·专题二:双清论坛“政策信息学与政策智能”·

面向政策信息学与政策智能的网络分析技术

李永立* 刘 超 张涵钧 叶 强*

哈尔滨工业大学 经济与管理学院,哈尔滨 150001

[摘 要] 政策信息学与政策智能逐步发展成为新兴的交叉学科,在其诞生与发展的过程中需要融合多个学科的技术、模型与分析方法。已有文献论述了大数据分析技术与人工智能技术在其诞生与发展中的核心作用,除了上述的两大核心技术以外,本文将着重介绍网络分析技术作为既有文献的补充。具体地,本文将从网络的概念入手,重点介绍六种常用的网络分析技术,突出其原理和思想的阐述,而后回顾这六种技术在解决政策研究问题中的既有应用,并在多个领域给出具体的研究示例。最后,结合网络分析技术的发展方向和政策研究日益复杂的趋势特征,对网络分析技术在该交叉学科领域潜在的应用进行展望。

[关键词] 网络分析技术;政策信息学;政策智能;复杂性科学;政策研究

传统的政策制定、执行和评估过程中,通常依靠主观经验、小范围专家评估和小规模民意调查及征求意见、听证等环节,往往存在信息收集不全面、时效性不强、评估主观性高、缺乏定量依据和灵活性不高等问题。这些问题在各国中普遍存在,而我国为达成建设社会主义现代化强国的目标,对政策制定、执行和评估过程的科学性要求愈发强烈。随着信息技术的不断发展,特别是大数据分析技术的发展,政策信息学这门融合了信息技术和政策研究的新型交叉学科应运而生[1],为克服以上存在的问题提供了相应的解决手段。特别是随着人工智能技术的不断发展,政策信息学又向政策智能的方向升级[2],朝着政策实时高效制定、有效准确执行和客观定量评估的目标不断迈进。

根据以上的阐述可以发现,大数据和人工智能技术是政策信息学和政策智能学科的核心技术,也有大量的论文对两类技术在该学科的发展进行了讨论,比如:Athey 在 2017 年和 Margetts 与 Dorobantu 在 2019 年分别发表在 *Science*[3] 和 *Nature*[4] 上的论文。而事实上,除了大数据与人工智能技术外,政策信息学与政策智能学科的发展过程中还离不开系统建模仿真技术、自然语言处理技术、网络分析技术等等[5]。本文将集中阐述其中的

叶强 哈尔滨工业大学经济与管理学院长江学者特聘教授、博士生导师,国家杰出青年科学基金获得者。现任全国 MBA 教指委委员、国务院学位委员会学科评议组成员,教育部管理科学与工程类教学指导委员会委员,管理科学与工程学会副理事长、大数据与商务分析分会理事长,国际信息系统学会中国分会副理事长、中国信息经济学会副理事长、金融科技专业委员会主任委员、哈尔滨市决策咨询委员会委员。主要研究领域为管理信息系统、电子商务、人工智能与大数据商务分析、金融科技、旅游管理等。近年来在管理学主流学术期刊及国际学术会议发表五十余篇学术论文。曾获亚太信息系统学术会议(PACIS)最优论文奖、中国信息经济学乌家培奖等奖项。

李永立 教授,博士生导师。就职于哈尔滨工业大学经济与管理学院。主要研究方向为网络分析、决策理论与方法、数据挖掘和金融科技。以第一或通讯作者在包括 *Journal of Economic Behavior and Organization*、*Quantitative Finance*、*European Journal of Operational Research*、*Omega*、《管理科学学报》、《系统工程理论与实践》等经管类学术期刊发表论文 40 余篇。主持国家自然科学基金面上项目、青年科学基金项目,中国博士后科学基金特等资助、一等资助,黑龙江省自然科学基金项目优秀青年项目等国家级和省部级课题十余项。

收稿日期:2021-08-01;修改日期:2021-09-07

* 通信作者,Email:liyongli@hit.edu.cn,yeqiang@hit.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(72171059,71771041,71850013)的资助。

网络分析技术并结合具体应用示例进行分析，其理论价值包括两方面：一方面补充了政策信息学与政策智能既有技术介绍，丰富了该领域的研究工具与方法；另一方面，网络分析技术本身并不是自我封闭的，其可以方便地融合到大数据分析技术和人工智能技术中，促进政策信息学与政策智能的融合发展和交叉创新。

本文将从网络的概念入手，逐一介绍“网络划归的思想方法”“网络要素的重要性度量模型”“网络上的链路预测及机器学习技术”“网络外部性及其建模方法”“网络的社团结构及社团划分技术”和“网络的动态演化模型及分析技术”等六种常用的网络分析技术。并在技术介绍的基础上，进一步在政策研究的多个领域给出应用上述技术的研究示例，最后对网络分析技术在政策信息学和政策智能这一学科中的潜在应用做展望分析。以期在复杂的政策研究中有更多的学者关注和使用网络分析技术，推进政策信息学和政策智能这一交叉学科的不断发展。

1　网络分析的主要技术方法和模型概述

网络由“节点”和连接节点之间的“链路”构成，体现了事物是普遍联系的哲学思想。当“节点”和“链路”在特定的场景下被赋予具体的含义，抽象的网络概念则结合相应的场景被具体化。比如：当“节点”是人类个体，“链路”是朋友关系时，网络则被具体化为“朋友网络”；而当“节点”是各类金融机构，“链路”表示借贷关系时，网络则被具体化为“借贷网络”。再如：如果更为抽象地将事物的各种状态作为“节点”，将状态之间的转换关系作为“链路”，则此时的网络可以用于分析各种状态之间的转换规律及动力学性质。类似的具体化例子还有贸易网络、通信网络、疾病传播网络、推荐网络等。特别地，如果人类个体作为“节点”，各种可能的社会关系中的一种或几种作为“链路”时，网络被称为“社会网络”，因此上述的“朋友网络”是“社会网络”的一种；如果从网络具有的特性上说，当具体场景中的网络具有自组织、自相似、吸引子、小世界、无标度中的部分或全部性质时，该网络被称为“复杂网络”，这一概念是从网络属性特征出发的常见表述。

综合以上对网络相关概念的解读，不难发现：在随着网络具体化的过程中，网络分析中常用的技术方法和核心模型将有着丰富的应用领域，特别是本文所重点关注的政策信息学与政策智能领域，将是网络分析有着广泛应用前景的前沿领域之一，这一点将在本文后续的章节加以重点阐述。本节将概要性地介绍六种在网络分析中常用的主要技术和核心模型，作为后续进一步阐述其在政策信息学与政策智能领域既有应用和前景展望的基础（网络分析的主要技术和核心模型不仅仅局限于本文以上列举的部分）。

1.1　网络划归的思想方法

在现实世界中，并非所有问题都具有直接或现成的“网络”结构，而使用网络分析技术和模型的前提是存在对问题的“网络”化描述，即将一个表现上看似没有网络结构的问题转化为一个网络分析可解的问题。一旦将现实的问题从“网络”的视角进行描述，既有的网络分析技术和模型就有了用武之地，往往能够给出问题新的解决视角和解决方法。之所以将网络划归的思想放在最前面介绍，是因为这一思想也是应用后续介绍的网络分析技术和模型的基础与前提。为了更好地理解以上抽象的表述，这里举一个网络划归的具体研究示例。

首先介绍该研究示例拟解决的管理问题，该问题来源于 Hochbaum 等 2011 年发表在 *Operations Research* 上的论文[6]。具体地，在电子商务平台在线的商品评价中，消费者可以给购买的商品进行评分，而平台往往对某商品收到的全部评分采用取平均的方法给出其综合评分，如表 1 所示的简单样例。但是，这一取平均的方法可能会破坏绝大多数打分者的偏好序，即便这些评价者之间的偏好没有冲突，取平均的结果也可能违背评价者的偏好序，给出误导的信息，也即基于平均的综合评分与评价者偏好不一致的问题，可进一步参见表 1 的注释。为了解决这一问题，Hochbaum 等建立了考虑既有评价者偏好序的优化模型，并进一步论证了其在多数情况下为一个 NP 难问题。

以上问题中并没有网络的结构，那么网络分析的方法似乎就无法应用于这个问题的解决。但是，如果采用网络划归的方法，将以上问题从网络的视角进行解读，则可以应用网络分析的一篮子工具，给出这一问题新的解法，乃至新的管理洞见。为此，根据 Li 等的研究[7]，将商品作为节点，将评价者的评价行为作为链路，可以将上述的问题划归为一个网络分析的问题，见图 1 及其注释。这里每个节点具有分数属性，同时某一评价者的评分相当于对该商品（或节点）某个分数属性的支持，而对不同商品的评分则将商品与商品之间连接起来，也即通过评价行为构成了节点间联系的链路，由此构成了网络。

表 1 基于平均法得到的综合评分与评价者偏好不一致问题的示例

	评价者 1	评价者 2	评价者 3	评价者 4	综合评分
商品 1	—	1	4	1	2.00
商品 2	2	3	—	2	2.33
商品 3	1	2	5	—	2.67

注：其中“—”表示该评价者没有对相应的商品做评分，其中综合评分来源于该商品获得评分的平均值。注意到，根据每个评分者的评分，可以得到他们对于商品的偏好序，如评价者 1 认为商品 2 好于商品 3，纵观所有评价者的偏好序，他们并没有冲突，都同意商品 2 好于商品 3 好于商品 1 这一偏好（没有分数的不做考虑），但是综合评分给出的偏好排序就违背了评价者 1 和评价者 2 的偏好。

值得注意的是，在以上网络划归的示例中，其核心技巧在于如何指定网络的节点和链路，一旦巧妙地诠释了节点和链路的具体含义，有助于将一个表面上看似没有网络结构的问题划归为一个网络分析可解的问题。正如图 1 所示，节点和链路的含义一旦确定，则相应的网络就能够建立起来，并可以进一步用邻接矩阵来刻画网络，进一步应用网络分析中节点重要性的算法来进行商品综合评分的求解。那么，上述示例中，基于网络划归得到的模型是否能够解决综合评分符合绝大多数评价者偏好的一致性问题，其求解的算法是否是多项式算法，以及求出的解还有哪些性质，是否比 Hochbaum 等提出的方法更有广泛的适用性，这些问题都在 Li 等的论文中进行了回答[7]。

事实上，网络划归的思想方法本质上实践了“事物是普遍联系”的哲学思想，虽然不一定所有的问题都可以划归为一个具有网络结构的问题，但这一思想方法为很多问题的研究提供了一个视角，即是否可以从网络的角度解读一下问题，这样有助于进一步应用成熟的网络分析技术。应用这一思想方法的早期研究包括但不限于：Zhang 等在 2007 年发表在 *Europhysics Letters* 上关于商品推荐的论文[8]，事实上，上述列举的研究示例在建立网络的过程中，得益于这篇论文的启发与指导；以及李永立等 2016 年发表在《管理科学学报》上的论文[9]，将评价者作为节点，将历史的评分信息用于衡量评价者之间合作和冲突的关系作为链路，建立了评价者之间评分的网络，讨论了如何综合评价者的评价信息，给出更加公平、合理和稳健的评价结论的问题，这一成果对于如自科基金项目评审、重大工程项目评审等具有直接的应用意义。

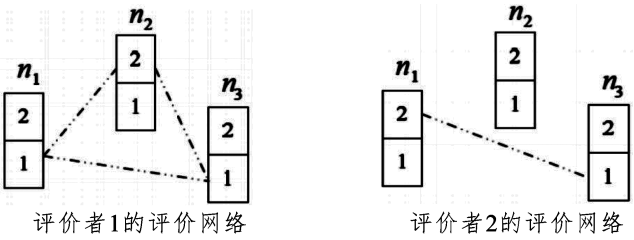


图 1 基于评分信息建立评价者评价网络的示意图

1.2 网络要素的重要性度量模型

网络的核心要素为“节点”和“链路”，同时两个要素的相互作用又衍生出了“结构”的概念。本小节的重要性模型将分别阐述“节点”“链路”和“结构”的重要性度量模型，并分别阐述他们的适用场景，以期为在政策信息学与政策智能的研究中使用这些模型奠定基础。

1.2.1 节点重要性度量模型

本小节重点介绍五种常用的较为传统的节点重要性度量，分别为度中心性（Degree Centrality）、接近中心性（Closeness Centrality）、介数中心性（Node Betweenness Centrality）、Katz-Bonacich 中心性和 PageRank 中心性。

其中，一个节点的度中心性由与其直接相连的节点数量（也即邻居节点的数量）刻画，如果网络是有向的，则分为入度中心性（指向该节点的邻居节点数量）和出度中心性（该节点指向的邻居节点数量）。比如：在朋友网络中，一个人的度中心性越大说明其朋友越多。一个节点的接近中心性为该节点到该网络上的其他各个节点的最短路径的长度之和的倒数，不难发现：接近中心性越大说明该节点到网络上其他节点的距离在总体意义上越近。比如：在进行店铺选址时，当期望该店铺的距离到目标的几个居民区距离总体意义上最近时，应选取接近中心性最大的地点。节点的介数中心性为一个比例值，也即在网络上任意两个节点对之间的最短路径当中，经过该节点的最短路径所占的比例。由此可见：一个节点的介数中心度高，说明其他节点之间的最短路径很多都需要经过该节点中转。比如：历史上的很多兵家必争之地，都往往是地理位置上介数比较高的地点。

Katz-Bonacich 中心性在网络分析的理论研究中占有重要的地位，其具体的计算方法可以参见 Li 等在论文中的表述[10]。关于 Katz-Bonacich 中心性意义的早期研究可以追溯到 Ballester 等 2006 年的研究[11]，其指出该中心性往往成为网络上个体间博

弈的均衡解，对于指导网络上个体的行为具有意义。事实上，后续的大量研究工作也在不断证实这一论断，不断扩展 Katz-Bonacich 中心性在网络博弈问题上的应用，解决了大量现实的经济与管理问题。比如：Candogan 等深刻揭示了消费者在网络上的 Katz-Bonacich 中心性的值与其面临的价格歧视的关系[12]，Bloch 和 Quérou 等也有类似的发现[13]。近期的研究如 Zhou 和 Chen、Fainmesser 和 Galeotti 也发现了 Katz-Bonacich 中心性与博弈均衡和网络参与者行为特征的内在理论联系[14, 15]。

PageRank 中心性是得名于 Google 网页排序算法的节点重要性度量指标[16]。其基本思想是对于一个网页而言，如果指向该网页的超链接越多，则访问到该网页的概率也就越高，该网页也就越重要，应具有较高的 PageRank 值。这里网页视为节点，超链接视为有向链路。从计算上说，在有向图上定义一个随机游走模型，描述随机游走者沿着有向图随机访问各个节点的概率，在大量访问发生后统计每个节点被访问的概率；根据一阶马尔可夫链的相关理论，在一定条件下上述概率收敛到平稳分布，这时各个节点的平稳概率值就是其 PageRank 中心性。

1.2.2　链路重要性度量模型

由于网络上的链路通常带有权值，比如在朋友网络上，一个月联系数百次和几次的链接是有权值差异的，因此在讨论链路重要性时，与节点重要性的讨论稍有不同，这里分为有权值和无权值两类进行一个粗略的划分分别讨论。

当不考虑链路的权值时，一个经典的链路重要性度量为链路介数中心性（Link Betweenness Centrality），类似于节点的介数中心性，一个链路的介数中心性同样为一个比例值，即在网络上任意两个节点对之间的最短路径当中，经过该链路的最短路径所占的比例。这一中心性有着很广泛的用途，无论在交通领域、通讯领域还是社会学、经济学领域，一个介数中心性大的链路往往频繁地被使用，比如：在城市交通路网中，介数中心度大的道路车流量往往都很大，其上的实时路况往往是需要重点关注的对象。另一方面，由于链路是由其两端的节点构成的，目前也有从链路所连接的两个节点的节点重要性衡量其之间链路重要性的研究方法。比如：Li 等在垄断市场的环境下，给出了节点重要性和链路重要性的关系表达[17]；从节点重要性诱导链路重要性的方法，还有进一步研究的空间，以及不断扩展的应用场景有待探究。

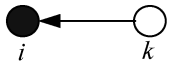
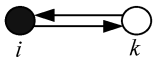
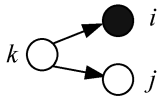
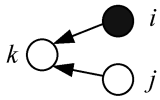
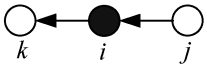
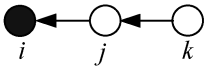
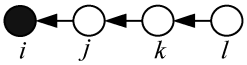
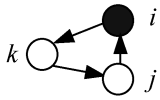
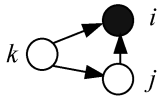
当考虑链路的权值时，链路本身的权值也是其重要性衡量的一个有机组成部分。既有研究讨论了链路不同权值对于网络功能（这一概念在不同的应用场景将有不同的含义）的影响。更进一步，网络链路与其相应权值的匹配，也将会影响链路重要性的度量。比如：在交通道路网上一个介数中心性很高的道路，如果路宽很窄（这里网络的权值由路宽刻画）则可能影响整个道路网的通行能力，而一个介数中心性很低的道路，如果路宽很宽，则可能造成浪费。由此可见：权值与链路的匹配关系也将内在地影响链路的重要性。通常，如果网络权值是一个可控变量时，在链路重要性最大化的优化目标下，求解最优的权值分配问题，也是链路重要性研究的一个方向。

1.2.3　结构重要性度量模型

就网络的结构而言，其类型非常多。从微观构型上看，有从一个节点到另一个节点的单向结构，也有两个节点间相互影响的双向结构，还有三个节点间不同传递关系的多种结构，以及常见的星型结构、线形结构、树形结构等，表 2 给出了一些常见的结构类型，不同的结构本身以及他们在不同的应用场景中具有不同的功能，特别是某些网络中一种结构类型的占比显著多于随机形成的数量，其往往在网络功能的整体发挥中起到重要的作用。由此可见：结构的重要性度量往往是和网络功能联系在一起的，对于某些功能的发挥，某种结构是重要的。比如：军队的组织就采取层级式的结构以期便于命令的执行，而聘请明星做广告则是拟发挥星型网络结构的作用，这个聘请的明星就是网络的中心，其影响力越大，则广告的效果可能越好。

在以上对网络结构重要性度量概要性介绍的基础上，本小节拟重点介绍两个经典的网络结构：核心—边缘结构和结构洞。其中，核心边缘结构如图 2 所示，其往往出现在期刊的引用网络中，乃至微博信息转发的网络中，处于核心位置的节点往往在网络中处于重要的引领地位，该结构的识别与发现对于不同场景下的评价工作、舆论引领工作、乃至创新思想的传播等工作具有实践价值。另一方面，结构洞如图 3 所示，指网络中某个或某些个体和有些个体发生直接联系，但与其他个体不发生直接联系，从网络整体看好像网络结构中出现了洞穴，关于结构洞的度量方法可参见 Burt 的研究[18]，这也可以作为这一结构重要性的度量指标。根据 Burt 的阐述，

表 2 常见的各类网络结构

图形展示	网络结构的名称	数学表示
	直接影响效应	$\sum_{k} g_{ik}$
	交互影响效应	$\sum_{k} g_{ik} g_{ki}$
	基于来源的共同朋友效应	$\sum_{j,k} g_{ik} g_{jk}$
	基于目标的共同朋友效应	$\sum_{j,k} g_{ki} g_{kj}$
	混合效应	$\sum_{j,k} g_{ki} g_{ij}$
	来自距离为 2 的朋友效应	$\sum_{j,k} g_{ij} g_{jk}$
	来自距离为 3 的朋友效应	$\sum_{j,k,l} g_{ij} g_{jk} g_{kl}$
	环效应(三角传递)	$\sum_{j,k} g_{ij} g_{jk} g_{ki}$
	传递效应(三角传递)	$\sum_{j,k} g_{ij} g_{ik} g_{jk}$

注:表中的 g_{ij} 来自于网络的邻接矩阵,也即对应从节点 j 到节点 i 的链路,针对有无链路的情形分别取值为 1 或 0。

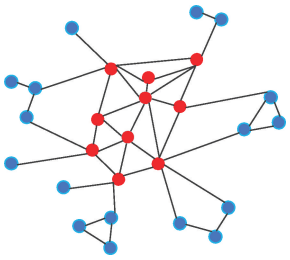


图 2 核心边缘结构示意图

注:红色节点为核心节点,蓝色节点为边缘节点

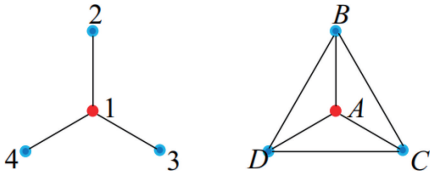


图 3 结构洞示意图

注:左边图中的节点 1 就处于结构洞的位置,其他三个节点需要通过该点来沟通,而右图的节点 A 则不是

处于结构洞位置的节点将没有直接联系的两个节点联系起来,其将拥有信息优势和控制优势以此潜在地获得更多的服务和回报。在具体实践中,个人或组织要想在竞争中保持优势,就需要利用网络结构的重要性度量模型,发现和占据重要性更高和数量更多的结构洞,以此接触乃至掌握更多的信息、资源与权力。

除上述常规重要性度量模型以外,还有从网络功能变化上度量节点、链路或结构的研究视角。具体地,以节点重要性的度量为例,关注整体网络的某种功能(比如:在不同的应用场景下,网络整体带来的福利水平、盈利水平、产出水平或整个路网的交通流量水平),考察这个节点被拿掉后整体网络功能的变化,用这个整体水平的变化来度量该节点的重要性;对于链路或结构,与之类似。应用该思想的一个研究示例可参考 Li 等的研究[19],以及在李永立的专著《网络分析视角下的决策模型与决策方法研究》[20]中进行了更细致的阐述。

1.3 网络上的链路预测及机器学习技术

链路预测是网络分析的经典技术,由于不同的场景中,网络的链路可以被赋予不同的含义,因此链路预测就有了广泛的应用场景。比如:在电子商务中,如果链路表示从消费者节点集合到商品节点集

合的购买行为，那么链路预测事实上完成了一个购物行为的预测；再如：股票市场往往存在板块联动的现象，也即一个板块的行情结束、接着下一个板块的行情来临，如果将板块作为节点，其行情的联动行为作为链路，则链路预测可以帮助投资者提前获知下一个值得投资的板块，为股市实操、基金买卖提供直接的操作建议。

就链路预测的技术及其应用而言，有如下几篇综述进行了较为详细地阐述：Liben-Nowell 和 Kleinberg[21]，Lee 等[22]，Daud 等[23]。注意到，链路预测是一个非常活跃的研究领域，国内以吕琳媛和周涛等青年学者为代表引领了这一领域的早期研究，并受到大量国内外同行的关注；特别是近年来涉及该主题的论文每年发文量较多，据不完全统计，Google 学术搜索上以“link prediction”为关键词，2017 年至 2021 年 6 月的文献量分别是 275 000、255 000、193 000、128 000 和 88 500。为了更清楚简洁地介绍这一研究领域的基本技术，这里的介绍拟从机器学习的角度展开，大体上分为非监督学习和监督学习两个大类，而更加深入和基于其他视角的介绍，可以参见上述列举的研究综述。

基于非监督学习的链路预测技术，主要有 Katz 方法[24]、偏好方法[25]、评分法[21]、属性推断法[26]、基于多级深度信念网络预测法[27]等。它们之间的不同点来自于对网络结构的关注点不同，如 Katz 方法关注节点中心性、偏好方法关注度分布、评分法关注链路得分。特别地，近些年的链路预测还关注更深层次的信息，如属性推断法关注节点属性数据、基于多级深度信念网络预测法关注节点的行为信息等。

基于监督学习的链路预测技术更多地关注于不同预测技术在链路预测上的应用，如支持向量机[28]、随机森林[29]、自适应增强技术[30]、模型融合法[31]等。特别地，从属于以上监督学习的技术范畴，Li 等将链路形成的过程进一步做了分解，强调了在链路形成的过程中，还往往伴随着难以观测的隐变量[32]。具体地，从效用的角度，如果两个个体形成朋友关系后（也即待预测的链路），彼此的效用都增加，则可以预测这两个个体将会形成朋友关系，但是，上述关于朋友关系形成的观察还缺少一个“接触”的潜在机制，也即如果两个人没有机会接触彼此，即便两个人根据效用判断适合成为朋友，这样的链接也无法形成，成语“有份无缘”描述的就是这样的情形。如果不考虑上述“是否接触”这个难以观察的隐变量，当完全基于效用机制进行有监督的学习时，所有没有形成链接的个体都将被认为是效用不合适的个体，这样学习到的结果将是有偏的。为此，Li 等应用并发展了 EM（Expectation-Maximization）算法，在进行监督学习的过程中考虑了“是否接触”的潜变量（或隐变量），无论从回归的参数估计还是从预测效果上，都产生了有益效果。而事实上，大量的政策效果评估中，往往有着很多难以观察到的潜变量，这里介绍的链路预测的案例仅仅是一个初步的尝试，而关注于 EM 算法在政策信息学与政策智能中更多的应用，将具有重要的启示意义。

1.4　网络外部性及其建模方法

网络外部性一个较为早期的定义指的是“随着使用同一产品或服务的用户数量变化，每个用户从消费此产品或服务中所获得的效用变化”。这一早期定义强调了网络外部性的宏观影响，也即商品或服务整体用户的数量对消费者效用的影响。随着社会网络研究的不断深入，Folwer 和 Christakis 提出了“三度影响力”的理论[33]，也即：“网络上的个体行为不仅受到网络上直接相连的朋友的影响（一度影响力），还受到朋友的朋友的影响（二度影响力），甚至是朋友的朋友的朋友的影响（三度影响力）。”这里的“三度影响力理论”揭示了网络外部性的微观影响，即消费者的行为及其效用的变化受到网络上与之有关联的朋友的影响，而不像宏观网络外部性所指出的受到整个用户数量的影响。

事实上，网络外部性的早期概念在经济学领域提出，上述的宏微观网络外部性都强调了其对消费者效用的影响，因此早期研究网络外部性的文献也大都发表在经济学领域的期刊上，并逐步扩展到管理学期刊上。比如：Katz 和 Shapiro 在 1985 年的研究工作正式地给出了（宏观）网络外部性的概念[34]，并在不同的产品情形下（也即竞争与兼容不同的情形下），讨论了博弈均衡解的存在问题及相关性质。而后，Candogan 等拉开了从网络外部性视角研究垄断厂商最优定价模型的序幕[12]，在理论研究领域，该文可以认为是从微观网络外部性视角出发的一篇奠基性论文。纵观以上两篇经典之作，可以发现网络外部性的概念从宏观视角到微观视角在逐步演进，但它们有一个共同的特点是将网络外部性（以数学模型的形式）刻画在了消费者的效用函数中，扩充了既有经济学在没有考虑网络外部性时的结论，也使得研究发现更接近客观实际。以上述奠基性文献为基础，大量的研究工作也采用了类似的网络外部性建模方法，也即将网络外部性在消费者效用函数

中加以刻画，比如：Bloch 和 Querou[13]，Zhou 和 Chen[14]，易余胤和杨海深[35]，李永立等[36]等。

以上所阐述的将网络外部性刻画在消费者效用函数中的建模方法是一个经典方法，这一外部性对其市场参与者的行为影响，如销售者的销售策略、厂商的定价策略、平台的红包发放策略等，也是通过对消费者效用影响的路径而传导到其他市场参与者的。近十年来，不断深入的研究对网络外部性作用的范围又有了新的认知，其不仅仅在市场经济领域的消费者身上发挥作用，而在其他的场景及个体行为中，同样具有影响作用。以大学生的朋友网络为例，学生在网络中的位置和朋友数量等会显著地影响该生的学习成绩[37]。而上述的建模方法，虽然不是刻画网络外部性的唯一建模方法，但在其他领域同样有启示意义，比如在政策信息学与政策智能领域，可以类比于上述奠基性文献，将网络外部性建立在决策者的收益函数中，以期刻画其对决策的影响，进而传导到系统中的其他变量、影响政策效果。

1.5 网络的社团结构及社团划分技术

社团结构是网络的重要特征之一，该特征指网络中的节点可以分成不同的组，组内节点间的连接比较稠密，组间节点的连接比较稀疏，这里分成的组就构成了不同的社团。社团划分技术则是将网络按照某一标准划分成多个社团的过程，识别社团结构是了解与掌握整个网络系统功能的重要途径之一。然而，社团划分的一大难点在于如何定义和度量上述“稠密”和“稀疏”的概念，其中经典的一种方法当属 Newman 2004 年提出的模块度（Modularity）度量模型[38]。

纵观既有的研究，社团划分技术的发展大致分为两个阶段：第一阶段的技术以降低时间复杂度、提升效率为主，而后该技术针对有向网络、加权网络、二分网络、大规模网络、动态网络等具有不同特征的网络不断细化。表 3 总结了部分经典算法的提出时间及其算法复杂度。虽然这些算法在诸多领域都有具体应用，但使用时仍需结合问题的特征和社团划分算法的优缺点进行选择。

1.6 网络的动态演化模型及分析技术

网络的动态演化模型通常被用于分析网络形成的规律，也即是怎样的因素或者微观结构显著地影响了网络的形成，以致呈现出观察到的状态。目前，研究网络动态演化问题很具代表性的模型有两类：一类是作为纯统计模型的指数随机图模型（Exponential Random Graph Models，ERGMs），另一类是考虑用户博弈行为的策略网络形成模型（Strategic Network Formation Models，SNFMs）。这两类模型从不同的建模思想出发，具有不同的形式和建模技巧，以及各自的优缺点，以下分别阐述。

（1）指数随机图模型

指数随机图模型以网络的随机形成为参照（统计检验的原假设），在不同的独立性假设下，考察某种微观网络结构出现的概率是否明显异于独立性假设下随机形成的网络，如果是，则该微观结构在网络的整体形成中是显著的，反之则不显著。由于该类模型没有考虑网络参与者的效用函数、收益和行为特征，因此被视为纯粹的统计模型，这种机制在 Currarini 等的研究中被称为“CHANCE”[50]。

为方便理解该模型，这里给出该模型最一般的形式，其囊括了指数随机图模型在各种独立性假设下的衍生形式。在数学形式上，网络 g 产生的概率被

表 3 经典的社团划分技术的算法复杂度总结

算法名称及英文缩写	提出时间	算法复杂度	参考文献代码
Kernighan-Lin 算法（KL）	1970	$O(tn^2)$	[39]
GN 算法（GN）	2002	$O(nm^2)$	[40]
快速 GN 算法（FGN）	2004	$O(n(n+m))$	[41]
团渗算法（CPM）	2005	$O(an^{bln(n)})$	[42]
谱聚类算法（SCA）	2007	$O(n(dc^2+dclog(n)))$	[43]
快速网络聚类算法（FCNCA）	2009	$O(tnk\bar{c})$	[44]
贝叶斯非负矩阵分解（BNMFM）	2011	$O(cn^2)$	[45]
基于熵的网络社团划分方法（EBSNC）	2015	$O(cn^2)$	[46]
启发式局部社团划分（HLCD）	2017	$O(dn^2)$	[47]
二分网络的社团检测方法（BNCD）	2018	$O(cn^2)$	[48]
基于进化计算的社团划分方法（ELCD）	2019	$O(wtn)$	[49]

注：n 是节点数量，m 是链路数量，t 是迭代次数，a 和 b 是常数，c 是社团数量，d 是节点的最大度，k 是节点平均度，$\bar{c}$ 是社团的平均大小，w 是进化计算中的种群数量。

描述为网络统计量 $\boldsymbol{S}(g)$ 的函数，其中 $\boldsymbol{S}(g)$ 可以是直接影响(transitivity)、交互影响(reciprocity)和三角传递(triangles)等微观结构的统计量，具体可回顾表 2 中的网络结构，进而网络 g 产生的概率表示为：

$$p_{\boldsymbol{\theta}}(g)=\frac{exp(\boldsymbol{\theta}\cdot\boldsymbol{S}(g))}{\sum_{g'\in\boldsymbol{\Omega}}exp(\boldsymbol{\theta}\cdot\boldsymbol{S}(g'))},\tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{\theta}$ 是参数向量，Ω 表示所有可能的网络的集合。该类模型采用指数函数的形式，这也是指数随机图模型名称的由来。该类模型有两个潜在的优势：其一，指数函数包含了大量的分布函数形式，比如正态分布(Normal)、泊松分布(Poisson)、伽马分布(Gamma)、贝塔分布(Beta)、韦伯分布(Weibull)等；其二，指数函数包含着很多优良的运算性质，比如导数的不变性、累积分布函数有显示表达、估计的便捷性等。由此该类模型统一采用指数函数的形式，不仅涵盖了大量的分布，同时也便利了参数的估计。在不同的独立性假设下，该模型中的网络统计量 $\boldsymbol{S}(g)$ 将有不同的形式，Lusher 等的论著中尽阐述了各类假设和相应的指数随机图模型、估计方法、以及在多个领域的应用[51]。

指数随机图模型虽然应用广泛，但也存在一些不足。其一，指数随机图模型倾向于纯粹的统计模型，仅仅适用于事后描述网络的演化和形成规律。一旦其参数被估计，在有新节点加入的情况下，不能有效地分析和预测网络的演化，难以深刻揭示网络演化和形成的行为原因。其二，没有明确的研究证实指数随机图模型得到的参数估计是稳健的，即针对同一个问题，当数据集在不同的采样情况下可能参数的变化是剧烈的，难以得到一个有说服性的结论。其三，指数随机图模型精确算法的复杂度很高[52]，如式(1)所示，其分母涉及了各种情况下可能网络的测算，精确计算具有较高的复杂度，其似然函数难以估计，不适用于大型网络的计算。

(2) 策略网络形成模型

不同于上述的指数随机图模型，策略网络形成模型认为形成网络的机制在于网络参与者的“CHOICE”[53]，其强调网络的形成是基于网络参与者的策略和行为而选择形成的，也即网络的形成建立在网络参与者会面的概率和他们效用函数的基础上，从参与者建立链接的收益分析入手考查是否应建立相应的链接。从理论和分析方法上说，这类模型以经济学中的离散选择模型(Discrete Choice Model)为基础，继承了博弈理论的分析框架[54]。

具体地，策略网络形成理论认为网络中链接形成的行为基础在于当网络中的一对个体都能从彼此建立的链接中获得收益。在该形成理论的基础上，不同模型的差异在于网络参与者具体的效用函数的不同，也即有着决定收益的不同目标函数。通常说来，效用函数的形式决定往往取决于参与者当前的网络状态，所有网络参与者的属性特征，以及一些体现偏好特征的参数等。以代表性个体 i 为例，记当前的网络状态 g^t，所有参与者的属性特征矩阵 $\boldsymbol{C}$，以及待估计的相关参数向量 $\boldsymbol{\theta}$；不失一般性，代表性个体的效用函数可表示为

$$U_i(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta}).\tag{2}$$

而后，基于式(2)所示的效用函数，可以计算当其与个体 j 建立链接后效用的变化，具体表示为 $\Delta U_{i\to j}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})$，其数学形式为：

$$\Delta U_{i\to j}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})=U_i(g^t+g_{ji},\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})-U_i(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta}),\tag{3}$$

其中，g^t+g_{ji} 表示在既有网络 g^t 的基础上，加上从个体 i 到个体 j 的链接。类似地，当个体 j 建立到个体 i 的链接后，个体 j 的效用变化 $\Delta U_{j\to i}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})$ 为

$$\Delta U_{j\to i}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})=U_j(g^t+g_{ji},\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})-U_j(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta}).\tag{4}$$

如果个体都完全是自利的理性人，结合上述的策略网络形成理论，两类个体形成链接的充分必要条件为 $\Delta U_{i\to j}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})\geqslant 0$ 且 $\Delta U_{j\to i}(g^t,\boldsymbol{C};\boldsymbol{\theta})\geqslant 0$；当此条件满足时，下一时刻两个个体间将建立双向的链接。以上是策略网络形成模型的基本原理，结合不同场景更加具体的应用可参见 Li 等的研究[55, 56]。

相比于指数随机图模型，策略网络形成模型建立在效用函数的基础上，有助于揭示网络形成的微观基础，揭示网络演化的行为原因；而且 Chandrasekhar 为策略网络形成模型的参数估计已经提供一种易于计算的统计推断方法[57]，并且论证了估计的稳健性，但是模型的算法复杂度依然较高，需要发展并行计算的技术，或应用和发展抽样算法及近似算法提升模型估计的效率。

2　网络分析技术在政策研究中的既有应用：基于多个应用领域研究示例的介绍

通常而言，政策的制定过程可以按照规划、执行、评估划分为三个阶段，虽然各个阶段有不同的研究重点，但都可以与本文上述六种网络分析技术结

合。如图 4 所示，网络分析技术可以进一步融入到大数据分析技术与机器学习算法中，推动政策信息化与政策智能的发展，应用于平台经济、医疗、城市规划、应急管理、犯罪分析等众多领域中。

本节按照上一节介绍的网络分析技术的六个方面逐一展开，尽量以举例的形式，通过详细评述 2 到 3 个具体的研究工作，展现和解释网络分析技术在政策研究中的若干既有应用，期望所列举的研究工作能有一定的启示意义，供对本领域感兴趣的广大研究者参考。

2.1 网络划归思想在政策研究中的应用示例

网络分析技术为政策研究提供新的视角，而如何在政策研究领域中建立网络，也即实践网络划归的思想，是网络分析技术的应用起点。比如：Marsh 和 Rhodes 为了研究英国政府政策的变化及失败原因，于 1992 年搜集了英国 20 多年颁布的政策及相关者数据，以政策相关者或机构为节点，以相关关系为链路建立了关于政策的参与网络/影响网络[58]。相对于原有的研究模式，这种利用网络分析技术研究政策的新模式能够在一定程度上为政府政策的失败提供新的解释，如某些机构的空心化、私人利益对代议制民主的侵蚀等，该研究创造性地将政策分析转化为一个网络分析可解的问题，完成了利用网络分析技术进行政策研究的基础性工作。再如：鄞益奋在 2007 年总结政策网络理论与治理理论的结合是公共管理的新框架，并认为政策网络是一个有着共同价值诉求的自组织系统，能实现主体间良性互动和互利互补的合作[59]。

特别是随着信息技术的进步与计算机算力的提升，研究者可以利用更广泛的数据和更智能的机器学习技术建立更为复杂的网络，大大扩展了网络划归的具体应用实践。比如：De 等根据搜集到的 2006 年荷兰关于竞选活动的新闻报道，以参政议政主体为节点，以通过文本分析技术得出的报道中的逻辑关系为链路，建立了一个动态的政治参与者的互动网络，并准确预测了竞选者的行为，该研究实践了网

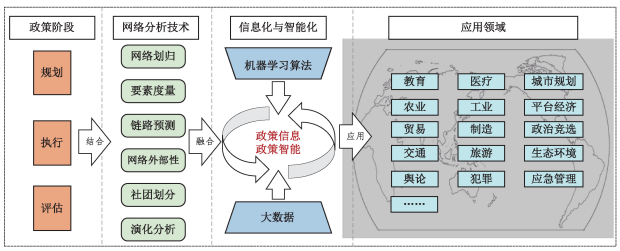


图 4 网络分析技术在政策研究中既有应用的示意图

络划归的思想，并将网络分析技术与信息技术进行了结合，共同应用于政策研究中[60]；近几年，Di 等根据巴西和印度尼西亚土地利用和气候变化政策，建立了多层次的政策治理网络，研究如何分配权利能更有利于政策执行及阻碍跨层次互动的驱动因素，该政策网络基于网络节点异质性将政策网络划分为联邦/国家、州/省、直辖市/地区三个层次，同层次内划分社团，跨层次间区分联系强弱，网络的形式更复杂，也更能抽象出政策在多层次多主体间的传播/影响关系[61]。

2.2 网络要素重要性度量模型在政策研究中的应用示例

按照 1.1 节中网络要素“节点”“链路”和“结构”的划分方式，本小节关于其在政策研究中的既有应用也按照这一划分分别进行阐述。

在节点层次上，该类应用出现的较早，比如：Pay 和 Henning 讨论了欧盟共同体农业政策网络中网络节点(政策参与者)的影响力及受影响的方式[62]，该研究成为了研究政策参与者与政策变化关系早期重要的参考资料。以既有研究结论为理论基础，这里仅列举三个具体的研究示例，以期体现该技术在这一领域的具体应用：刘海燕和李勇军依据中国 2003 年到 2013 年政府公布的政策大数据，建立了食品安全监管政策网络、房地产调控政策网络、新医改政策制定网络及控烟政策网络，并讨论了节点中心性指标对政策规划的影响[63]；Howlett 等通过会议记录收集了 2006 至 2012 年间所有印度尼西亚生物燃料开发的相关政策参与者，并依据其共享的组织关系建立链路，构建了政策网络，并发现在印度尼西亚的政治体系中，权威的政府官员构成了网络内决策和知识信息转移联系的核心节点，是技术政策学习的关键[64]；Marfatia 等更进一步地将节点重要性分析技术与政策智能研究结合，利用 1998 至 2018 年间的 17 个新兴经济体的经济大数据建立了影响网络，以度中心性、接近中心性和中介中心性等节点重要性指标为基础，提升了经济政策不确定性分析的智能性[65]。

在链路层次上，Wei 等认为消费端碳减排的关键是城市居民的碳识别能力，并从链路强度和个人碳交易角度建立碳识别能力的扩散模型，以中国城市居民为研究对象进行模拟分析，发现了链路强度影响居民碳识别能力的途径，最后结合研究结论规划了提升居民碳知识的相关政策[66]。Ki 等通过对 2013 年美国奥兰多城市的政府机构间的经济发展

互动调研，构建起了 34 个城市的非正式经济发展互动网络，研究了公共部门的知识转移和创新进程，识别出了政府获取外部信息的关键链路[67]。类似地，Haselswerdt 和 Bradley 以 25 个州的医疗补助立法会议期间的沟通关系建立了官员与游说者之间的网络，发现该网络的链接强度与政策协议相关，链接强度一定程度反映了利益集团对政策制定的影响[68]。

在结构层次上，由于网络建立的视角不同，对于结构重要性技术的应用视角也有所不同。本节从政策网络和政治机构的组织网络两个视角分别回顾一些具体的研究示例，其他的视角也非常丰富，感兴趣的读者可以深入阅读。从政策网络的视角出发，Sandström 和 Carlsson 以瑞典地方教育政策变革为背景，以网络结构为自变量进行了实证分析，发现政策网络越密集和同质，政策创新性就越低[69]。从政治机构组织网络的视角出发，章昌平和钱杨杨通过收集我国各级政府制定的科技政策文本建立了政治机构组织网络，厘清了中国科技政策中政策网络类型，对各级政治结构组成的网络结构进行了分类与功能总结，并提出关于中国科技政策的若干建议措施[70]；Vantaggiato 等利用 2014 年 14 个欧洲国家相关机构的结构化访谈数据，讨论了欧洲行政机构的内部网络结构如何影响网络成员之间的权力、资源和影响力的分配，发现某些内部结构对内能促进行政机构的资源共享，对外能促进专业知识的共享[71]，该研究对通过改变行政机构内部结构促进政策治理有指导意义。

2.3　链路预测及机器学习技术在政策研究中的应用示例

网络上的链路预测及机器学习技术在政策研究中的应用非常广泛，本小节重点阐述其在国际贸易与犯罪分析两个涉及政策研究领域的应用。

在国际贸易方面，Dong 利用联合国统计的 2008 至 2017 年共十年间的各国铝土矿贸易大数据，以国家为节点，铝土矿贸易为链路，建立了国际贸易网络，通过多种链路的预测方法寻找潜在的铝土矿贸易链接，帮助铝土矿贸易国寻找新的合作伙伴，为国际贸易政策的制定和谈判提供研究依据[72]。铁瑛和蒙英华发现如果将移民网络与贸易网络结合，能提高贸易链路预测的准确度[73]。除预测新链路外，预测链路上权重/流量变化研究也是相关方向之一，Li 等以一带一路贸易国为节点，天然气贸易为链路构建了有向加权网络，通过网络分析预测了未来各国间的天然气贸易额变化[74]，该类以网络链路预测为核心的贸易研究为国际贸易政策研究提供了新视角。

在犯罪分析方面，Lim 等以罪犯为节点，以已知的各类社交关系为链路，构建了犯罪网络，并利用深度强化学习预测犯罪之间的隐藏关系，该方法比传统方法在预测犯罪领域拥有更高的精度[75]。无独有偶，Wang 等进一步改进了该模型，使其能够预测有向的隐藏关系，并进一步提高了算法的性能[76]。

2.4　网络外部性建模方法在政策研究中的应用示例

近几年，网络外部性及其建模方法的应用远远超越了网络外部性仅仅关注消费者效用的商品经济范畴，已经渗透到政策研究的多个领域，本小节将重点在交通政策、平台经济、移民政策等子领域上做相关研究的示例介绍。

在交通政策方面，Wetwitoo 和 Kato 以日本高铁“新干线”为背景，搜集了日本 47 个府县 25 年的社会经济数据进行研究，发现高铁网络外部性对区域经济生产力存在积极影响[77]。Tao 等基于中国 273 个市辖区的火车频率数据，建立了全国城市网络，分析了城市网络外部性对城市增长的影响，发现城市网络外部性取决于网络连接而不是城市的地理邻近性，对城市经济发展具有正向影响，并能产生空间溢出效应[78]。类似地，Wang 等通过研究 2000 至 2017 年间中国 30 个省级区域的面板数据，发现了交通网络外部性对工业能效存在非线性影响[79]。

在平台经济方面，网络外部性一般用于平台产品的定价研究，但越来越多的研究者开始关注政府的激励政策、反垄断政策等与政策研究的相关方面。比如：在政府的激励政策上，Jung 等以政府政策的视角，研究了如何通过不同的补贴策略以期激励具有典型网络外部性特征的平台创新，并分析了相关政策的有效性，发现政府的补贴策略虽然能激励平台创新，但如果补贴对象选取不当会影响整体的创新效率[80]。在反垄断研究上，冯振华和刘涛雄讨论了平台垄断在不同网络外部性条件下的不同特征，对比了平台垄断与传统垄断的差异，提出垄断平台的界定方法与反垄断的政策建议与改进措施[81]。

在移民政策方面，Tomohara 使用 1996 至 2011 年间进入日本的外国直接投资和移民的数据，研究了移民和外国对内直接投资之间的动态相互作用，发现种族外部性能增加外国对内的直接投资[82]，该研究结果能够指导移民政策。由此可见，网络外部

性与政策研究的结合将启发政策制定者在制定政策的过程中，除了考虑政策对所关注的客体自身的影响以外，还要考虑该政策所带来的网络外部性的影响，以期从系统科学的角度，在顶层设计的阶段就促进政策的不断完善。

2.5 社团划分技术在政策研究中的应用示例

网络的社团划分技术常常与大数据分析技术相结合，本小节将重点介绍该技术（及其与大数据分析技术的结合）在城市规划政策研究与在线社交媒体舆论管控两个领域的应用示例。

在城市规划政策研究方面，Yu 等通过东京市 3 400 万条手机 GPS 轨迹大数据，建立起反映用户出行需求空间分布的网络，应用社团划分方法划分出了 21 个服务区域，并针对不同属性的子服务区，提出了自行车管理、基础设施建设、共享单车系统规划等方面的建议[83]。除此以外，Li 等以武汉市区的出租车出行大数据构建了空间嵌入网络，并利用多种社区划分方法对人口活动区域进行社团划分，发现了当前行政边界划分的合理与不合理之处，还发现了社区互动的紧密程度与区域经济发展水平呈正相关关系[84]。

在舆论管控方面，Benigni 等通过爬取 11 万个 Twitter 账户及相关的 8.62 亿篇推文，结合文本技术对推文进行聚类，并利用社区发现技术识别出疑似支持 ISIS 的社团，最后结合 Twitter 封禁的账号进行检验，该研究成果有助于政府进行舆论管控，抵御恐怖主义与极端思想的传播[85]。不仅如此，Ahmed 等研究了 Twitter 上的 COVID-19 和 5G 阴谋论的传播，利用 CNM（Clauset-Newman-Moore）算法识别出 Twitter 上的高影响力社团，为政策制定者和执行者隔离打击假新闻与谣言提供了政策建议[86]。在国内，张琛等通过搜集 2020 年人民日报每日疫情通报的微博评论，通过自然语言处理技术进行情感分析，并通过社团网络算法实现舆情被关注度的信息挖掘，通过趋势分析发现了面对疫情时公众焦虑等负面情绪的情感变化[87]，为重大公共事件的舆情管理提供了决策依据。

2.6 网络动态演化模型及分析技术在政策研究中的应用示例

以随机指数图模型与网络策略形成模型为代表的动态演化模型及分析技术在政策研究中已经取得了较为广泛的应用，鉴于其解决问题的广泛性，本小节拟从旅游管理政策制定、贸易政策规划、政治竞选政策执行、生产规划政策制定和政府监管政策制定等多个领域回顾典型的应用示例。

在旅游管理政策制定领域，Williams 和 Hristov 通过随机指数图模型的识别关系和节点属性对目的地营销组织（DMO）网络结构的影响，探讨了英国米尔顿凯恩斯的目的地营销组织网络中网络节点属性的作用[88]。Khalilzadeh 通过对伊朗地区有目的地抽样访谈的方式，搜集访谈者的旅游倾向和价值观数据并构建起了相关网络，通过随机指数图模型分析访谈者旅游倾向产生的原因，发现偏见态度是游客拒绝前往特定目的地的重要原因，即旅游并不能缔造、而仅能维护和平[89]，该研究有助于政策制定者规划基于冲突和文化差异背景下的旅游开发。Khalilzadeh 和 Wang 以旅游营销联盟网络为基础提出了一种基于态度和动机价值的效用函数，通过建立网络策略形成模型讨论了为什么搭便车是旅游目的地营销活动中的一种常态现象，并提议在激励营销联盟政策中考虑公平和稳定的因素，以促进营销联盟的协作[90]。

在贸易政策规划领域，侯传璐和覃成林基于 2015 年中国省际铁路货运数据，构建了中国省际贸易网络，通过随机指数图模型讨论了省际贸易网络的影响因素，对中国抵抗国际贸易不确定性，实现省际贸易高质量发展提供了政策决策参考[91]。

在政治竞选政策执行领域，Sadayappan 等利用美国第 105 至第 113 届国会会议的国会议员名单与投票数据，以投票的相似性构造政治意见网络，并通过使用指数随机图模型（ERGM）计算民主党和共和党的政治凝聚力变化，发现共和党的党内凝聚力比民主党更高[92]，该研究为建立政党凝聚力模型并观测其波动情况开创了新视角与方法。Swamy 和 Murray 通过建立网络策略形成模型，讨论了在具有一定竞选成本时，候选人是否应该参加竞选及何时参加竞选的问题[93]。

在生产规划政策制定方面，Ramos 等以生态工业园区的公用设施网络为基础，建立了策略网络形成模型，讨论了如何规划公用设施，以尽可能减少每个企业的成本，并平衡环境与经济效益[94]。Hu 等以汽车生产企业的关系网络为基础建立了网络策略形成模型，并通过小世界网络分析演化博弈，探讨了不同政策对电动汽车生产推广的动态影响，发现了购车补贴和限行政策的短期效果更为显著，而生产补贴和基础设施建设政策的总体影响更大[95]。

在政府监管政策制定方面，González 和 Verhoest 针对哥伦比亚电信部门，建立了与监管决

策相关的参与者影响网络，并使用指数随机图模型分析数据，发现参与者可以影响彼此的决策过程，即被监管者能够影响监管者的监管决策[96]，该研究一定程度解释了监管部门独立性的重要性并评估了监管对市场的影响。

3　网络分析技术在政策信息学与政策智能研究中的应用展望

（1）将网络分析深度融入大数据分析技术，提升信息利用效率，支撑政策信息学研究

网络分析往往离不开数据资源，更丰富的数据资源有助于网络分析技术提取出更多更有价值的信息，辅助政策信息学研究。早期使用的政策研究数据主要来源于政府公告、会议记录、统计年鉴，建立的网络较小，信息量少，分析简单；而近几年，千万级以上的在线评论、用户出行 GPS 数据等也被应用到政策研究中，数据量大，字段类型多，信息丰富，噪声多，分析难度也变大。随着大数据分析技术的逐步发展，将网络分析技术与之深入融合，进一步提升信息利用效率，支撑政策信息学研究。

网络分析深度融入大数据分析技术可以有以下潜在应用方向：一是将网络分析技术与多维数据分析技术相融合，如以动态演化分析技术为核心，融合国际贸易往来数据、地缘数据、政策数据，支撑贸易政策评估；以网络要素重要性度量模型为核心，融合用户出行数据、交通道路数据、汽车轨迹数据，支撑低碳出行政策规划等。二是联合使用数据挖掘技术与网络分析技术，如应用数据预处理技术对建立政策网络的原始数据进行清理、集成、转化、规约，去除原始数据的噪音，提升信息价值；将分布式云计算、流处理计算框架与网络分析技术结合，用于分析大规模城市交通网络、居民出行网络、舆情演化网络等，为政策信息学研究提供信息支持和决策依据。

（2）推进网络分析与人工智能的技术交叉，提升算法的智能化程度，促进政策智能研究

政策智能研究离不开人工智能技术，而网络分析技术具有很强的兼容性；比如：基于进化计算的社团划分技术、基于神经网络的链路预测技术、基于多 agent 仿真的策略网络形成模型验证技术等，都体现了两类技术实现交叉融合，互为“他山之石”的前沿趋势。目前，这两类技术交叉的研究还处于起步的阶段，特别是政策研究的智能化程度仍有较大提升空间。

结合政策研究的三个阶段，网络分析技术与人工智能的交叉及其潜在应用至少有如下三个方面：一是深度融合人工智能技术与网络分析技术提升政策规划的预见能力，比如基于蚁群算法的链路预测技术和基于神经网络的网络动态演化模型及分析技术可以应用于预测阻碍政策落地的关键链路、结构及因素等；二是发挥网络分析技术的优势加深政策执行的智能化程度，比如基于智能算法与网络要素重要性度量模型的突发事件应急响应智能化执行系统建设等；三是将网络分析技术融入到政策效果智能化验证与评估的过程，提升评估的准确性与科学性，比如结合网络外部性建模方法与智能仿真算法评估多种复杂环境中政策的长期影响与覆盖范围等。

（3）强化问题导向意识，充分挖掘网络分析技术在政策信息学与政策智能研究中的应用场景

从生产生活的现实场景中提炼科学问题，深入挖掘网络分析技术在政策信息学与政策智能研究中的应用，如结合智慧城市建设，将链路预测技术应用于城市发展战略规划、道路规划、排水设计的政策研究中，将社团划分技术应用于突发疫情时划分隔离区域、物资供应区域、疫苗接种群体等应急管理研究中。另一方面，将网络分析技术与政策研究的三个阶段全方面融合，如结合网络要素重要性度量模型识别政策规划时的关键影响者和关键落实渠道等，结合网络动态演化模型及分析技术评估政策的实际受益群体和预期影响范围等。

特别地，早在 2014 年，习近平总书记在柏林发表演讲时就提出过“中国方案”，旨在为破解世界共同面临的难题贡献中国智慧。近几年全球经济低迷、新冠肺炎疫情、气候变暖等问题不断出现，政策信息学与政策智能的相关研究有助于把中国声音、中国方案推向全球。立足国际重大时事问题，挖掘网络分析技术在国际政策研究中的具体场景，如利用网络划归技术建立起一带一路相关国家的经济影响网络以规划互利共赢政策，以社团划分技术分析体现中美冲突的外交网络以规划外交政策，以动态演化模型及分析技术建立不稳定经济条件下多边贸易风险应对策略，以及网络分析技术在国际减贫、气候治理、反对贸易保护主义、共同构建网络空间命运共同体等全球问题中的应用。

4　网络分析技术在政策信息学与政策智能研究中的应用挑战

（1）交叉学科的理论与体系差异带来的融合挑战

网络分析、政策信息学、政策智能研究都属于交

叉领域，不同领域的模型方法有其独有的理论依据，如网络分析中的“三度影响力”理论等。不同领域的理论，能否能有效地进行跨领域融合，是需要进一步论证与验证的内容，而这也是网络分析技术在政策信息学与政策智能研究的应用挑战。不仅限于技术的应用，理论层面的交叉融合更能推动交叉学科的发展。此外，不同领域研究者的知识体系差异也制约了网络分析技术在政策信息学与政策智能研究的应用。如网络分析技术中与机器学习融合的预测与识别模型，网络分析中演化与仿真的知识，都对政策研究领域中研究者原有的知识体系形成新的挑战。这两方面的挑战，是所有交叉学科的深度融合必须面对的难题。

（2）政策目标复杂性带来的网络分析技术的应用挑战

政策决策是多方利益的平衡，必然存在着矛盾与冲突，使得政策目标多样、丰富、模糊，如“绿水青山就是金山银山”要求经济与生态效益的多目标均衡等。复杂的政策目标给网络分析等技术的应用带来了挑战。当前多数的网络分析及机器学习、深度学习等技术，往往侧重于单一目标的量化与求解，面对多目标时，不可避免地对相悖目标进行权衡与加权，且无法对模糊目标进行准确量化，强行求解的决策结果将不可避免地与现实脱节。该问题是政策决策自身特性带来的难题，也是所有技术方法与政策研究融合必须面对的挑战。

5 结 语

交叉学科的发展往往需要多个学科和多个领域技术的支持与深入融合。立足于政策信息学与政策智能具有的学科交叉特色，其发展过程中不仅需要大数据分析和人工智能等核心技术的支撑，还需要诸如自然语言处理、系统仿真技术，网络分析技术等技术手段的协同与完善，以期处理日益复杂的政策研究领域的问题。本文重点介绍了六种常用的网络分析技术，并针对政策研究的多个应用领域，结合既有研究在尽可能多的领域回顾了网络分析技术应用的具体研究示例，并进一步给出了应用展望与应用挑战。期待本文的介绍能够引起更多研究者对于网络分析技术的兴趣，进一步推动政策信息学与政策智能交叉学科的发展与创新。

参 考 文 献

[1] Zeng D. Policy informatics for smart policy-making. IEEE Intelligent Systems，2015，30(6)：2—3.

[2] Coyle D，Weller A. “Explaining” machine learning reveals policy challenges. Science，2020，368（6498）：1433—1434.

[3] Athey S. Beyond prediction：using big data for policy problems. Science，2017，355(6324)：483—485.

[4] Margetts H，Dorobantu C. Rethink government with AI. Nature，2019，568(7751)：163—165.

[5] 张楠，马宝君，孟庆国. 政策信息学：大数据驱动的公共政策分析. 北京：清华大学出版社，2019.

[6] Hochbaum DS，Moreno-Centeno E，Yelland P，et al. Rating customers according to their promptness to adopt new products. Operations Research，2011，59(5)：1171—1183.

[7] Li Y，Wu C，Luo P. Rating online commodities by considering consumers' purchasing networks. Management Decision，2014，52(10)：2002—2020.

[8] Zhang YC，Medo M，Ren J，et al. Recommendation model based on opinion diffusion. EPL（Europhysics Letters），2007，80(6)：68003.

[9] 李永立，吴冲，张晓飞. 考虑网络交互影响效应的评价者权重分配方法. 管理科学学报，2016，19(4)：32—44.

[10] Li Y，Wu C，Wang X，et al. A network-based and multi-parameter model for finding influential authors. Journal of Informetrics，2014，8(3)：791—799.

[11] Ballester C，Calvó-Armengol A，Zenou Y. Who's who in networks. Wanted：the key player. Econometrica，2006，74(5)：1403—1417.

[12] Candogan O，Bimpikis K，Ozdaglar A. Optimal pricing in networks with externalities. Operations Research，2012，60(4)：883—905.

[13] Bloch F，Quérou N. Pricing in social networks. Games and Economic Behavior，2013，80：243—261.

[14] Zhou J，Chen YJ. Optimal pricing with sequential consumption in networks. Operations Research，2018，66(5)：1218—1226.

[15] Fainmesser IP，Galeotti A. Pricing network effects：competition. American Economic Journal：Microeconomics，2020，12(3)：1—32.

[16] Brin S，Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual web search engine. Computer Networks and ISDN Systems，1998，30(1—7)：107—117.

[17] Li Y，Luo P，Pin P. Link value，market scenario and referral networks. Journal of Economic Behavior and Organization，2021，181(1)：135—155.

[18] Burt RS. Structural holes and good ideas. American journal of sociology，2004，110(2)：349—399.

[19] Li YL，Luo P，Wu C. Information loss method to measure node similarity in networks. Physica A：Statistical Mechanics and Its Applications，2014，410：439—449.

[20] 李永立. 网络分析视角下的决策模型与决策方法研究. 北京：经济管理出版社，2017.

[21] Liben-Nowell D，Kleinberg J. The link-prediction problem for social networks. Journal of the American society for information science and technology，2007，58（7）：1019—1031.

[22] Lee C, Pham M, Jeong MK, et al. A network structural approach to the link prediction problem. INFORMS Journal on Computing, 2015, 27(2): 249—267.

[23] Daud NN, Ab Hamid SH, Saadoon M, et al. Applications of link prediction in social networks: a review. Journal of Network and Computer Applications, 2020, 166: 102716.

[24] Katz L. A new status index derived from sociometric analysis. Psychometrika, 1953, 18(1): 39—43.

[25] Barabási AL, Jeong H, Néda Z, et al. Evolution of the social network of scientific collaborations. Physica A: Statistical Mechanics & Its Applications, 2002, 311(3): 590—614.

[26] Kuo TT, Yan R, Huang YY, et al. Unsupervised link prediction using aggregative statistics on heterogeneous social networks// Proceedings of the 19th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2013: 775—783.

[27] Sharma PK, Rathore S, Park JH. Multilevel learning based modeling for link prediction and users' consumption preference in online social networks. Future Generation Computer Systems, 2019, 93: 952—961.

[28] Bleakley K, Biau G, Vert JP. Supervised reconstruction of biological networks with local models. Bioinformatics, 2007, 23(13): i57—i65.

[29] Guns R, Rousseau R. Recommending research collaborations using link prediction and random forest classifiers. Scientometrics, 2014, 101(2): 1461—1473.

[30] Peng LH, Yin J, Zhou L, et al. Human microbe-disease association prediction based on adaptive boosting. Frontiers in Microbiology, 2018, 9: 2440.

[31] Ghasemian A, Hosseinmardi H, Galstyan A, et al. Stacking models for nearly optimal link prediction in complex networks. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2020, 117(38): 23393—23400.

[32] Li Y, Luo P, Fan Z, et al. A utility-based link prediction method in social networks. European Journal of Operational Research, 2017, 260(2): 693—705.

[33] Fowler JH, Christakis NA. Cooperative behavior cascades in human social networks. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2010, 107(12): 5334—5338.

[34] Katz ML, Shapiro C. Network externalities, competition and compatibility. American Economic Review, 1985, 75(3): 424—440.

[35] 易余胤，杨海深. 网络外部性下质量决策与零售商经营目标选择. 管理科学学报，2019，22(12)：15—30.

[36] 李永立，刘超，樊宁远，等. 众筹平台上网络外部性的价值度量模型. 管理科学学报，2020，23(6)：44—58.

[37] Li Y, Li S, Wei C, et al. How students' friendship network affects their GPA ranking: a data-driven approach linking friendship with daily behaviour. Information Technology & People, 2020, 33(2): 535—553.

[38] Newman MEJ, Girvan M. Finding and evaluating community structure in networks. Physical Review E, 2004, 69(2): 026113.

[39] Kernighan BW, Lin S. An efficient heuristic procedure for partitioning graphs. Bell System Technical Journal, 1970, 49(2): 291—307.

[40] Girvan M, Newman MEJ. Community structure in social and biological networks. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2002, 99(12): 7821—7826.

[41] Newman MEJ. Fast algorithm for detecting community structure in networks. Physical Review E, 2004, 69(6): 066133.

[42] Palla G, Derényi I, Farkas I, et al. Uncovering the overlapping community structure of complex networks in nature and society. Nature, 2005, 435(7043): 814—818.

[43] Shiga M, Takigawa I, Mamitsuka H. A spectral clustering approach to optimally combining numericalvectors with a modular network// Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. 2007: 647—656.

[44] Jin D, Liu D, Yang B, et al. Fast complex network clustering algorithm using agents// 2009 Eighth IEEE International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing. IEEE, 2009: 615—619.

[45] Psorakis I, Roberts S, Ebden M, et al. Overlapping community detection using bayesian non-negative matrix factorization. Physical Review E, 2011, 83(6): 066114.

[46] Li Y, Zhang G, Feng Y, et al. An entropy-based social network community detecting method and its application to scientometrics. Scientometrics, 2015, 102(1): 1003—1017.

[47] Tabarzad MA, Hamzeh A. A heuristic local community detection method (HLCD). Applied Intelligence, 2017, 46(1): 62—78.

[48] Zhou C, Feng L, Zhao Q. A novel community detection method in bipartite networks. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2018, 492: 1679—1693.

[49] Lyu C, Shi YH, Sun LJ. A novel local community detection method using evolutionary computation. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 51(6): 3348—3360.

[50] Currarini S, Jackson MO, Pin P. Identifying the roles of race-based choice and chance in high school friendship network formation. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2010, 107(11): 4857—4861.

[51] Lusher D, Koskinen J, Robins G. Exponential random graph models for social networks: theory, methods, and applications. Cambridge: Cambridge University Press, 2013.

[52] Chatterjee S, Diaconis P, Sly A. Random graphs with a given degree sequence. The Annals of Applied Probability, 2011, 21(4): 1400—1435.

[53] Jackson MO, Watts A. The evolution of social and economic networks. Journal of Economic Theory, 2002, 106(2), 265—295.

[54] Snijders TAB, Koskinen J, Schweinberger M. Maximum likelihood estimation for social network dynamics. The Annals of Applied Statistics, 2010, 4(2): 567—588.

[55] Li Y, Zhang D, Luo P, et al. Interpreting the formation of co-author networks via utility analysis. Information Processing & Management, 2017, 53(3): 624—639.

[56] Li Y, Luo P, Pin P. Utility-based model for characterizing the evolution of social networks. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2017, 50(3): 1083—1094.

[57] Chandrasekhar S. Hydrodynamic and hydromagnetic stability. Courier Dover Publications, 2013.

[58] Rhodes RAW. Understanding governance: Policy networks, governance, reflexivity and accountability. Open University, 1997.

[59] 鄞益奋. 网络治理：公共管理的新框架. 公共管理学报, 2007, 4(1): 89—96.

[60] De Nooy W, Kleinnijenhuis J. Polarization in the media during an election campaign: a dynamic network model predicting support and attack among political actors. Political Communication, 2013, 30(1): 117—138.

[61] Di Gregorio M, Fatorelli L, Paavola J, et al. Multi-level governance and power in climate change policy networks. Global Environmental Change, 2019, 54: 64—77.

[62] Ray FU, Henning CHCA. The organization of influence on the EC's common agricultural policy: a network approach. European Journal of Political Research, 1999, 36(2): 257—281.

[63] 刘海燕，李勇军. 政策网络影响政策产出的模式分析. 经济问题, 2015(2): 46—51.

[64] Howlett M, Mukherjee I, Koppenjan J. Policy learning and policy networks in theory and practice: the role of policy brokers in the Indonesian biodiesel policy network. Policy and Society, 2017, 36(2): 233—250.

[65] Marfatia H, Zhao WL, Ji Q. Uncovering the global network of economic policy uncertainty. Research in International Business and Finance, 2020, 53: 101223.

[66] Wei J, Chen H, Long R. Diffusion paths and guiding policy for urban residents' carbon identification capability: simulation analysis from the perspective of relation strength and personal carbon trading. Sustainability, 2018, 10(6): 1756.

[67] Ki N, Kwak CG, Song M. Strength of strong ties in intercity government information sharing and county jurisdictional boundaries. Public Administration Review, 2020, 80(1): 23—35.

[68] Haselswerdt J, Bradley KWV. Are all network ties created equal? Distinguishing between strength and use of ties in bureaucrat-lobbyist alliances. Administration & Society, 2020, 52(5): 771—793.

[69] Sandström A, Carlsson L. The performance of policy networks: the relation between network structure and network performance. Policy Studies Journal, 2008, 36(4): 497—524.

[70] 章昌平，钱杨杨. 中国科技政策网络分析：行动者、网络结构与网络互动. 社会科学, 2020(2): 3—17.

[71] Vantaggiato FP, Kassim H, Wright K. Internal network structures as opportunity structures: control and effectiveness in the European competition network. Journal of European Public Policy, 2021, 28(4): 571—590.

[72] Dong Z. Who will trade bauxite with whom? Finding potential links through link prediction. Resources Policy, 2019, 63: 101417.

[73] 铁瑛，蒙英华. 移民网络、国际贸易与区域贸易协定. 经济研究, 2020, 55(2): 165—180.

[74] Li J, Dong X, Jiang Q, et al. Natural gas trade network of countries and regions along the belt and road: where to go in the future?. Resources Policy, 2021, 71: 101981.

[75] Lim M, Abdullah A, Jhanjhi NZ, et al. Link prediction in time-evolving criminal network with deep reinforcement learning technique. IEEE Access, 2019, 7: 184797—184807.

[76] Wang XW, Chen YZ, Liu YY. Link prediction through deep generative model. iScience, 2020, 23(10): 101626.

[77] Wetwitoo J, Kato H. High-speed rail and regional economic productivity through agglomeration and network externality: a case study of inter-regional transportation in Japan. Case Studies on Transport Policy, 2017, 5(4): 549—559.

[78] Tao M, Huang Y, Tao H. Urban network externalities, agglomeration economies and urban economic growth. Cities, 2020, 107(3): 102882.

[79] Wang N, Zhu Y, Yang T. The impact of transportation infrastructure and industrial agglomeration on energy efficiency: evidence from China's industrial sectors. Journal of Cleaner Production, 2020, 244: 118708.

[80] Jung D, Kim BC, Park M, et al. Innovation and policy support for two-sided market platforms: can government policy makers and executives optimize both societal value and profits?. Information Systems Research, 2019, 30(3): 1037—1050.

[81] 冯振华，刘涛雄. 平台型垄断与反垄断政策. 研究与发展管理, 2019, 31(5): 51—63.

[82] Tomohara A. Does immigration crowd out foreign direct investment inflows? Tradeoff between contemporaneous FDI-immigration substitution and ethnic network externalities. Economic Modelling, 2017, 64: 40—47.

[83] Yu Q, Zhang H, Li W, et al. Mobile phone data in urban bicycle-sharing: market-oriented sub-area division and spatial analysis on emission reduction potentials. Journal of Cleaner Production, 2020, 254: 119974.

[84] Li N, Ye Y, Pan J, et al. Analyzing of spatial interactive network based on urban community division. Urban Intelligence and Applications. Springer, 2020: 189—203.

[85] Benigni MC, Joseph K, Carley KM. Online extremism and the communities that sustain it: Detecting the ISIS supporting community on twitter. PLoS One, 2017, 12(12): e0181405.

[86] Ahmed W, Vidal-Alaball J, Downing J, et al. COVID-19 and the 5G conspiracy theory: social network analysis of twitter data. Journal of Medical Internet Research, 2020, 22(5): e19458.

[87] 张琛，马祥元，周扬，等. 基于用户情感变化的新冠疫情舆情演变分析. 地球信息科学学报，2021，23(2)：341—350.

[88] Williams N, Hristov D. An examination of DMO network identity using exponential random graph models. Tourism Management, 2018, 68: 177—186.

[89] Khalilzadeh J. Demonstration of exponential random graph models in tourism studies: is tourism a means of global peace or the bottom line?. Annals of Tourism Research, 2018, 69: 31—41.

[90] Khalilzadeh J, Wang Y. The economics of attitudes: a different approach to utility functions of players in tourism marketing coalitional networks. Tourism Management, 2018, 65: 14—28.

[91] 侯传璐，覃成林. 中国省际贸易网络的特征及影响因素——基于铁路货运流量数据及指数随机图模型的分析. 财贸经济，2019(3)：116—129.

[92] Sadayappan S, McCulloh I, Piorkowski J. Evaluation of political party cohesion using exponential random graph modeling// 2018 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM). IEEE, 2018: 298—301.

[93] Swamy R, Murray T. Computing equilibrium in network utility-sharing and discrete election games. Journal of Combinatorial Optimization, 2020: 1—29.

[94] Ramos MA, Rocafull M, Boix M, et al. Utility network optimization in eco-industrial parks by a multi-leader follower game methodology. Computers & Chemical Engineering, 2018, 112: 132—153.

[95] Hu Y, Wang Z, Li X. Impact of policies on electric vehicle diffusion: an evolutionary game of small world network analysis. Journal of Cleaner Production, 2020, 265: 121703.

[96] González CI, Verhoest K. De facto regulatory decision-making processes in telecommunications regulation: explaining influence relationships with exponential random graph models. Journal of Public Policy, 2020, 40(1): 144—170.

Network Analysis Technologies for Policy Informatics and Policy Intelligence

Li Yongli* Liu Chao Zhang Hanjun Ye Qiang*

School of Economics and Management, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001

Abstract Policy informatics and policy intelligence have gradually developed into a new interdisciplinary that requires to integrate technologies, models and analytical methods from multiple disciplines in their emergence and development. The central role of big data and artificial intelligence in this progress has been discussed in some literature. In addition to two key technologies mentioned above, this paper focused on network analysis as a supplement to the existing literature. Specifically, this article started with the concept of networks and introduced six common network analysis techniques by explaining their principles and basic ideas. Then, this paper reviewed the existing applications of six common techniques on solving policy research problems and provided specific examples in a number of areas. Finally, considering the developing direction of network analysis and the increasing complex trends of policy research, we discussed the potential applications of network analysis techniques in the focused interdisciplinary.

Keywords network analysis technology; policy informatics; policy intelligence; complexity science; policy research

（责任编辑　姜钧译）

* Corresponding Author, Email: liyongli@hit.edu.cn, yeqiang@hit.edu.cn