porter, 2020）结合研究旨趣与网络科学的发展情况，认为未来复杂网络研究的热点可能会有：①时序网络（temporal networks），即关注社会网络分析的节点中心度指标，包括介度中心度、连通度、特征向量中心度等，这些指标可以用于衡量时序网络节点的重要性如何随网络结构的改变而变化；②网络上的动力学过程（dynamical processes on network），即研究节点之间的互动机制，网络动力学（network dynamics）能够研究网络中节点之间的互动机制和动态变化，探究网络复杂性的成因；③自适应网络（adaptive network），即关注节点行为与网络结构的共同演化，考察节点间的博弈如何影响节点间的合作以及群体后果（collective outcomes），如群体行为、群体智慧的涌现；④高阶网络（high order network），由于许多交互现象并不仅仅发生在两点之间，这使得研究者需要对网络的高阶结构有所关注，高阶网络可以用多个节点之间的相互作用对复杂系统进行描述，进一步考

察节点间的互动模式导致的相变 (phase transition)、分叉 (bifurcations)。长于复杂网络研究的有美国的耶鲁大学网络科学研究所、肯塔基大学社会网络分析中心, 英国的巴斯大学网络和集群行为研究中心等科研单位, 著名学者有阿尔伯特·巴拉巴西 (Albert-László Barabási)、尤金·斯坦利 (H. Eugene Stanley)、马克·纽曼 (Mark E. J. Newman) 等。

复杂系统对社会生活的分析被称为“复杂适应系统”(Complex Adaptive Systems), 适应性是复杂性的来源之一。对社会科学而言, 复杂适应系统促进了对涌现现象的动力与机制的认识, 不再视线性发展为社会系统的基本特征, 认识到非线性与交互效应的重要性, 促进新的社会科学理论的发展; 解释诸如市场、企业、文化等底层系统的强健性 (robustness, 又称鲁棒性); 复杂适应系统的理论范式开始关注共享特定链接模式的网络, 促进了适应性动态建模的新发展, 计算模型为研究主体 (agent) 学习行为开启了新前沿 (Miller and Page, 2007)。

再以社会计算对传统社会科学的启发为例, 在社会学领域中, 随着计算社会科学、社会计算理念与方法的革新与演变, 一些分支领域得以焕发新的活力, 一篇以文献计量学为研究方法的论文发现有七个领域发展较为迅速, 包括: ①社会网络分析与群体形成; ②集体行动与政治社会学; ③知识社会学; ④文化社会学、社会心理学和情感学; ⑤文化的生产; ⑥经济社会学与组织; ⑦人口统计与人口研究 (Edelmann et al., 2020)。不难看出, 计算方法在利用新数据发展人类行为理论上颇具效能, 社会科学研究者既可以用新数据、新方法回应已有问题, 更可以对随着学科发展产生的新问题发起挑战。

埃文斯 (Evans, 2020) 指出, 社会计算领域的学术研究涉及在线协作行为、计算机支持的协同工作 (CSCW)、系统与形式设计等, 而群体智慧 (或称“社会智能计算”) 也是社会计算最为活跃的领域之一。除这些既有的研究之外, 就像他所提出的, 以“计算”和“社会性”为核心, 社会计算的研究领域将有更加丰富的可能。麻省理工学院人类动力学实验室主任亚历克斯·彭特兰 (Alex Pentland) 试图通过“社会物理学”将大数据加以开发利用, 对网络环境中的各类相关数据进行智能化解析, 以更



精确地描述人类的行为与关系。他还特别关注“思想流”研究，以动态、创新的视角认识组织和社会系统，探究社会规则中的创新点和复杂系统的形成过程（Pentland，2014）。

### （三）社会与计算的相互增强

在埃文斯对“社会计算”概念扩展的描述中，社会计算包含着“由计算增强的社会和社会科学”“由社会增强的计算机和计算机科学”，以及两者之间复杂且能彼此促进的组合（Evans，2020）。

一方面，计算在增强对社会的研究，算法的发展为社会科学研究提供了更为便捷的方法和工具。例如，西雅图华盛顿大学的数据科学家约书亚·布鲁门斯托克（Joshua Blumenstock）与合作伙伴们通过小样本的问卷调查与大数据结合的方法，在缺乏大规模调查数据的基础上，相对完整地呈现了卢旺达全国的家庭财富不平等状况和区域分布。研究使用的数据由卢旺达的手机运营商提供，在150万手机用户中随机抽取865名手机使用者进行问卷调查，通过设置是否拥有私人交通工具、大型家用电器等相关调查问题判断受访者的经济状况，通过与手机通话、话费数据生成的变量的比对，研究者发现受访者的通信网络使用情况和其财产状况呈高度正相关。结合这一发现，研究者将问卷调查数据作为训练集，用机器学习的方法找到了通过手机使用数据预测财富状况的模型，再以没有参加问卷调查的其他手机用户的数据进行样本外预测，得到的结果验证了模型的精确度。研究者还以调查中得到的30个地区的数据作为扎根真相，结合手机通信网络数据，进一步印证了以手机使用数据预测财富状况的模型准确性（Blumenstock et al.，2015）。这种方法为调查经费有限的地区提供了参考。类似的研究还有2020年发表的一篇以多光谱卫星图像结合调查数据、通过机器学习的模型预测非洲多个国家集群级别的财富状况的研究，该模型同样表现出较佳的预测能力（Christopher et al.，2020）。技术的改进和效率的提升在科学研究层面与实践层面都具有重要意义。

另一方面，社会也在增强对计算的研究，社会科学研究正在推动算法朝着改善人类社会的方向发展。例如，Airbnb网站采取实名交易制度，并

且给予房东较高的自由度，房东有权在看到住客信息后直接拒绝、取消客人的租住请求。研究者们开展了一项线上的随机实验，开设 20 个新账户，头像空白但账户名称为黑人群体、白人群体各自较为通常使用的姓名，以使账户具备“种族”属性，两个种族内各设置均等的男女比例。研究者用这 20 个账户向美国境内不同城市的数千个房东发送同样的申请订单，实验结果显示：“黑人账户”的申请被接受的概率远低于“白人账户”，在模型中控制了各类变量后结果仍是如此，这说明该网站存在普遍的歧视和偏见 (Edelman et al., 2017)。研究公开后，Airbnb 受到了监管方和用户的质疑，为此，研究者向 Airbnb 提出了系列建议，包括重视算法可能存在的潜在偏见、提高交易流程自动化的程度、房东筛选住客需要付出成本、隐匿部分信息直到完成交易等措施 (Fisman and Luca, 2016)。这些方法也适用于存在类似歧视现象的网络市场，一方面维护了受歧视用户的权益，另一方面也帮助企业实现了业务增长。此后，Airbnb 成立了相关团队持续研究、解决可能存在的歧视问题。一如陈阳团队在研究中所指出的：社会计算能够重塑人们的日常生活，为人类的未来带来新的可能性 (Wu et al., 2022)，甚至有望革除人类社会的沉痾。

### 三 未来发展趋势与展望

大数据一方面带来了丰富的信息材料，使得研究范围、层次得以拓展，另一方面也为社会现象、社会理论的解释提供了有力的数据支撑，从而驱动社会计算的发展。但不能否认的是，社会科学研究所能运用的网络大数据可能存在数据完整性不足、数据代表性欠佳、数据质量不均衡的弊端，这些问题可以通过大数据与传统数据的结合、调整统计策略、以大数据研究的结果与传统研究的结果形成交叉验证的方式进行弥补 (罗俊, 2020)，这也与社会计算研究所具备的多种方法综合运用的取向相符。对于大数据开发过程中可能存在的非结构化数据处理、知识边界、伦理制约等方面的困境，则可以尝试通过跨学科、跨领域的合作模式来寻求突破。

大数据方法、社会计算方法在社会科学研究的不同领域均积累了一定



数量的案例和经验，促进了社会科学理论范式上的转变，如上述的复杂系统、涌现现象、多层网络交互和演化机制等，在过去只有理论臆测，而现在不仅能够建立模型并使用资料加以验证，还可以通过各类 AI 算法探索理论的新边界与新细节（罗家德等，2021），并通过反绎方法进一步整合这些理论、建模与数据（周涛等，2022）。

随着大数据与社会科学研究的进一步整合，新工具、新方法对社会科学转型的影响已经有所显现。由理论驱动的社会科学研究开始向由数据驱动的探索性研究与理论驱动的验证性研究相结合的方向转型，具体表现在：在传统社会科学研究的基础上，研究者可以从大数据中寻找新的模式和关系，研究结果从数据中“涌现”，而非仅仅检验预设的假设；通过仿真实验，研究者能深化对复杂社会现象的理解，大数据可以提升仿真结果的准确性和泛化能力；同时，大数据与定量、定性方法的融合，为社会科学研究提供了更为全面、深入且动态的视角。另外，数据、算法驱动社会科学研究转型的路径，在社会计算仍在飞速发展的背景下，仍应当按照科学研究的一般路径展开，先做具体的“白盒研究”，可能呈现为研究范例、算法模型等；积累到一定程度后，再从中抽象出通用性较强的“黑盒模型”（李国杰，2012）。

在除互联网外的实践应用领域，社会计算的研究过程与成果也能提供有益借鉴。譬如，通过建立社会计算实验平台，进行“人工社会”实验，对不同实验方案进行对比，对“人工社会”与实际系统进行对比参照，以便形成对相关行为、决策的实验与评估（王飞跃、史帝夫·兰森，2004）。王飞跃（2004）在提出将人工社会和计算方法系统应用于社会经济问题研究的“设想”时，指出随着数字化进程的加快，对大量动态社会经济信息的开发由于其本质的复杂性而有较高的难度，但随着新数据、新工具的长足发展，这项工作的开展在今天成为可能，在金融市场、工程领域已经得到了初步应用。未来，需要为大规模的社会计算作出计算环境、建模仿真环境、应用工具等方面的部署（王飞跃等，2010）。

作为年轻的研究领域，社会计算方兴未艾，也必然会随着社会和计算技术的发展而发展。从 1994 年发展之初，因为社交网络的兴起而进行的针

对人的行为与决策以及人与人之间的网络的研究，到算力算法增强后开展的对人工智能的决策以及机器与机器之间的网络研究，再到人机互动已逐渐成为常态的当下，可以预测人机交互、人机共构网络研究将愈趋主流。已有研究发现：人类和算法在许多情况下共同作出的预测比二者各自进行的预测更准确，在未来，如何加强人类和算法的合作将成为社会计算的趋势（Hong et al., 2021）。

当然，我们无法确保正在成长的社会计算不会产生任何负面影响，例如人为价值判断可能进一步加深人工智能自动化决策导致的算法歧视、算法诱导沉迷等，这呼吁社会计算领域的研究者、从业者应当以更为审慎负责的态度发展社会计算的技术与理论。

不可否认的是，由于技术、算力进一步的发展以及人类在各类媒体、生活场景中更为沉浸式的智能化体验，人工智能、机器已成为社会互动的重要环节，在人与机器的交互中，可能激发出更多关于社会计算的新进展、探索出更多关于社会计算的新发现，从而有机会为社会带来增益。随着人和机器以及它们所形成的网络的共同演化，社会性与计算更深入地结合、碰撞，社会计算将为计算社会科学和“有社会见地的计算机科学”提供更多崭新的议题（Evans, 2020）。

## 参考文献

- 黄萃、杨超，2020，《“计算社会科学”与“社会计算”概念辨析与研究热点比较分析》，《信息资源管理学报》第6期，第4~19页。
- 李国杰，2012，《大数据研究的科学价值》，《中国计算机学会通讯》第9期，第8~15页。
- 罗家德、高馨、周涛、刘黎春、傅晓明、刘知远、苏毓淞，2021，《大数据和结构化数据整合的方法论——以中国人脉圈研究为例》，《社会学研究》第2期，第69~91页。
- 罗俊，2020，《计算·模拟·实验：计算社会科学的三大研究方法》，《学术论坛》第1期，第35~49页。
- 孟小峰、李勇、祝建华，2013，《社会计算：大数据时代的机遇与挑战》，《计算机研究与发展》第12期，第2483~2491页。
- 孟小峰、余艳，2022，《在跨学科交叉融合中深发展社会计算与社会智能》，《计算机科



- 学》第4期,第3~8页。
- 王飞跃、曾大军、毛文吉,2010,《社会计算的意义、发展与研究状况》,《科研信息化技术与应用》第2期,第3~14页。
- 王飞跃、史帝夫·兰森,2004,《从人工生命到人工社会——复杂社会系统研究的现状和展望》,《复杂系统与复杂性科学》第1期,第33~41页。
- 王飞跃,2004,《人工社会、计算实验、平行系统——关于复杂社会经济系统计算研究的讨论》,《复杂系统与复杂性科学》第4期,第25~35页。
- 严宇、方鹿敏、孟天广,2022,《重访计算社会科学:从范式创新到交叉学科》,《新文科理论与实践》第1期,第24~33页,第123~124页。
- 周涛、高馨、罗家德,2022,《社会计算驱动的社会科学研究方法》,《社会学研究》第10期,第130~155页。
- Athey, Susan and Michael Luca. 2019. "Economist (and Economics) in Tech Companies." *Economic Perspectives* 33(1), 209–230.
- Blumenstock, Joshua, Gabriel Cadamuro and Robert On. 2015. "Predicting Poverty and Wealth from Mobile Phone Metadata." *Science* 350(6264), 1073–1076.
- Brooks, David. 2012. *The Social Animal: The Hidden Sources of Love, Character, and Achievement*. New York: Random House Trade Paperbacks.
- Castellani, Brian and Frederic W. Hafferty. 2009. *Sociology and Complexity Science: A New Field of Inquiry*. Berlin: Springer-Verlag.
- Chen, Yiling, Arpita Ghosh and et al. 2016. "Mathematical Foundations for Social Computing." *Communications of the ACM* 59(12), 102–108.
- Christopher, Yeh, Anthony Perez, and et al. 2020. "Using Publicly Available Satellite Imagery and Deep Learning to Understand Economic Well-being in Africa." *Nature Communications* 11, 2583(2020).
- Edelman, Benjamin, Michael Luca and Dan Svirsky. 2017. "Racial Discrimination in the Sharing Economy: Evidence from a Field Experiment." *Applied Economics* 9(2), 1–22.
- Edelmann, Achim, Wolff Tom, Montagne Danielle and Bail Christopher A. 2020. "Computational Social Science and Sociology." *Annual Review of Sociology* 46(1), 61–81.
- Evans, James. 2020. "Social Computing Unhinged." *Journal of Social Computing* 1(1), 1–13.
- Evans, James and Jacob G. Foster. 2019. "Computation and the Sociological Imagination." *Contexts* 18(4), 10–15.
- Fisman, Raymond and Michael Luca. 2016. "Fixing Discrimination in Online Marketplaces." *Harvard Business Review* 94(12), 88–95.
- Geoffrey, Irving and Amanda Askill. 2019. "AI Safety Needs Social Scientists." <https://openai.com/research/ai-safety-needs-social-scientists>.
- Hong, Lu, P. J. Lamberson, and Scott E. Page. 2021. "Hybrid Predictive Ensembles: Synergies Between Human and Computational Forecasts." *Journal of Social Computing* 2(2),



89-102.

- Lazer, David, Alex Pentland, Lada Adamic, Sinan Aral, Albert-László Barabási, Devon Brewer, Nicholas Christakis, Noshir Contractor, James Fowler, Myron Gutmann, Tony Jabara, Gary King, Michael Macy, Deb Roy, and Marshall Van Alstyne. 2009. "Computational Social Science." *Science (American Association for the Advancement of Science)* 323 (5915), 721-723.
- Lugano, Giuseppe. 2012. "Social Computing: A Classification of Existing Paradigms." 2012 International Conference on Privacy, Security, Risk and Trust and 2012 International Conference on Social Computing, Amsterdam.
- Miller, John and Scott E. Page. 2007. *Complex Adaptive Systems: An Introduction to Computational Models of Social Life*. New Jersey, NY: Princeton University Press.
- Pentland, Alex, 2014. *Social Physics: How Good Ideas Spread: The Lessons from a New Science*. New York: The Penguin Press.
- Porter, Mason A. 2020. "Nonlinearity + Networks: A 2020 Vision." pp. 131 - 159 in Panayotis G. Kevrekidis, Jesús Cuevas-Maraver, Avadh Saxena ( eds. ). *Emerging Frontiers in Nonlinear Science. Nonlinear Systems and Complexity*. Berlin: Springer.
- Schuler, Doug. 1994. "Social Computing." *Communications of the ACM* 37(1), 28-29.
- Wu, Jiaqi, Ye Bodian and et al. 2022. "Characterizing and Understanding Development of Social Computing Through DBLP: A Data-Driven Analysis." *Journal of Social Computing* 3(4), 287-302.