arXiv:2602.02403v1 [econ.GN] 2 Feb 2026

科学与技术网络中的战略互动：替代品还是互补品?

Michael Balzer[1*]和 Adhen Benlahlou[1*]

[1*]比勒费尔德大学，数学经济学中心，Universit¨atsstraße 25，德国北莱茵-威斯特法伦州比勒费尔德，33615。

通讯作者。电子邮箱：michael.balzer@uni-bielefeld.de；adhen.benlahlou@uni-bielefeld.de；

摘要

本文提出一种科学与技术同伴效应理论，研究个体的生产力如何响应合作者在科学活动和发明活动中的行为及其网络位置。基于联立方程网络框架，该模型预测，每项活动中的生产力都会随着 Katz–Bonacich 中心性的一种变体而提高；这种变体体现了活动内和跨活动的战略互补性。为检验这些预测，我们汇集了所有癌症相关出版物和专利，并构建共同署名网络与共同发明人网络，以共同描绘活跃于这两个领域的研究人员的合作结构。我们采用基于外生二元特征所预测的连边形成的工具变量法，并纳入社区固定效应以处理内生网络形成问题。结果显示，作者和发明者的产出均随其网络中心性的提高而增加，这与理论预测一致。此外，科学生产力显著提升技术生产力，而技术产出对科学产出没有可检测到的反向影响，凸显了与科学驱动型创新模式相符的不对称联系。这些发现首次为科学与发明同伴效应的联合动态提供了实证证据，强调了科学与技术协同演化的微观基础，并揭示了如何利用合作结构制定政策，以促进集体知识创造和下游创新。

关键词：同伴效应、联立方程网络模型、Bonacich 中心性、网络形成

1 引言

创新被广泛认为是经济增长的关键驱动力，研究与开发（R&D）在其中发挥着核心作用（Romer，1990；Aghionand Howitt，1992）。科学与技术是这一过程的核心组成部分。科学研究能够产生新知识，提高发明活动的效率，即使创新并非直接源自科学突破（KlineandRosenberg，2010；David et al，1992；Nelson，1959）。

关于科学与技术关系的争论已发生了重大演变。传统线性模型将科学视为技术进步的外生投入，而如今这种观点已逐渐让位于一种认为这两个领域协同演化的看法。自 20 世纪 80 年代中期以来的实证研究记录了科学研究与技术创新之间日益紧密的联系，而这种不断加深的相互依赖也越来越影响公共政策。政府扩大了促进大学与产业界联系的举措，通常通过鼓励技术转移，并加强对学术发现的知识产权保护（Breschi 和 Catalini，2010）。

尽管衡量科学—技术联系方面已有进展，现有实证方法仍忽略了个体层面科学活动与发明活动之间的互动。要把握科学与技术生产力协同演化的微观基础，就必须了解这些活动如何在合作网络内部及不同网络之间相互影响。

本研究考察在共同署名网络中与其他科学家的互动如何影响个体生产率，以及在共同发明网络中与其他发明人的互动如何影响其发明产出；这种动态通常称为科学同伴效应。为研究这些相互关联的动态，我们还考察一种活动中的生产力与另一种活动中的生产力在个体层面有何关联。科学与创新经济学的一个核心问题是，个体在合作网络中的位置如何影响其生产力。

本文通过研究网络位置与个体特征如何共同影响作者和发明者的生产力，量化了他们同伴效应的异质性。本研究的微观基础建立在两个基本前提之上。第一，主体的结果可分为特质成分和同伴效应两部分。因此，科学家的生产力既受其个体特征影响，也受同伴影响。第二，在群体层面，同伴效应涵盖群体成员彼此施加的集体影响，包括群体内部以及不同活动之间的双边交互影响。该模型将个体的生产力与其网络位置正式关联起来，而网络位置由一种中心性度量的变体来刻画（Bonacich，1987）。

本文以 Chen 等人 (2018) 提出的框架为基础，该框架为同时方程网络模型的估计奠定了行为基础（Cohen-Cole 等人，2018）。在此框架中，关注的主要参数刻画了各个网络内部以及不同网络之间二元影响的强度。这些参数在计算 Katz-Bonacich 中心性时发挥着关键作用，因为它们充当路径长度的衰减权重。然而，估计这一模型面临着一些挑战。

识别同伴效应颇具挑战，因为这需要同时考虑策略互补性和合作关系的非随机形成。在二元层面，较高的科研产出与更大的努力和更紧密的合作相关，但主体的内在生产率各不相同，因此必须考虑异质性，才能捕捉网络协同效应。此外，协作是自愿的，且围绕共同利益形成；因此，合作伙伴的选择是内生的，而非随机的。个体的合作决策反映了其对与特定同伴合作收益的策略预期，其网络位置则由这些选择决定。因此，合作网络既受到主体策略行为的塑造，也受到未观测因素的影响，而这些因素同时影响生产力和合作倾向（Mairesse andTurner，2006；Fafchamps et al，2010；Freeman et al，2014）。应对这种复杂性面临重大挑战。先前研究利用科学家的意外死亡作为外生冲击，评估合作对生产力的影响（Azoulay et al，2010，2019a；Jaravel etal，2018；Oettl，2012）。

我们采用逻辑回归开发了一种工具变量（IV）方法，用于预测所有主体配对之间的连边形成概率。利用实证分析中的面板数据结构，我们在社会网络模型中引入社区固定效应，以减轻内生社会邻接矩阵可能造成的渐近偏误。为进一步降低这种潜在偏差，我们使用基于预先确定的二元特征预测出的邻接矩阵（而非观测邻接矩阵）来构造该模型的工具变量。这些预测基于外生二元特征，例如个体是否属于同一机构、人口统计特征是否相似，以及其他相关特征。即使在连接由内生因素决定的网络中，这种方法依然稳健；同时，它无需对整个网络形成过程进行建模，从而简化了计算复杂度。聚焦于某一特定领域，使分析更易于处理，也让不同个体之间的比较更为有效，因为医学科学领域中的不同子领域可能具有不同的研究产出过程。因此，我们的选择减轻了子领域之间潜在的混杂影响。这使我们能够识别合作的因果效应，以及同时作为作者和发明人的影响。

我们使用所有与癌症相关的发表成果和专利，检验所提出的微观基础。癌症研究中的科学活动和技术活动联系紧密。癌症研究具有高度合作性，并且高度依赖隐性知识；通过直接互动，隐性知识才能得到最有效的传递（Polanyi，2009年；Nonaka，2007年）。因此，发表成果和专利产出都能与合作结构直接关联（Katz and Martin，1997年）。这一领域在经济上也意义重大：据估计，主要癌症死亡率每年降低 1%，每年可减少约$8.14 亿美元的生产率损失（Bradley 等人，2008年）。

本研究的第一个结果与理论相符：作者和发明者的生产力均与其网络位置相关，而网络位置由 Katz-Bonacich 中心性的一个变体来衡量。这一结果凸显了战略互补性在推动创造性活动生产力方面的作用。

第二项核心发现表明，较高的科学生产力会对个体的技术生产力产生显著的正向影响。这进一步印证了

这样一种观点：对科学研究的投入能够为个体层面的技术表现带来后续收益，并最终通过发挥作用的战略互补性，在整个技术网络中产生溢出效应。

第三项发现表明，更高的技术生产力并不会显著提升个体的科学生产力。结合前一结果来看，这一模式更接近线性模型的视角：科学活动构成技术进步的前提，而技术产出似乎并未对科学产出产生显著的反向影响。

本文与文献中的多个研究方向相关。首先，从计量经济学的角度看，近年来关于社会网络模型的识别与估计的文献取得了显著进展（参见Bramoull´e等人（2020）的最新综述）。为估计社会互动效应，传统估计策略（例如参见Bramoull´e等人（2009年）；Calv´o-Armengol等人（2009年）；Liu and Lee (2010)）将朋友的朋友的外生特征用作朋友行为的工具变量。与本文设定更为接近的是，Cohen-Cole等人（2018）基于网络结构中的非传递性给出了识别条件，并提出一种利用间接连接的外生特征的基于工具变量的估计策略。然而，标准工具变量策略的有效性依赖于邻接矩阵所刻画的网络结构是外生的这一假设。如果邻接矩阵依赖于某些与社会互动回归的误差项相关的未观测变量，那么邻接矩阵就是内生的，而这一基于工具变量的估计量将是不一致的。事实上，文献中已有大量证据支持社会网络的内生性（例如参见Kelejian 和 Piras（2014）；Hsieh 和 Lee（2016）；Graham（2017）；Mele（2017）；K¨onig等人（2019年）；Bonhomme（2020）；Lee 等（2021））。

本文提出一种方法，用于估计能够刻画多种同伴效应的社会互动模型。个人的选择可能受到同一活动中同伴的影响（活动内同伴效应）、受到其在相关活动中的自身选择影响（同时性效应），也可能受到同伴在相关活动中的选择影响（跨活动同伴效应）；同时，模型还考虑了共同未观测环境所导致的相关效应。我们扩展了Cohen-Cole 等人 (2018) 的估计量，使其能够处理潜在的内生网络。蒙特卡洛实验表明，该估计量能够准确恢复真实的模型参数，使我们能够识别重叠网络间的因果互动。

其次，通过检验模型的实证适用性，我们为科学与创新领域同伴效应的相关文献作出了贡献。不同于以往聚焦于局部合著网络或假设个体同质的研究（Agrawal et al, 2017; Azoulay et al, 2010, 2019a; Borjas和Doran, 2015; Mohnen, 2022; Waldinger, 2010, 2012），我们考察了更广泛科学网络中的直接效应和同伴效应，并将个体特征纳入考量。我们的分析表明，同伴效应并非仅存在于知名研究人员之间，且会因专业知识、性别和过往生产力等因素而异。尽管企业网络已被证实会影响创新结果（Powell et al, 1996; Ahuja, 2000; K¨onig et al, 2019），但对发明人层面的同伴效应仍缺乏深入研究，Zacchia（2020）和Konig et al（2023）除外。本研究是

首个同时分析科学活动和发明活动中同伴效应的研究，并着重揭示主体的网络位置如何影响其生产力。

第三，我们为科学与产业互动这一广泛文献作出了贡献。具体而言，我们不再采用占主导地位的方法，即通过专利—出版物配对来识别科学与产业联系，并据此研究科学对产业及产业对科学的影响（Arora 等，2021年，2023；Azoulay 等，2019b；Li 等，2017年）。我们不再关注这些可观察到的论文轨迹，而是研究同时参与这两个领域的个体之间互动所产生的更直接影响。

本文其余部分安排如下。第2节介绍网络博弈，刻画均衡，并研究最优补贴政策。第3节介绍我们的估计策略。第4 节和5 节呈现实证结果。最后，第6 节作结。

2 分析框架

本节首先概述构成分析基础的概念框架，为下文介绍的形式模型提供必要的理论背景和直观解释。

2.1 理论

科学同伴效应理论框架的核心观点是，研究生产力受到科学家所处协作环境的影响。个体产出不仅取决于才能和努力，也取决于促进信息交换和思想传播的网络内互动。合作能够促成隐性知识的传递，而这类知识难以编码；当研究具有新颖性或复杂性时，隐性知识尤其宝贵（Polanyi，2009年）。由于这类知识主要在紧密联系的专业社群内部流通，与高产同伴的接近能够在学习和产出方面产生显著的溢出效应（Azoulay et al，2010；Waldinger，2010；Iaria etal，2018）。

在科学领域，共同署名是同伴效应影响个体生产力的主要渠道。合作研究使科学家能够结合互补专业知识、共享资源并高效分配任务，其产出往往比个人努力产生的成果质量更高、影响力更大（Azoulayet al，2010，2019a；Borjas和Doran，2015；Mohnen，2022；Ductoret al，2014；Oettl，2012；Waldinger，2010，2012，2016）。除这些直接收益外，共同署名还有助于传递隐性知识（Patel etal，1999），使研究人员接触新的方法论和问题框架，并将其融入高效的研究网络。因此，科学家的生产力与其合作者的生产力和专业知识密切相关。

同伴效应同样会塑造发明活动，因为创新很少孤立发生（Wuchty 等人，2007年；Singh and Fleming，2010）。发明者深植于社会和组织网络之中，在这些网络里，通过共同发明和团队研发开展合作，能够促进编码知识与隐性知识的交流（Singh，2005）。与科学领域一样，发明者的生产力取决于同伴的生产力、经验和专业化程度。实证证据表明，与高生产力的同伴相联系的发明者更有可能创造出有价值的专利

（Akcigit 等人，2018；Balsmeier 等人，2023；Jaravel 等人，2018；Konig 等人，2023；Poege 等人，2025）。

尽管科学与技术往往作为不同领域各自演进，但它们并非彼此隔绝的孤岛（CockburnandHenderson，1998年；Rosenbergetal，1990；BreschiandCatalini，2010）。研究人员通过同时参与这两个领域，将二者联系起来：他们既发表科学研究成果，也为获专利技术作出贡献。他们兼具作者和发明者的身份，增强了系统的吸收能力，使科学见解能够转化为技术应用，并将实际挑战反馈给科学探究（Cohen and Levinthal，1989；Fleming andSorenson，2004）。由于许多科学知识仍然是隐性的、依赖情境且植根于特定的实验实践（Patel etal，1999），这类桥梁型个体在确保一个领域发展的知识能够被另一个领域有效理解和运用方面发挥着关键作用。

具体而言，发明人经常将科学视为解决问题和构思创意的“地图”，运用科学见解指导新技术和更高效生产方法的开发（Cohen et al，2002；Mokyr，2011；Flemingand Sorenson，2004）。因此，有效利用科学知识的能力，是决定个人、企业和产业界层面发明成功的关键因素（CockburnandHenderson，1998年；Zuckeretal，1998年）。

然而，尽管科学是一种公共品（Arrow，1962），其使用既非零成本，也非自动发生（Rosenberg et al，1990）。发明者在识别相关科学进展以及获取实际应用所必需的隐性知识方面面临重大挑战。科学家所发展的知识在发现之后往往长期保持隐性，其转移成本高昂，因而具有“黏性”（Von Hippel，1994），或具有“天然排他性”（Zucker and Darby，1996）。尽管学术科学家会对新知识进行编码化以促进传播，但完全编码化并不总是符合其私人利益，因为这可能既耗时又成本高昂（Nelsonand Winter，1982；Zuckeret al，2002）。一个突出的例子是重组DNA的发展：由于大量相关知识是隐性的，其扩散最初较为缓慢；掌握该技术需要与经验丰富的实践者进行直接互动（Zucker andDarby，1996）。

然而，发表会给发明者及其雇主带来经济权衡。除知识披露带来的竞争风险外，通过发表实现开放还会影响整体知识产权（IP）战略。将信息释放到公有领域，会削弱发明者充分获取其发现回报的能力，实际上将部分潜在剩余转移给他人（Arundel，2001）。尽管如此，这种战略性披露仍可通过鼓励后续创新、加速技术扩散并提高采用的可能性，带来动态收益，最终或可拓展许可机会和互补收入来源（Bar-Gill andParchomovsky，2003）。与此同时，公开披露可能会限制全球范围内专利保护的范围，从而制约底层发明未来的可占有性（Rotoloetal，2022）。

关于创新努力对科学生产力影响的现有证据仍不一致，尤其是在大学—产业合作的背景下。这类

合作可带来资金、专业资源和现实挑战，从而促进创新和应用研究。然而，产业界对知识产权保护、保密和商业化的重视，可能与学术界开放和快速传播的规范相冲突（Merton，1973）。因此，与产业界的合作可能延迟发表、限制数据共享，并使激励机制从学术传播转向以利润为导向的目标（Blumenthal 等人，1996；Mowery 等人，2001）。

实证研究结果反映了这些相互竞争的动态。产业资助可以增加可用于研究的资源，但也可能导致保密程度提高、研究成果传播速度放缓（Czarnitzki etal，2015；Shibayama et al，2012）。在某些情况下，研究人员投入更多精力从事商业化活动，学术产出因此下降（Toole and Czarnitzki，2010）。相反，其他研究表明，与产业界合作能够通过提供互补专业知识、新技术和应用研究问题来提高生产力（Goldfarb，2008；Perkmannand Walsh，2009）。

与产业界研究人员合作，还能通过提供资金和物质资源、专有数据以及接触多种专业知识的机会，进一步拓展研究机会。这些互补性有助于组建规模更大、构成更多元的研究团队。实证证据表明，参与产业合作的学术科学家往往能取得更高的科研产出，并在各自领域获得更高的知名度（Azoulay et al，2009；Cockburnand Henderson，1998）。

综上所述，这些机制表明，知识生产与创新共同受到领域内及跨领域互动结构的影响。科学家和发明人身处相互依存的网络中，其结果不仅取决于直接合作，也取决于间接接触。共同署名关系和共同发明关系决定了信息、技能和声誉资本的流通，而双重角色研究人员则促进了科学与技术之间隐性知识和编码化知识的转移。因此，生产力动态内生地源于个体在这些网络中的位置，以及科学与技术环境之间的互补性。

为将这些观点形式化，我们采用一个模型，其中每个个体都嵌入两个相互连接的网络，分别代表其科学关系和技术关系。在每个领域内，同伴效应源于局部互动；跨领域反馈则体现了个体接触另一网络中活动所产生的影响。该框架使我们能够分析个体生产率如何响应局部互动和跨层互动，以及科学与技术的共同演进如何取决于合作结构。

2.2 博弈论模型

2.2.1 网络与符号说明

考虑两个有限的主体集合，$\mathcal{N}_T$ 和 $\mathcal{N}_S$，分别代表发明者和科学家。它们的并集构成总体 $\mathcal{N} = \mathcal{N}_T \cup \mathcal{N}_S = 1, 2, ..., n$。

集合 $\mathcal{N}_T = 1, 2, \ldots\ldots, n_T$表示发明者，其中每个发明者对应共同发明网络 g_T中的一个节点。同样， $\mathcal{N}_S = 1, 2, \ldots\ldots, n_S$表示研究人员，其中每个节点代表共同署名网络 g_S中的一位作者。

令 $\boldsymbol{G}_T = (g_{ij})_T$ 和 $\boldsymbol{G}_S = (g_{ij})_S$ 分别表示描述发明者与科学家之间合作关系的 $n_T \times n_T$ 和 $n_S \times n_S$ 邻接矩阵。根据构造，个体 i 与个体 j 相连，当且仅当 $g_{ij} = 1$，否则为 $g_{ij} = 0$。两个矩阵均为对称的二元矩阵，且对角线为零，反映了不存在自我合作的无向网络。
最后，我们定义跨领域矩阵 $\boldsymbol{G}_{TS}$和 $\boldsymbol{G}_{ST}$，其维度分别为 $n_T \times n_S$和 $n_S \times n_T$，它们表示由同时身为发明者与作者的个人所产生的联系。这些矩阵表明哪些主体跨越科学与技术领域，并作为连接共同署名与共同发明网络的桥梁。

该模型设定的一个基本示例见图1。

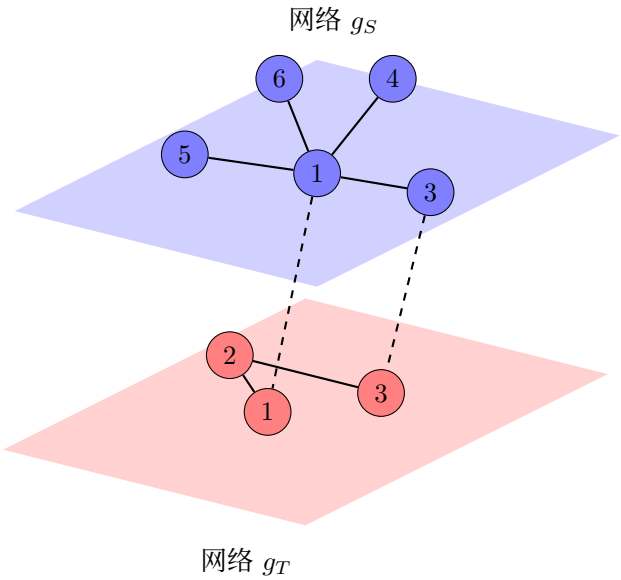

图1 六个主体（节点）的发明者（红色）与研究人员（蓝色）社会网络及其相互关系的示例。实线表示表明社会联系的边。两个社会网络的相互关系由虚线表示。

共同署名网络由作者 $\mathcal{N}_s = \{1, 3, 4, 5, 6\}$ 按图示连接而成，而共同发明人网络则由发明者 $\mathcal{N}_t = \{1, 2, 3\}$ 及其各自的连接构成。虚线表示同时参与科学和技术生产的个体，而没有虚线的个体仅参与其中一种生产。

相应的邻接矩阵由下式给出

$$\boldsymbol{G}_T = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \qquad \boldsymbol{G}_S = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$\boldsymbol{G}_{TS} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \qquad \boldsymbol{G}_{ST} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}.$$

令 $\boldsymbol{y}_i = \left(y_i^{(T)},\ y_i^{(S)}\right)$ 表示个体 i的联合生产水平。如果某个体不参与给定网络，则相应的生产水平默认为零。向量

$$\boldsymbol{y}_{-i} = \left(\boldsymbol{y}_1, \ldots, \boldsymbol{y}_{i-1}, \boldsymbol{y}_{i+1}, \ldots, \boldsymbol{y}_n\right)$$

表示除i以外所有主体所选择的技术与科学产出水平。

2.2.2 效用

给定网络结构，主体决定其在科学与技术活动中的产出水平，其偏好由以下效用函数刻画，该函数基于 Chen 等人 （2018）

$$\begin{aligned} u_i(\boldsymbol{y}_i, \boldsymbol{y}_{-i}) &= y_i^{(T)}\alpha_i^{(T)} + y_i^{(S)}\alpha_i^{(S)} - \left\{\frac{1}{2}\left(y_i^{(T)}\right)^2 + \frac{1}{2}\left(y_i^{(S)}\right)^2 + \beta y_i^{(S)} y_i^{(T)}\right\} \\ &\quad + \lambda_T \sum_{j=1}^{n_T} (g_{ij})_T y_i^{(T)} y_j^{(T)} + \lambda_S \sum_{j=1}^{n_S} (g_{ij})_S y_i^{(S)} y_j^{(S)} \\ &= \underbrace{y_i^{(T)}\alpha_i^{(T)} - \frac{1}{2}\left(y_i^{(T)}\right)^2 + \lambda_T \sum_{j=1}^{n_T} (g_{ij})_T y_i^{(T)} y_j^{(T)}}_{\text{net proceeds from technology}} \\ &\quad + \underbrace{y_i^{(S)}\alpha_i^{(S)} - \frac{1}{2}\left(y_i^{(S)}\right)^2 + \lambda_S \sum_{j=1}^{n_S} (g_{ij})_S y_i^{(S)} y_j^{(S)}}_{\text{net proceeds from science}} \\ &\quad - \underbrace{\beta y_i^{(S)} y_i^{(T)}}_{\text{magnitude of interdependence}}. \end{aligned} \tag{1}$$

这里， $\alpha_i^{(S)}$ 和 $\alpha_i^{(T)}$ 分别表示个体在科学和技术领域的内在生产率，而 $\beta \in (-1; 1)$ 表示这些活动之间的互补性或替代性

。术语 $\lambda_T \in \mathbb{R}^+$ 和 $\lambda_S \in \mathbb{R}^+$ 表示网络效应的强度，即其他主体的努力对某个个体自身生产力的影响。

以往研究采用了类似的效用函数，分别研究科学活动和技术活动。在科学领域，Benlahlou (2024b)表明，作者的生产力由Katz–Bonacich中心性驱动；该中心性体现了战略互补性，且优于传统的中心性度量。这一发现表明，同伴效应主要源于努力互补性，而非知识扩散。在技术领域，Benlahlou (2024a)将相同的框架应用于发明人网络，发现生产力同样受到战略互补性的影响，而非仅由知识流动决定，从而为战略互补性在各领域中的重要性提供了实证支持。

网络内部的同伴效应部分表现出异质性，这种异质性内生地产生于个体在各自网络中的位置，即使他们事前完全相同也是如此。效用函数关于生产 $y_i^{(S)}$ （分别为 $y_i^{(T)}$ ）和 $y_j^{(S)}$ （分别为 $y_j^{(T)}$ ）的二阶偏导数为

$$\frac{\partial^2 u_i}{\partial y_i^T \partial y_j^T} = \lambda_T (g_{ij})_T \geq 0, \quad \frac{\partial^2 u_i}{\partial y_i^S \partial y_j^S} = \lambda_S (g_{ij})_S \geq 0.$$

当个体 i 和 j 合作时，交叉导数 λ_S （分别为 λ_T）为正，表示生产方面存在战略互补性。反之，如果个体 i 和j 不合作，交叉导数则为零。在我们的语境中， λ_S （分别为 λ_T）为正，表示当主体 i和 j合作时，也就是说， $g_{ij}^{(S)} = 1$或 $g_{ij}^{(T)} = 1$成立时，j的生产增加会提高 i通过生产获得的边际效用。

术语 $\beta y_i^{(S)} y_i^{(T)}$ 体现了科学与技术投入之间的相互联系。具体而言，效用函数关于两个生产水平的二阶导数

$$\frac{\partial^2 u_i}{\partial y_i^{(T)} y_i^{(S)}} = -\beta,$$

表明，如果 β 为正，技术活动与科学活动就是替代品。相反， β 为负则表示这些活动是互补品。因此，当且仅当 $\beta = 0$ 成立时，这两种活动相互独立。

2.2.3 同伴效应博弈

现在我们来描述该博弈的纳什均衡，其中每个个体 $i = 1$ 同时选择自己的生产水平 $y_i = (y_i^s \geq 0, y_i^t \geq 0)$。在均衡状态下，每个个体都会最大化其效用，其最佳响应函数如下：

$$y_i^{(T)} = \alpha_i^{(T)} - \beta y_i^{(S)} + \lambda_T \sum_{j=1}^{n} (g_{ij})_T \, y_j^{(T)} \tag{2}$$

$$y_i^{(S)} = \alpha_i^{(S)} - \beta y_i^{(T)} + \lambda_S \sum_{j=1}^{n} (g_{ij})_S \, y_j^{(S)}. \tag{3}$$

这里，个体的生产力由两种不同的效应构成：网络特定效应和特质效应。换言之，个体行为可以分解为两个部分：外生部分，以及取决于所考察个体的内生同伴效应部分。

Let $\boldsymbol{y}_*^{(T)} = \left(y_{1*}^{(T)}, \cdots, y_{n_T*}^{(T)}\right)'$, $\boldsymbol{y}_*^{(S)} = \left(y_{1*}^{(S)}, \ldots, y_{n_S*}^{(S)}\right)'$, $\boldsymbol{\alpha^{(T)}} = \left(\alpha_1^{(T)}, \ldots, \alpha_{n_T}^{(T)}\right)'$ 和 $\boldsymbol{\alpha^{(S)}} = \left(\alpha_1^{(S)}, \ldots, \alpha_{n_S}^{(S)}\right)'$ 分别表示均衡状态下联合产出水平的紧凑向量形式，以及每个个体的能力。此外，令 $\boldsymbol{I}_{n_T}$ 为 $n_T \times n_T$，令 $\boldsymbol{I}_{n_S}$ 为 $n_S \times n_S$ 与社会网络规模相对应的单位矩阵。为推导唯一的纳什均衡，记 $v(\cdot$为任意矩阵的特征值。令假设1成立。

假设1。最大值 $\left(\lambda_T v(\boldsymbol{G}_T)\ \lambda_S v(\boldsymbol{G}_S)\right) < 1 - |\beta|$。**命题1** (Chen 等人(2018))**.** 假设*1* 成立。那么，对于任意$\boldsymbol{\alpha}^S$ 和 $\boldsymbol{\alpha}^T$，存在唯一的纳什均衡，其表达式为

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{y}_*^{(T)} \\ \boldsymbol{y}_*^{(S)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{I}_{n_T} - \lambda_T \boldsymbol{G}_T & \beta \boldsymbol{G}_{TS} \\ \beta \boldsymbol{G}_{ST} & \boldsymbol{I}_{n_S} - \lambda_S \boldsymbol{G}_S \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\alpha}^{(T)} \\ \boldsymbol{\alpha}^{(S)} \end{bmatrix}. \tag{4}$$

命题1 中使用的假设1 意味着网络互补性的影响相对于个体成本凸性必须足够小。该条件可以防止由此类互补性触发的正反馈循环无限扩张。请注意，该条件并未直接约束这些交叉效应的绝对值，而是约束其相对幅度。网络互补性通过复合指标最大值进行衡量 $\left(\lambda_T v(\boldsymbol{G}_T)\ \lambda_S v(\boldsymbol{G}_S)\right)$，其中 λ_S(相应地， λ_T)表示每个非零交叉效应的强度，而 $v(\boldsymbol{G}_T)$（相应地， $v(\boldsymbol{G}_S)$）则刻画这些正向交叉效应的整体模式。命题1 揭示了作者的均衡生产与其网络位置之间的联系，并以其 Katz-Bonacich中心性进行量化。

备注 1. 我们在附录中证明 *A* 在规划者选择努力水平的博弈中，为了最大化效用之和，均衡努力水平会更高。具体而言，它们是根据加倍后的同伴效应参数计算得出的（$2\lambda_T$ 和 $2\lambda_T$）。

3 实证策略

本节扩展了Cohen-Cole 等人(2018提出的计量经济学网络模型，构建了一个修订版本，以考虑内生互动、异方差误差，以及两个不同网络之间的交互效应。为此，本文提出了一种所谓的相互关联的联立方程网络模型，并指出了其中的识别威胁。随后，本文提出了两阶段最小二乘法（2SLS）和内生性校正两阶段最小二乘法（2SLS-EC）估计量。

3.1 相互关联的联立方程网络模型

将观测数据划分为技术领域中的 $\bar{c}_T$ 个社群 $c_T = \{1, \cdots, \bar{c}_T\}$，每个社群由 n_{T,c_T} 名发明者组成，并由一个具有社会邻接矩阵 $\boldsymbol{G}_{T,c_T} = \{(g_{ij,c_T})_T\}$ 的网络刻画。类似地，科学领域中的 $\bar{c}_S$ 个社群 $c_S = \{1, \cdots, \bar{c}_S\}$ 各由 n_{S,c_S} 名发明者组成，并由一个具有社会邻接矩阵 $\boldsymbol{G}_{S,c_S} = \{(g_{ij,c_S})_S\}$ 的网络刻画。此外，假设每个社群 α_{i,c_T} 和 α_{i,c_S} 中个体的个体特有能力是其可观测特征的线性函数，即

$$\alpha_{i,c_T}^{(T)} = \mu_{c_T}^{(T)} + \boldsymbol{x}_{i,c_T}^{(T)\prime}\boldsymbol{\gamma}_T + \epsilon_{i,c_T}^{(T)}$$
$$\alpha_{i,c_S}^{(S)} = \mu_{c_S}^{(S)} + \boldsymbol{x}_{i,c_S}^{(S)\prime}\boldsymbol{\gamma}_S + \epsilon_{i,c_S}^{(S)}$$

其中 $\mu_{c_T}^{(T)}$，$\mu_{c_S}^{(S)}$为网络固定效应，$\boldsymbol{x}^{(T)\prime}_{i,c_T}$，$\boldsymbol{x}_{i,c_S}^{(S)\prime}$为外生变量，$\gamma_T$，$\gamma_S$ 为相应的系数，$\boldsymbol{\epsilon}_{i,c_T}$ 以及$\boldsymbol{\epsilon}_{i,c_S}$ 为主体特有的个体特有随机创新。计量经济学网络模型的设定遵循网络博弈的均衡最佳反应函数，该函数由第2 节介绍的方程3 和2给出。因此，计量经济学网络模型具有明确的微观基础，并在每个社群中表示为

$$y_{i,c_T}^{(T)} = \lambda_T \sum_{j=1}^{n_{T,c_T}} (g_{ij,c_T})_T \, y_{j,c_T}^{(T)} + \lambda_{TS} y_i^{(S)} + \boldsymbol{x}_{i,c_T}^{(T)\prime}\boldsymbol{\gamma}_T + \mu_{c_T}^{(T)} + \epsilon_{i,c_T}^{(T)} \tag{5}$$

$$y_{i,c_S}^{(S)} = \lambda_S \sum_{j=1}^{n_{S,c_S}} (g_{ij,c_S})_S \, y_{j,c_S}^{(S)} + \lambda_{ST} y_i^{(T)} + \boldsymbol{x}_{i,c_S}^{(S)\prime}\boldsymbol{\gamma}_S + \mu_{c_S}^{(S)} + \epsilon_{i,c_S}^{(S)} \tag{6}$$

其中 $y_i^{(T)}$，$_{c_T}$，$y_i^{(S)}$，$_{c_S}$为主体的产出，λ_{ST}，λ_{TS}表示各项科学与技术活动中的替代性或互补性。请注意，方程 β 1 中出现的参数1 在计量经济学模型中由参数 λ_{TS} 和 λ_{ST}替代。

令 $\boldsymbol{y}_{c_T}^{(T)} = \left(y_{1,c_T}^{(T)}, \cdots, y_{n_T}^{(T)}\right.$、$_{c_T}$、$\left._{c_T}\right)'$、$\boldsymbol{y}_{c_S}^{(S)} = \left(y_{1,c_S}^{(S)}, \cdots, y_{n_{S,c_S},c_S}^{(S)}\right)'$、$\boldsymbol{X}_{c_T}^{(T)} = \left(\boldsymbol{x}_{1,c_T}^{(T)\prime}, \cdots, \boldsymbol{x}_{n_{T,c_T},c_T}^{(T)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{X}_{c_S}^{(S)} = \left(\boldsymbol{x}_{1,c_S}^{(S)\prime}, \cdots, \boldsymbol{x}_{n_{S,c_S},c_S}^{(S)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{\epsilon}^{(T)}{}_{c_T} = \left(\epsilon_{1,c_T}^{(T)}, \cdots, \epsilon_{n_{T,c_T},c_T}^{(T)}\right)'$和 $\boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)} = \left(\epsilon_{1,c_S}^{(S)}, \cdots, \epsilon_{n_{S,c_S},c_S}^{(S)}\right)'$。此外，假设$\boldsymbol{\iota}_{n_T}$、$_{c_T}$、$\boldsymbol{\iota}_{n_S}$、$_{c_S}$为全 1 向量，$\boldsymbol{G}_{TS}$、$_{c_S}$、$\boldsymbol{G}_{ST}$、$_{c_T}$为社会网络交互矩阵。此外，diag$\{A_l\}$表示一个分块对角矩阵，其对角块为 $n_l \times m_l$ 矩阵 A_l。因此，对于一个包含 $\bar{c}_S$和 $\bar{c}_T$个社区的数据集，令 $\boldsymbol{y}^{(T)} = \left(\boldsymbol{y}_1^{(T)\prime}, \ldots, \boldsymbol{y}_{c_T}^{(T)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{y}^{(S)} = \left(\boldsymbol{y}_1^{(S)\prime}, \ldots, \boldsymbol{y}_{c_S}^{(S)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{\mu}_T = \left(\mu_1^{(T)}\right.$、.....、$\left.\mu^{(T)}{}_{c_T}\right)$、$\boldsymbol{\mu}_S = \left(\mu_1^{(S)}, \ldots, \mu_{c_S}^{(S)}\right)$、$\boldsymbol{X}_T = \left(\boldsymbol{X}_1^{(T)}, \ldots, \boldsymbol{X}_{c_T}^{(T)}\right)'$、$\boldsymbol{X}_S = \left(\boldsymbol{X}_1^{(S)}, \ldots, \boldsymbol{X}_{c_S}^{(S)}\right)'$、$\boldsymbol{\epsilon}_T = \left(\boldsymbol{\epsilon}_1^{(T)\prime}, \ldots, \boldsymbol{\epsilon}_{c_T}^{(T)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{\epsilon}_S = \left(\boldsymbol{\epsilon}_1^{(S)\prime}, \ldots, \boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)\prime}\right)'$、$\boldsymbol{G}_T$ =diag$\{\boldsymbol{G}_{T,c_T}\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$、$\boldsymbol{G}_S$ = diag$\{\boldsymbol{G}_{S,c_S}\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$、$\boldsymbol{G}_{TS}$ = diag$\{\boldsymbol{G}_{TS,c_S}\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$、$\boldsymbol{G}_{ST}$ = diag$\{\boldsymbol{G}_{ST,c_T}\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$,

$\boldsymbol{L}_T = \text{diag}\{\boldsymbol{\iota}_{n_{T,c_T}}\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$ 和 $\boldsymbol{L}_S = \text{diag}\{\boldsymbol{\iota}_{n_{S,c_S}}\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$。那么，方程 5 和 6 所给出的计量经济学网络模型可写成向量-矩阵形式：

$$\boldsymbol{y}^{(T)} = \lambda_T \boldsymbol{G}_T \boldsymbol{y}^{(T)} + \lambda_{TS} \boldsymbol{G}_{TS} \boldsymbol{y}^{(S)} + \boldsymbol{\mu}_T \boldsymbol{L}_T + \boldsymbol{\gamma}_T \boldsymbol{X}_T + \boldsymbol{\epsilon}_T \tag{7}$$

$$\boldsymbol{y}^{(S)} = \lambda_S \boldsymbol{G}_S \boldsymbol{y}^{(S)} + \lambda_{ST} \boldsymbol{G}_{ST} \boldsymbol{y}^{(T)} + \boldsymbol{\mu}_S \boldsymbol{L}_S + \boldsymbol{\gamma}_S \boldsymbol{X}_S + \boldsymbol{\epsilon}_S. \tag{8}$$

网络固定效应 $\boldsymbol{\mu}_T$ 和 $\boldsymbol{\mu}_S$ 可以像固定效应面板数据模型那样依赖于 $\boldsymbol{G}_T$（分别为$\boldsymbol{G}_S$）、$\boldsymbol{X}_T$（分别为 $\boldsymbol{X}_S$）和 $\boldsymbol{G}_{TS}$（分别为 $\boldsymbol{G}_{ST}$）。当社区数量 $\bar{c}_T$、$\bar{c}_S$ 较大时，可能会出现附带参数问题（Neyman 和 Scott，1948）。为消除这一问题，通过组内变换$\boldsymbol{J}_{c_T} = \boldsymbol{I}_{n_{T,}}$ $\frac{1}{n_{T\,c_T}} \boldsymbol{\iota}_{n_T\,c_T} \boldsymbol{\iota}'_{n_T\,c_T}$ $\boldsymbol{J}_{c_S} = \boldsymbol{I}_{n_S\,c_S} - \frac{1}{n_{S\,c_S}} \boldsymbol{\iota}_{n_S\,c_S} \boldsymbol{\iota}'_{n_S\,c_S}$ $\boldsymbol{J}_T = \{\boldsymbol{J}_{c_T}\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$ $-$,,,和,,,,去除网络固定效应，使得diag与 $\boldsymbol{J}_S = \text{diag}\{\boldsymbol{J}_{c_S}\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$。计量经济学网络模型随后表示为

$$\boldsymbol{J}_T \boldsymbol{y}^{(T)} = \lambda_T \boldsymbol{J}_T \boldsymbol{G}_T \boldsymbol{y}^{(T)} + \lambda_{TS} \boldsymbol{J}_T \boldsymbol{G}_{TS} \boldsymbol{y}^{(S)} + \boldsymbol{\gamma}_T \boldsymbol{J}_T \boldsymbol{X}_T + \boldsymbol{J}_T \boldsymbol{\epsilon}_T \tag{9}$$

$$\boldsymbol{J}_S \boldsymbol{y}^{(S)} = \lambda_S \boldsymbol{J}_S \boldsymbol{G}_S \boldsymbol{y}^{(S)} + \lambda_{ST} \boldsymbol{J}_S \boldsymbol{G}_{ST} \boldsymbol{y}^{(T)} + \boldsymbol{\gamma}_S \boldsymbol{J}_S \boldsymbol{X}_S + \boldsymbol{J}_S \boldsymbol{\epsilon}_S. \tag{10}$$

评估协作效应的影响（λ_T 和 λ_S）以及网络间效应（λ_{ST} 和λ_{TS}）往往面临诸多计量经济学挑战。因此，识别威胁和所提出的估计策略基于方程9和10所给出的变换后模型。

3.2 识别威胁

计量经济学网络模型中参数的估计面临若干挑战，正如Manski （1993）所指出的那样。由于反射偏差、选择偏差和不可观测相关效应，同伴效应尤其难以识别（Brock 和 Durlauf，2001；Moffitt 等，2001），这给方程9 和10的参数估计带来了挑战。

首先，simultaneity 源于主体之间的反馈回路。一个个体的行为可以影响其同伴，而这些相互效应会造成 simultaneity 偏差。其次，选择偏差可能源于主体基于可观测或不可观测特征进入社区时的非随机分类。第三，当连边基于预期回报而非随机形成时，便会出现内生性协作，这可能会混淆同伴效应的估计（λ_T 和 λ_S）。

相关效应或共同冲击带来了另一项挑战。同一社群内的主体可能因共享的环境或社群层面因素而表现相似，这可能被误认为同伴效应。为应对这一问题，通常的做法是纳入社区固定效应，以捕捉影响行为的不可观测因素。从概念上讲，这些固定效应与两步链接形成模型相一致：首先，个人基于社群特定特征自我选择进入社区；其次，连边在社区内部基于可观测代理特征形成。因此，社区固定效应能够部分缓解由分类产生的偏差。

博弈论模型强调，合作结构本身会影响生产力。合作往往基于对结果的预期而形成，

使同伴网络成为内生决定的。如果影响合作和生产力的因素被遗漏，邻接矩阵中的元素可能与误差项相关。例如，好奇心强的个体可能聚集在一起，而好奇心会同时影响合作和结果，从而造成未观测混杂。

这些挑战对应于 Manski (1993) 关于相关效应的观点：共同发明人之间的相似性反映的是既有特征，而非真正的同伴影响。内生的共同发明关系会带来额外偏差，可能扭曲估计。要解决这些问题，需要谨慎设定模型并采用适当的估计策略。

3.3 估计

根据方程 9 和10所表示的网络计量经济模型，我们的目标是可靠地
，，估计 $\boldsymbol{\delta}_T = \left(\lambda_T, \lambda_{TS}, \boldsymbol{\gamma}_T^{'}\right)$ 和 $\boldsymbol{\delta}_S = \left(\lambda_S, \lambda_{ST}, \boldsymbol{\gamma}_S^{'}\right)$。计量经济学网络模型可以更简洁地写成

$$\boldsymbol{y}^{(T)} = \boldsymbol{Z}_T\boldsymbol{\delta}_T + \boldsymbol{\epsilon}_T \tag{11}$$

$$\boldsymbol{y}^{(S)} = \boldsymbol{Z}_S\boldsymbol{\delta}_S + \boldsymbol{\epsilon}_S \tag{12}$$

其中 $\boldsymbol{Z}_T = \left[\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{y}^{(T)}, \boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{y}^{(S)}, \boldsymbol{X}_T\right]$ 和 $\boldsymbol{Z}_S = \left[\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{y}^{(S)}, \boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{y}^{(T)}\,\boldsymbol{X}_S\right]$。变换后的网络计量经济模型以类似的方式给出：

$$\tilde{\boldsymbol{y}}^{(T)} = \tilde{\boldsymbol{Z}}_T\boldsymbol{\delta}_T + \tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_T \tag{13}$$

$$\tilde{\boldsymbol{y}}^{(S)} = \tilde{\boldsymbol{Z}}_S\boldsymbol{\delta}_S + \tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_S \tag{14}$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{y}}^{(T)} = \boldsymbol{J}_T\boldsymbol{y}^{(T)}$、$\tilde{\boldsymbol{Z}}_T = \boldsymbol{J}_T\boldsymbol{Z}_T$、$\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_T = \boldsymbol{J}_T\boldsymbol{\epsilon}_T$、$\tilde{\boldsymbol{y}}^{(S)} = \boldsymbol{J}_S\boldsymbol{y}^{(S)}$、$\tilde{\boldsymbol{Z}}_S = \boldsymbol{J}_S\boldsymbol{Z}_S$和$\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_S = \boldsymbol{J}_S\boldsymbol{\epsilon}_S$。和 中的结构参数和系数可通过最大似然、两阶段最小二乘法或广义矩估计法估计量进行估计（Wang 等人，2018；Guo 和 Qu，2019年；Drukker 等人，2023；Egger 和 Prucha，2023）。

对于两阶段最小二乘法，估计基于线性矩条件 $\boldsymbol{H}_S\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_S(\boldsymbol{\delta}_S)$，其中 $\boldsymbol{H}_T = \boldsymbol{J}_T\boldsymbol{H}_T$和 $\boldsymbol{H}_S = \boldsymbol{J}_S\boldsymbol{H}_S$是经过变换的工具变量矩阵。若社会邻接矩阵外生，网络中存在一些非传递关系，且工具变量矩阵满足满秩条件，则结构参数和系数可以识别。然而，由于 $\boldsymbol{H}_T$ 和 $\boldsymbol{H}_S$ 涉及未知参数，工具变量矩阵无法实际构造。沿用 Liu (2014)；Baltagi and Deng(2015)；Cohen-Cole 等人 (2018) 和 Guo and Qu (2019) 的方法，利用计量经济学网络模型简化式上的 Neumann 级数近似，通过线性组合可以得到基于外生社会邻接矩阵的可行工具变量近似 $n_T \times K$,$n_S \times K$ 矩阵，表示为 $\boldsymbol{H}_{T,\ K}$ 和 $\boldsymbol{H}_{S,\ K}$，且随着 K 增大，近似误差会迅速减小。随后，令

$$\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}} = \tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}\left(\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}^{'}\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}\right)^{-1}\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}^{'} \text{ and } \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}} = \tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}\left(\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}^{'}\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}\right)^{-1}\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}^{'} \text{ be}$$

为投影矩阵，则相应的两阶段最小二乘估计量为

$$\hat{\tilde{\boldsymbol{\delta}}}_{T,2\text{SLS}} = \left(\tilde{\boldsymbol{Z}}_T' \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}} \tilde{\boldsymbol{Z}}_T\right)^{-1} \tilde{\boldsymbol{Z}}_T' \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}} \tilde{\boldsymbol{y}}^{(T)} \tag{15}$$

$$\hat{\tilde{\boldsymbol{\delta}}}_{S,2\text{SLS}} = \left(\tilde{\boldsymbol{Z}}_S' \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}} \tilde{\boldsymbol{Z}}_S\right)^{-1} \tilde{\boldsymbol{Z}}_S' \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_{S,K}} \tilde{\boldsymbol{y}}^{(S)}. \tag{16}$$

然而，如果存在一个未观测到的个体因素，同时影响主体的生产率和合作，那么社会邻接矩阵就会˜ ˜成为内生变量，而可行工具变量矩阵$\boldsymbol{H}_{T、K}$和$\boldsymbol{H}_{S、K}$将不再有效。例如，可以设想高能力作者可能会选择高潜力论文来开展研究。由于共同研究高潜力论文，他们也更有机会结识其他高能力合著者。同样，也可以设想，发明人会根据一组有助于解决特定问题的技能来选择共同发明人。因此，若不处理社会邻接矩阵9 和10 的内生性，直接估计方程中的结构参数 $\boldsymbol{G}_T$和 $\boldsymbol{G}_S$ 将会受到自我选择偏差的影响。为解决自我选择偏差，我们提出使用基于外生变量的连边形成预测概率，在两阶段最小二乘法估计过程中替代观测到的社会邻接矩阵（Kelejian 和 Piras，2014年；Hsieh 和 Lee，2016年；Graham，2017年；Mele，2017年；Lee 等，2021年）。

假设存在影响关系形成的主体特定特征，可将这些特征对形成关系的条件概率的影响纳入每个社群 c_T 和 c_S的潜在效用模型中：

$$(g_{ij,c_T})_T = \mathbb{1}\left\{\tau_0^{(T)} + \tau_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)} + u_{i,c_T}^{(T)} + u_{j,c_T}^{(T)} + \kappa_{ij,c_T}^{(T)} > 0\right\} \tag{17}$$

$$(g_{ij,c_S})_S = \mathbb{1}\left\{\tau_0^{(S)} + \tau_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)} + u_{i,c_S}^{(S)} + u_{j,c_S}^{(S)} + \kappa_{ij,c_S}^{(S)} > 0\right\} \tag{18}$$

其中， $w_{ij}^{(T)},_{c_T}, w_{ij}^{(S)},_{c_S}$ 是取决于双方主体可观测特征的潜在效用的确定性部分， τ(T) 0 、 τ(T) 1 、 τ(S) 0 和 τ(S) 1 是相应的系数， $u_{j\,c_T}^{(T)},$, $u_j^{(S)},_{c_S}$ 表示未观测异质性， $\kappa^{(T)}{}_{ij,c_T}$和 $\kappa_{ij}^{(S)},_{c_S}$表示效用的随机成分。假设 $\kappa_{ij}^{(T)},_{c_T}$, $\kappa_{ij}^{(S)},_{c_S}$服从 Gumbel分布，则可得到连边形成概率：

$$\mathbb{P}\left((g_{ij,c_T})_T = 1\right) = \frac{\exp\left(\tau_0^{(T)} + \tau_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)} + u_{i,c_T}^{(T)} + u_{j,c_T}^{(T)}\right)}{1 + \exp\left(\tau_0^{(T)} + \tau_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)} + u_{i,c_T}^{(T)} + u_{j,c_T}^{(T)}\right)} \tag{19}$$

$$\mathbb{P}\left((g_{ij,c_S})_S = 1\right) = \frac{\exp\left(\tau_0^{(S)} + \tau_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)} + u_{i,c_S}^{(S)} + u_{j,c_S}^{(S)}\right)}{1 + \exp\left(\tau_0^{(S)} + \tau_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)} + u_{i,c_S}^{(S)} + u_{j,c_S}^{(S)}\right)}. \tag{20}$$

如果网络形成中主体的未观测个体异质性项与网络计量经济模型的特异性随机扰动相关，就会产生网络内生性。此时，$\boldsymbol{G}_T$ 和 $\boldsymbol{G}_S$ 是内生的，线性矩条件不再成立，可行工具变量矩阵也不再有效。

解决这一问题的一种方法，是在网络形成模型中明确排除未观测异质性，因为它正是选择偏差的根源。具体而言，Lee 等(2021年提出的方法依赖于通过逻辑回归估计网络形成模型中的系数

$$(\hat{g}_{ij,c_T})_T = \frac{\exp\left(\hat{\tau}_0^{(T)} + \hat{\tau}_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)}\right)}{1 + \exp\left(\hat{\tau}_0^{(T)} + \hat{\tau}_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)}\right)} \tag{21}$$

$$(\hat{g}_{ij,c_S})_S = \frac{\exp\left(\hat{\tau}_0^{(S)} + \hat{\tau}_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)}\right)}{1 + \exp\left(\hat{\tau}_0^{(S)} + \hat{\tau}_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)}\right)}. \tag{22}$$

其中，$\hat{\tau}_{(T)}0$、$\hat{\tau}_{(T)}1$、$\hat{\tau}_{(S)}0$、$\hat{\tau}_{(S)}1$ 为估计得到的系数，而 $(\hat{g}_{ij,c_T})_T$ 以及 $(\hat{g}_{ij,c_S})_S$ 为连边形成的预测概率。由于 $\hat{\boldsymbol{G}}_{T,c_T} = \{(\hat{g}_{ij,c_T})_T\}$、$\hat{\boldsymbol{G}}_{S,c_S} = \{(\hat{g}_{ij,c_S})_S\}$，因此 $\hat{\boldsymbol{G}}_T = \text{diag}\{\hat{\boldsymbol{G}}_{T,c_T}\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$、$\hat{\boldsymbol{G}}_S = \text{diag}\{\hat{\boldsymbol{G}}_{S,c_S}\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$，可通过将工具变量矩阵中的社会邻接矩阵 $\boldsymbol{G}_T$ 和 $\boldsymbol{G}_S$ 替换为其预测值 $\hat{\boldsymbol{G}}_T$ 和 $\hat{\boldsymbol{G}}_S$，减轻网络内生性对可行工具变量矩阵的影响（Kelejian 和 Piras（2014）；Lee 等，2021年）。

为确保预测邻接矩阵的绝对值一致有界，采用以下归一化 $\boldsymbol{G}_T/\hat{d}_T$ 和 $\hat{\boldsymbol{G}}_S/\hat{d}_S$，其中 $\hat{d}_T$ =最大值 $\left\{\text{最大值}_{i=1}\sum_{j=1}^{n_T}(\hat{g}_{ij})_T, \text{最大值}_{j=1}\sum_{i=1}^{n_T}(\hat{g}_{ij})_T\right\}$，$\hat{d}_S$ =最大值 $\left\{\text{最大值}_{i=1}\sum_{j=1}^{n_S}(\hat{g}_{ij})_S, \text{最大值}_{j=1}^{n_S}\sum_{i=1}^{n_S}(\hat{g}_{ij})_S\right\}$，并将工具变量矩阵中的社会邻接矩阵 $\hat{}$ 替换为相应的预测矩阵，得到 $\hat{\boldsymbol{H}}_{T,K}$ 和 $\hat{\boldsymbol{H}}_{S,K}$。因此，2SLS-EC 估计量为

$$\hat{\boldsymbol{\delta}}_{T,\text{2SLS-EC}} = \left(\tilde{\boldsymbol{Z}}_T' \boldsymbol{P}_{\hat{\boldsymbol{H}}_{T,K}} \tilde{\boldsymbol{Z}}_T\right)^{-1} \tilde{\boldsymbol{Z}}_T' \boldsymbol{P}_{\hat{\boldsymbol{H}}_{T,K}} \tilde{\boldsymbol{y}}^{(T)} \tag{23}$$

$$\hat{\boldsymbol{\delta}}_{S,\text{2SLS-EC}} = \left(\tilde{\boldsymbol{Z}}_S' \boldsymbol{P}_{\hat{\boldsymbol{H}}_{S,K}} \tilde{\boldsymbol{Z}}_S\right)^{-1} \tilde{\boldsymbol{Z}}_S' \boldsymbol{P}_{\hat{\boldsymbol{H}}_{S,K}} \tilde{\boldsymbol{y}}^{(S)}. \tag{24}$$

值得注意的是，所提出估计量的一致性并不依赖于逻辑回归估计值的一致性。关于计量经济学网络模型的假设、工具变量矩阵的计算过程以及渐近性质的详细信息和讨论，见附录 B。

4 数据与网络定义

我们的分析聚焦于癌症研究领域的作者和发明人。在这一领域，合作十分普遍，创新既可衡量，也具有重要影响。

这一领域的知识生产高度依赖隐性专长和直接互动，因此合作对于新思想的产生与传播至关重要（Nonaka，2007年；Polanyi，2009年）。科学产出可通过出版物进行评估，其数量和质量都是衡量生产力的重要指标（Katz and Martin，1997年）。同样，癌症相关技术的创新也大量申请了专利，因为制药、化学品和医疗器械等行业的专利申请倾向很高——超过三分之二的创新受到正式保护；相比之下，食品或纺织等行业的这一比例不到15%（Cohen等人，2003）。因此，专利记录是发明活动的可靠代理指标，也能准确反映创新的协作结构，因为只有对发明作出实质性贡献的人才会被列为共同发明人。通过同时考察出版物和专利，我们能够全面把握这一科学与技术互动密集领域中的合作和生产力模式。

4.1 数据来源

为构建科学领域的合著网络 G_S，我们使用 MEDLINE 出版物数据库的数据。分析仅关注研究论文，不包括书评、社论和信件等非研究内容。MEDLINE 由美国国家医学图书馆管理，是生命科学领域首屈一指的书目数据库，收录了自 1946 年以来几乎所有发表的期刊论文。该数据库为每篇出版物提供详细的元数据，包括作者姓名、发表日期、期刊名称、基金致谢和医学主题词（MeSH）。MeSH 术语构成一种受控词表，由专门负责特定生物医学领域的专业标引人员指定。该标引系统确保对研究主题进行标准化、基于内容的分类，从而客观呈现每篇出版物的科学范畴。识别癌症相关出版物的程序见附录 D.1.1。

为构建技术领域的共同发明人网络 G_T，我们使用美国专利商标局（USPTO）汇编的癌症登月计划专利数据（Frumkin 和 Myers，2016年）。该数据集包含 1976 年至 2016 年间发表的癌症研究与开发相关专利的详细信息，涵盖约 27 万份专利文档。这些专利涉及广泛的技术领域，包括制药、诊断技术、手术器械、数据分析工具和基因组相关发明。

准确识别专利和出版物中的个人身份，对于构建发明人和作者合作网络至关重要。个人姓名并非唯一标识符，而且由于拼写差异、常见姓名或隶属机构数据不完整等原因，同一个人的姓名在不同记录中往往有所不同。在 MEDLINE中，例如，近三分之二的作者姓名存在歧义，许多人姓氏和名字首字母相同（Smalheiser 等人，2009年）。这种“John Smith”问题促使人们开发消歧算法，根据姓名和上下文信息识别个人。正如Kang 等人（2009年）总结的那样，作者姓名消歧仍然是文献计量学中一项长期存在的挑战。

为解决出版物数据中的姓名歧义问题，我们采用Xu 等人（2020）提出的方法。他们构建了 PubMed 知识图谱（PKG），以改进作者身份识别。该算法利用合著者、主题和隶属机构之间的概率相似性度量对文章进行聚类，以推断作者身份；研究显示，该算法准确率很高，尤其适用于获得美国国立卫生研究院（NIH）资助的科学家。此方法扩展了 Torvik 等人（2005）提出的概率模型。该模型假设，同一人撰写的文章比不同人撰写的文章具有更多可观察到的共同属性。在此框架基础上，Li 等人（2014年）为美国专利创新开发了相应的发明人姓名消歧系统。他们的一项关键贡献是将消歧后的作者标识符与发明人标识符关联起来，从而能够构建跨领域邻接矩阵 $\boldsymbol{G}_{ST}$ 和 $\boldsymbol{G}_{TS}$。

为补充发表和专利数据集，我们纳入了 Torvik 研究小组编制的元数据，以构建作者和发明者层面的人口统计及机构变量。

族裔信息通过 Ethnea 工具推断，该工具对个人进行分类。原则上，伊利诺伊大学的 Ethnea 工具根据姓名判断作者的族裔。[1] 与基于祖源的算法不同，*Ethnea* 侧重于当代国籍，并允许双重族裔，以反映迁徙、婚姻和文化同化所导致的混合背景日益普遍的现象。

性别通过 *Genni* 工具判定，该工具采用概率模型，将名字与性别关联起来，同时以姓氏推断出的族裔作为条件。例如，当名字 *Andrea* 与法国姓氏搭配时，会被判定为女性；而与意大利姓氏搭配时，则会被判定为男性。

作者和发明者的机构隶属关系来自 *MapAffil* 数据集，该数据集将 PubMed 记录中的隶属关系字符串与全球标准化的机构名称、城市和地理编码关联起来。本研究使用的版本基于 2016年 的 PubMed 快照，涵盖 2015 年以前约 63% 的隶属关系记录。对于发明者，我们还利用美国专利商标局专利转让数据库中的所有权重新分配数据识别其雇主。2012 年 9 月之前，发明者在法律上被指定为专利所有者；但由于专利权通常按合同转让给雇主，这些转让会被记录为正式重新分配（Marco 等人，2015）。对于同时作为科学作者发表作品的发明者，我们交叉参考 MapAffil 数据，以统一专利和出版物中的机构隶属关系。

4.2 变量定义

4.2.1 作者生产力

我们使用价值加权指标衡量作者和发明者的个体生产率，以反映科学与技术产出的重要性差异。对于作者，生产率定义为出版物数量，并根据每篇论文获得的引用次数加权，再根据引用期刊的影响因子进行调整，以体现科学认可的质量。对于发明者，生产率以每位发明人的专利数量衡量，并按

[1]可通过以下网址访问：http://abel.lis.illinois.edu/cgi-bin/ethnea/search.py.。

突破指数加权，该指数用于衡量技术重要性。按照 Kelly 等人(2021年) 的方法，通过对专利文件进行文本分析来构建突破指数，从而形成高维度的创新度量。该指标能够预测未来的专利引用次数，并且与 Kogan 等人(2017年) 估算的专利市场价值相关，同时不局限于授予上市公司的专利。进行这些调整是必要的，因为出版物和专利的价值并不相同，简单统计产出数量无法反映科学或技术影响力的差异。

4.2.2 工具变量构建

为衡量科学与技术领域合作者之间的同质性，我们基于Boschma （2005）提出的多维邻近性框架。我们从认知、社会、制度和文化四个维度评估邻近性，由于地理邻近性与制度邻近性高度相关，故将其排除。对于合著者和共同发明人，这些指标刻画了可能影响合作选择的潜在相似性形式。

认知邻近性。 认知邻近性反映个体知识基础与研究兴趣的相似性，而这种相似性会影响合作的可能性（Breschi等人，2003）。对于作者，我们利用其职业生涯最初三年产出的癌症相关出版物中的医学主题词（医学主题词表）术语推断研究兴趣，并计算成对余弦相似度。由于数据限制以及由此导致的样本量大幅缩减，我们未计算发明者的认知邻近性。

社会邻近性。 社会邻近性刻画了有助于促进信任并降低对潜在合作者能力之不确定性的间接社会联系（Uzzi，1996；Breschi和Lissoni，2009年；Fafchamps等，2010）。为缓解内生性问题，我们排除以往的直接协作效应，转而依赖在该时期开始之前五年内观察到的间接联系，例如共同合著者或共同发明人。

制度邻近性。 制度邻近性体现两名个体是否隶属于同一组织，反映了面对面互动和非正式知识转移的机会（Dahlander and McFarland、2013；Longetal、2014年）。我们使用 *MapAffil* 数据集识别机构隶属关系，该数据集已针对科学记录和专利记录进行统一处理。

文化邻近性。 文化邻近性体现了个体之间共享的规范、价值观以及语言或社会背景，这些因素可能促进交流与合作（Dahlander and McFarland、2013；Freemanand Huang、2015）。我们使用由 *Ethnea* 工具推断的族裔来代理文化邻近性。该工具根据个体姓名为其分配当代族裔类别。

4.3 网络定义

为准备估计所需的数据，我们采用系统性的样本筛选程序。首先，为确保观测值之间具有时间可比性，分析仅纳入在三年期内提交的专利。其次，我们排除继续申请

专利，因为这类专利可能通过扩大早期发明的范围或延长其期限，人为抬高发明生产力的衡量值。第三，我们将样本限定为癌症登月数据库中归入以下类别之一的专利：药物与化学、模型系统与动物、细胞与酶和*DNA*、*RNA*或蛋白质序列。第四，我们将样本限定为人口统计信息和机构信息完整的发明者与作者，具体包括族裔、性别和机构 affiliation，且其专利申请或发表结果非零。第五，对于科学家，我们仅分析研究与非临床出版物，以确保科学产出衡量的一致性。最后，我们要求至少有三年的既往研究活动，以便构建基于MeSH的研究兴趣向量，并且要求其在所考察期间的发表产出为正。

我们的分析聚焦于活跃在癌症研究领域的作者和发明者。该领域以密集的合作为特征，且可通过出版物和专利衡量科研产出。合作对于科学技术进步至关重要，因为它促进了不同学科和机构之间的知识交流与思想重组。许多知识仍是隐性的，并局限于紧密联系的研发团队之中，因此协作网络成为创新与发现的重要渠道。

为识别最大连通分量中的紧密群体，我们采用了由Traag 等人(2019年) 开发的基于模块度的社区检测算法，该算法对网络进行划分，以近似最小化模块度准则。由此得到的社区聚集程度较高，划分均衡，包含若干规模相近的群体。对于合著网络，我们使用分辨率参数的不同取值构建多个网络，并在后续的计量经济学分析中使用这些网络，以验证结果不受社区结构选择的影响。为确保组内存在足够的变异，我们将分析范围限定于至少包含 15 位作者的社区。随后，将所有选定的社区合并，形成所研究的合著网络。

对共同发明人网络也采用类似的程序：如果两位发明者至少共同署名了一项癌症相关专利，就将他们连接起来。我们再次采用Traag 等人(2019年)提出的基于模块度的算法，对巨型连通分量进行划分，并仅保留发明者人数不少于 15 人的社区。对于发明者社区，划分结果对分辨率参数并不敏感，因此我们在分析中为该参数采用单一取值。随后，将这些发明者社区汇总，形成本文研究的共同发明人网络。

我们在互不重叠的时间窗口内构建创新与科学网络，将较早的时期用于专利申请，随后时期用于发表。这反映了实证证据：促成可申请专利的发明的研究项目，往往也会产出相关科学出版物，但存在一定延迟。在许多情况下，这些产出是同时开发的，却依次公开，因为企业通常会要求其学术合作者遵守保密规定，以保护知识产权。既有研究表明，产业关联研究通常与更高程度的保密、更少的知识共享以及显著的发表延迟相关（Lee，2000；Thursby 和 Thursby，2002；Blumenthal 等，1996，1997；Louis 等，2001；

Evans，2010；Shibayama 等，2012；Czarnitzki 等，2015）。例如，Blumenthal 等（1996）报告称，支持学术研究的生命科学企业中，82%要求暂时保密，以便申请专利；超过半数的企业将保密期限延长至提交申请之后。同样，Czarnitzki 等（2015）发现，产业资助会使发表延迟的可能性从14%升至33%，保密的可能性从11%升至35%。这些规律表明，与特定一组发明相关的科学论文往往较晚发表，这也说明了相对于创新时期采用滞后发表窗口的合理性。样本中，无论是在科学网络还是技术网络，绝大多数主体都是男性，这与科学、技术、工程和数学领域通常观察到的性别构成相符。无论是在科学网络还是产业网络，主体的平均资历都相当高，表明大多数主体经验较为丰富。

表1 2006—2009年技术网络的描述性统计

变量	N	Mean	标准差	Min	Max
反双曲正弦（加权产出）	947	1.75	0.72	0.69	4.52
反双曲正弦（加权既往引用）	947	4.48	2.97	0.00	11.59
Male	947	0.77	0.42	0	1
专利申请经验	947	6.48	6.76	−3	33

表2 描述性　　统计量：科学网络两年期间（　　2010–2011年）

分辨率参数	变量	Mean	S.D.	Min	Max	N
$\phi = 4$	Asinh（产出）	5.595	1.453	1.323	10.199	1,236
	Asinh（非临床命中数）	5.124	2.333	0	9.990	1,236
	Male	0.753	0.431	0	1	1,236
	Asinh（领域经验）	2.727	1.197	0	4.820	1,236
$\phi = 4.5$	Asinh（产出）	5.619	1.419	1.397	9.640	1,111
	Asinh（非临床命中数）	5.113	2.328	0	11.064	1,111
	Male	0.757	0.429	0	1	1,111
	Asinh（领域经验）	2.700	1.205	0	4.820	1,111
$\phi = 5$	Asinh（产出）	5.605	1.425	1.397	10.199	1,203
	Asinh（非临床命中数）	5.111	2.325	0	9.668	1,203
	Male	0.762	0.426	0	1	1,203
	Asinh（领域经验）	2.705	1.207	0	4.820	1,203
$\phi = 5.5$	Asinh（产出）	5.571	1.422	1.397	9.423	991
	Asinh（非临床命中数）	5.016	2.383	0	9.256	991
	Male	0.752	0.432	0	1	991
	Asinh（领域经验）	2.656	1.237	0	4.820	991

5 结果

我们首先通过考察共同的文化背景是否能够预测科学与技术网络中的合作，展开实证分析。这项分析构成了第3节所述实证策略的正式第一步。随后，我们转向第二步，考察科学生产力与发明产出之间的相互作用。

5.1 工具变量的相关性

科学与技术领域的二元网络形成模型结果揭示了一系列一致的模式，凸显了塑造研究与发明领域合作的相似机制。

在表 3 和 4 中，可以看到网络形成模型的逻辑回归结果。首先，我们检验排除限制。广义而言，共享相同的文化背景似乎具有相关性，统计显著且符号符合预期的系数便是证据。这表明，文化背景相似的两个个体往往有更高的合作强度。这一发现与现有文献相符，后者强调了共同文化背景在推动合作形成方面的重要性。

社会和制度邻近性是合作强度的主要预测因素。既有合作结构中的邻近关系，无论是通过共同署名还是共同发明，都会显著提高后续合作的可能性，尤其是在距离为一或二时。这一发现印证了这样的观点：既有联系为了解潜在合作伙伴的可靠性、生产力和互补专业知识提供了渠道，从而降低团队组建中的不确定性和协调成本。

制度邻近性在不同领域都呈现出类似且稳健的效应。在医学和技术研究中，共享机构环境都能促进合作，因为这可以减少后勤障碍，并使研究人员更容易获取实验室、医院或专有设备等专业基础设施。地理共址不仅降低了互动成本，也有助于建立信任并促进非正式交流，而这些往往会随着时间推移发展为正式合作。这些模式支持这样一种观点：机构在组织科学研究和发明团队合作方面发挥着核心作用。

最后，性别同质性也存在于这两类活动中，尽管其在技术网络中的估计效应较弱。在我们的研究中，我们无法确定性别同质性究竟通过哪些具体渠道发挥作用，例如社会偏好、网络隔离或风险态度差异，因此，这仍是未来研究一个值得探讨的方向。

总体而言，这些结果揭示了科学与技术领域合作决定因素之间显著的相似性。文化、社会、制度和性别上的接近性共同塑造了共同署名和共同发明联系的形成，凸显了人际关系和组织结构在维系不同领域知识生产方面无处不在的作用。

表 3 技术网络 $\boldsymbol{G}_T$ 的网络形成模型逻辑回归系数估计值。

	Dependent variable: $(g_{ij})_T = 1$
同族裔	0.259^{***}
	(0.036)
反双曲正弦（经验差异）	-0.014^{***}
	(0.003)
既往共同发明人	1.670^{***}
	(0.069)
既往共同的共同发明人	0.283^{***}
	(0.054)
同性别	-0.065^{*}
	(0.037)
同一机构	1.316^{***}
	(0.049)
观测值	30,870
对数似然	−10,679.730
赤池信息准则	21,373.450
麦克法登伪 R^2	0.11897

Note 因变量定义为发明人 i 与发明人 j之间是否存在合作。自变量反映 i 与 j在特征上的差异。个体层面变量的精确定义见第 4节。括号内报告标准误。模型中包含截距。 $*$， $**$，以及 $***$ 分别表示在10%、5%和1%水平上具有统计显著性。

表4 科学网络网络形成模型逻辑回归的系数估计 $\boldsymbol{G}_S$。

	Dependent variable: $(g_{ij})_S = 1$			
	$\psi = 4$	$\psi = 4.5$	$\psi = 5$	$\psi = 5.5$
余弦相似度	2.138^{***}	2.438^{***}	1.905^{***}	2.277^{***}
	(0.167)	(0.183)	(0.172)	(0.194)
同族裔	0.357^{***}	0.315^{***}	0.306^{***}	0.280^{***}
	(0.039)	(0.042)	(0.040)	(0.045)
同性别	0.128^{***}	0.133^{***}	0.154^{***}	0.105^{**}
	(0.039)	(0.042)	(0.040)	(0.045)
同一机构	1.957^{***}	1.816^{***}	1.915^{***}	1.775^{***}
	(0.042)	(0.046)	(0.043)	(0.050)
共同过去合作者	0.883^{***}	0.937^{***}	0.897^{***}	0.905^{***}
	(0.049)	(0.051)	(0.049)	(0.054)
观测值	49,571	37,773	44,440	31,647
对数似然	−10,666.890	−9,044.039	−10,281.630	−8,002.431
赤池信息准则	21,379.780	18,134.080	20,609.260	16,048.860
麦克法登伪 R^2	0.1460	0.1288	0.1335	0.1198

Note 因变量定义为作者 i 与作者 j之间是否存在合作。自变量反映 i 与 j在特征上的差异。个体层面变量的精确定义见第 4节。括号内为标准误。模型包含截距。 $*$， $**$和 $***$ 表示统计显著性水平分别为10%、5%和1%。

5.2 科学努力对发明生产力的影响

关于发明者特征对科研产出的影响，我们发现，发明人过去工作所产生的累积新颖性是当前生产力的正向且显著的预测变量。这一结果与既有研究（Singh and Fleming，2010；Ductor，2015）一致。既有研究表明，以产出及其新颖性程度加权衡量的过往影响力，与持续的发明绩效高度相关。相比之下，以发明人首次提交专利申请以来的年代数作为代理变量的资历，对科研产出产生负面影响。这一发现印证了Ductor（2015）的证据。该研究记录了生产力随职业生涯长度增加而下降的现象，并与Levinand Stephan （1991）所发现的生命周期模式相一致，表明随着研究人员职业生涯的发展，科学产出往往会减少。

表5 的第1列至第8列呈现了采用2SLS-1和2SLS-2并控制网络内生性的联立方程模型估计结果。过度识别约束检验表明，我们的估计量能够成功纠正网络内生性。

共同发明者参数 λ_T 为正且显著，这支持战略互补性观点：与生产力更高的共同发明者合作，会激励发明人也提高自身生产力。转向我们关注的主要参数 λ_{ST}，我们发现它在所有模型设定中均为正且具有统计显著性。这表明，科学产出的增加与发明生产力同期上升相关。换言之，更多的科研产出会带来激励或互补效应，从而促进创新活动。需要指出的是，这一效应反映的是科学与技术产出之间的同步互动，而非滞后互动。这一发现补充了以往关于科学活动对后续专利产出具有正向溢出效应的研究，并表明这种效应源自合作过程本身，而非仅仅由将出版物与后续发明联系起来的传统“论文轨迹”论点所解释。

表5 相互关联的联立方程网络模型中的系数和结构参数估计值。结果从科学网络 $\boldsymbol{G}_S$ 的角度报告。

变量	$\psi = 4$		$\psi = 4.5$		$\psi = 5$		$\psi = 5.5$	
	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法
λ_T	0.0331***	0.0322***	0.0331***	0.0322***	0.0331***	0.0322***	0.0331***	0.0322***
	(0.0019)	(0.0044)	(0.0019)	(0.0044)	(0.0019)	(0.0044)	(0.0019)	(0.0044)
λ_{ST}	0.0509**	0.0507**	0.0509**	0.0507**	0.0509**	0.0507**	0.0509**	0.0507**
	(0.0226)	(0.0227)	(0.0226)	(0.0227)	(0.0226)	(0.0227)	(0.0226)	(0.0227)
引用次数	0.0826***	0.0832***	0.0826***	0.0832***	0.0826***	0.0832***	0.0826***	0.0832***
	(0.0085)	(0.0092)	(0.0085)	(0.0092)	(0.0085)	(0.0092)	(0.0085)	(0.0092)
性别	0.0315	0.0311	0.0315	0.0311	0.0315	0.0311	0.0315	0.0311
	(0.0451)	(0.0452)	(0.0451)	(0.0452)	(0.0451)	(0.0452)	(0.0451)	(0.0452)
经验	-0.0077**	-0.008**	-0.0077**	-0.008**	-0.0077**	-0.008**	-0.0077**	-0.008**
	(0.0038)	(0.0041)	(0.0038)	(0.0041)	(0.0038)	(0.0041)	(0.0038)	(0.0041)
OIR检验p值	0.1275	0.194	0.1275	0.194	0.1275	0.194	0.1275	0.194
Cragg-Donald Wald F 统计量	103.2422	54.0867	103.2422	54.0867	103.2422	54.0867	103.2422	54.0867
社区固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES

注： 针对多个分辨率参数的估计 $\psi \in \{4, 4.5, 5, 5.5\}$ 适用于Leiden算法。对于第1–8列，因变量是根据专利产出的反双曲正弦（asinh）计算得出的，并按其新颖性加权，新颖性的定义见 Kelly等人 (2021年)。计算 λ_{ST} 所需的科学产出，是根据研究期间引用次数总和的反双曲正弦（asinh）计算得出的，并按期刊影响因子加权。模型中纳入以下虚拟变量：男性。发明人经验以首次申请以来的年数衡量。引用次数根据相关期间开始前获得的引用次数总和的反双曲正弦（asinh）计算得出。括号内报告异方差稳健标准误。统计显著性以 $*$、 $**$和 $***$ 分别表示10%、5%和1%的显著性水平。

5.3 创新努力对科学生产力的影响

与发明人所观察到的模式一致，过去的研究影响力——以引用次数加权的累计发表产出及引用期刊的影响因子衡量——是当前生产力的强力且显著的预测因素。这与 Ductor (2015)的既有证据一致：高影响力科学家往往持续保持较高的生产力，反映出科学影响力具有自我强化的特性。相比之下，资历以研究者首次发表以来的年代数作为衡量指标，对产出产生负面影响，这与Levin andStephan (1991)所记载的生命周期模式相呼应。

表6 展示了采用两阶段最小二乘法和内生性校正两阶段最小二乘法估计联立方程网络模型的结果，并控制了网络内生性。过度识别约束检验的结果表明， $\boldsymbol{G}_S$ 很可能是内生的，这一点也由较低的 OIR p 值所证实。不过，我们通过使用自己的估计量，成功校正了网络内生性。

最后，与发明人网络分析的结果一致，合著参数 λ_S 为正且显著，这表明与生产力更高的同伴合作会产生战略互补性，从而提升科学家自身的产出。总体而言，这些发现与技术网络中观察到的互补性模式相呼应。

技术生产力的估计系数 λ_{TS} 为负，但在统计上不显著，这表明当前的发明活动似乎不会影响科学生产力。这一发现支持这样一种观点：科学生产力与技术生产力之间的互补关系具有不对称性；科学产出显然会影响同期的发明活动，而反向影响则缺乏证据支持。与科学—产业关系线性模型一致，科学研究支撑着技术发展，科学发现为后续创新奠定基础。我们的结果进一步印证了这一框架，表明

尽管科学产出会推动同期的发明活动（λ_{ST}），但发明活动对正在进行的科学研究没有可测量的影响。

表6 相互关联的联立方程网络模型中的系数和结构参数估计结果。从技术网络的角度报告结果 $\boldsymbol{G}_T$。

变量	$\psi = 4$		$\psi = 4.5$		$\psi = 5$		$\psi = 5.5$	
	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法	2SLS	内生性校正两阶段最小二乘法
λ_S	0.0079***	0.0117***	0.0076***	0.0109***	0.0071***	0.0102***	0.0079***	0.0079*
	(0.0013)	(0.0035)	(0.0013)	(0.004)	(0.0012)	(0.0038)	(0.0015)	(0.0045)
λ_{TS}	-0.135	-0.1286	-0.1348	-0.1292	-0.118	-0.111	-0.1182	-0.1223
	(0.1035)	(0.1034)	(0.1053)	(0.1056)	(0.106)	(0.1058)	(0.1064)	(0.1069)
反双曲正弦(既往非临床生产)	0.2212***	0.2102***	0.216***	0.2085***	0.2491***	0.2407***	0.2255***	0.2255***
	(0.0276)	(0.0287)	(0.0292)	(0.0298)	(0.0279)	(0.0286)	(0.031)	(0.0317)
性别	0.1231	0.1157	0.1195	0.1159	0.1467*	0.1376	0.1538	0.154
	(0.0852)	(0.0855)	(0.0882)	(0.0885)	(0.0875)	(0.0882)	(0.096)	(0.0959)
经验	-0.1582***	-0.1549***	-0.141***	-0.1381**	-0.2154***	-0.2123***	-0.1855***	-0.1854***
	(0.0521)	(0.052)	(0.054)	(0.0538)	(0.0523)	(0.0521)	(0.0573)	(0.0572)
OIR检验p值	0.0338	0.518	0.0581	0.6744	0.0339	0.9135	0.1015	0.6608
Cragg-Donald Wald F 统计量	33.2578	26.9579	27.7835	22.155	33.2305	27.3607	25.8795	18.9682
社区固定效应	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES	YES

注： 估计值针对若干分辨率参数 $\psi \in \{4, 4.5, 5, 5.5\}$（用于Leiden算法）得出。对于第1–8列，因变量使用研究期间引用次数总量的反双曲正弦计算，并按期刊影响因子加权。计算 λ_{TS} 所需的技术产出，系使用按Kelly等人（2021年）所定义新颖性加权的专利产出的反双曲正弦计算。纳入以下虚拟变量：男性。作者经验以该领域首次发表以来的年数衡量。Hit 使用非临床研究论文所获最高被引次数的反双曲正弦计算。括号内报告异方差稳健标准误。统计显著性分别以 $*$、$**$和 $***$ 表示10%、5%和1%的水平。

5.4 稳健性检验

虽然表 5 和表 6 中的所有模型都控制了每个人的过往产出，但人们仍可能担心，产学合作对发明人生产力的正向影响，是由生产力更高的发明者选择进入科学领域所驱动的。换言之，如果专利生产力较高的发明者更可能成为作者，而且这些发明者本身的生产力也更高，那么我们对双重参与影响的估计就可能存在偏差。

为解决这一顾虑，我们估计了一系列逻辑回归，其中因变量是成为作者的可能性，解释变量包括每位发明者过去的专利生产力、专利经验、过去的科学生产力以及性别。表7中的结果显示，参与科学活动与过去的科学生产力呈正相关。至关重要的是，估计结果表明，成为作者的可能性与过去的专利生产力或专利经验无关。这一发现表明，生产力较高的发明者并非自我选择进入科学领域，因此减轻了这样的顾虑：我们的主要结果是由高绩效发明者自我选择进入科学领域所驱动的。

表7 成为作者是否取决于是否是一名优秀的发明人?

	Dependent variable: 成为作者			
	$\psi = 4$	$\psi = 4.5$	$\psi = 5$	$\psi = 5.5$
反双曲正弦（过往产出 Kelly）	−0.223	−0.223	−0.223	−0.223
	(0.207)	(0.207)	(0.207)	(0.207)
反双曲正弦(专利经验)	0.386	0.386	0.386	0.386
	(0.250)	(0.250)	(0.250)	(0.250)
Male	0.293	0.293	0.293	0.293
	(0.474)	(0.474)	(0.474)	(0.474)
反双曲正弦（既往科学引文）	0.481***	0.481***	0.481***	0.481***
	(0.072)	(0.072)	(0.072)	(0.072)
常数	−6.002***	−6.002***	−6.002***	−6.002***
	(0.702)	(0.702)	(0.702)	(0.702)
观测值	947	947	947	947
对数似然	−114.162	−114.162	−114.162	−114.162
赤池信息准则	238.323	238.323	238.323	238.323

Note 因变量定义为发明人是否为作者。自变量反映过去的专利生产力，以过去的专利产出为基础，并采用 Kelly 等人 (2021年) 新颖性指数进行加权；专利经验按首次申请以来的年数衡量；过去的科学产出则采用引用次数加权；此外，还纳入了是否为男性的虚拟变量。模型包含一个截距。 *， **和 *** 分别表示在 10%、5% 和 1% 水平上具有统计显著性。

表8中的结果显示，参与技术活动与过去的科学生产力并无显著关联。至关重要的是，估计结果表明，成为发明者的可能性与过去的科学生产力或科学经验无关。这一发现表明，生产力较高的作者并非自我选择进入技术领域，因此减轻了这样的顾虑：我们的主要结果是由高绩效作者自我选择进入技术领域所驱动的。

表8 成为发明人是否取决于作者的生产力?

	Dependent variable: 成为发明人			
	$\psi = 4$	$\psi = 4.5$	$\psi = 5$	$\psi = 5.5$
Asinh（非临床命中数）	−0.053	−0.053	−0.056	−0.040
	(0.087)	(0.086)	(0.088)	(0.088)
领域经验	0.151	0.163	0.171	0.175
	(0.197)	(0.190)	(0.197)	(0.197)
常数	−3.402***	−3.303***	−3.381***	−3.268***
	(0.390)	(0.392)	(0.391)	(0.391)
观测值	1,236	1,111	1,203	991
对数似然	−165.959	−161.886	−164.873	−157.567
赤池信息准则	337.919	329.773	335.745	321.134

Note 因变量定义为作者是否为发明人。自变量反映过去的科学生产力，以引用次数最高的非临床研究论文的反双曲正弦值衡量；领域经验以在癌症领域首次发表论文以来的年数衡量。 *、 **和 *** 分别表示在10%、5%和1%的水平上具有统计显著性。

6 结论

本文提出了一种科学同伴效应理论，用以研究知识生产：个体不仅会受到同伴行为的影响，也会受到他们共同参与的活动组合的影响。模型预测，个体的生产力会随着其Katz–Bonacich中心性的提高而上升。Katz–Bonacich中心性是一种标准的网络中心性度量，能够同时反映直接和间接连接。我们使用一套丰富且独特的数据集检验这些预测，该数据集涵盖了活跃于癌症研究领域的研究人员和发明者；在这一领域，科学活动与技术活动紧密交织。

在控制可观测特征和未观测到的网络特定异质性后，我们的实证分析表明，个体在两个合作网络中的位置（以Katz–Bonacich中心性的变体衡量）在决定生产力方面发挥着核心作用。本研究的一个重要发现是，在考察科学活动与技术活动之间的直接互动时，证据支持科学—产业关系的线性模型：科学产出对发明产出具有同期正向影响，而反向影响则微乎其微。这种不对称模式表明，即使在合作密切、与产业界关联紧密的研究环境中，科学知识仍然是技术发展的主要投入。因此，理解直接同伴和更广泛的网络结构如何影响生产力，对于制定促进知识创造、维持长期经济增长的政策具有重要意义。

我们的框架为未来研究提供了若干方向。首先，探究同伴效应的异质性将大有裨益，例如考察其如何随个体特征或特定领域属性而变化。其次，我们的模型采用了线性形式来描述同伴影响；若放宽这一假设，允许出现非线性或基于阈值的溢出效应，或许能得出更丰富的推论。最后，尽管我们强调了研究发现的政策相关性，但尚未对模型的政策影响进行系统分析，而这将是未来研究顺理成章的下一步。

补充信息。如有需要，可提供所有用于复现实证结果的 R 代码，以及所采用的估计策略和蒙特卡洛实验。

声明

资金。谨此致谢德国研究联合会（DFG）提供的财政支持 [RTG 2865/1 – 492988838]。

利益冲突。作者声明不存在利益冲突。

社会规划者的优化问题

社会规划者的目标是最大化网络中所有主体的科学与技术活动效用总和。个体i的效用为

$$u_i(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_{-i}) = y_i^{(T)}\alpha_i^{(T)} + y_i^{(S)}\alpha_i^{(S)} - \frac{1}{2}(y_i^{(T)})^2 - \frac{1}{2}(y_i^{(S)})^2 - \beta y_i^{(S)} y_i^{(T)} + \lambda_T \sum_{j \in N_T} g_{ij}^{(T)} y_i^{(T)} y_j^{(T)} + \lambda_S \sum_{j \in N_S} g_{ij}^{(S)} y_i^{(S)} y_j^{(S)}.$$

在此情形下， $y_i^{(T)}$ 和 $y_i^{(S)}$ 分别表示个体 i的技术和科学产出水平，而 $\alpha_i^{(T)}$ 和 $\alpha_i^{(S)}$ 分别表示其在这两项活动中的内在生产率。参数 $\beta \in \mathbb{R}$ 反映了两项活动之间的相互依赖关系，而 λ_T 和 λ_S 分别表示技术和科学方面的网络效应。项 $g_{ij}^{(T)}$ 表示技术合作的网络邻接矩阵，同理， $g_{ij}^{(S)}$ 表示科学合作的网络邻接矩阵。规划者最大化以下效用总和：

$$\sum_{i \in N} u_i(\mathbf{y}_i, \mathbf{y}_{-i}).$$

为了求出最优产出水平，我们首先对总效用函数分别关于 $y_i^{(T)}$ 和 $y_i^{(S)}$ 求导，以推导一阶条件（FOC）。对 u_i 关于 $y_i^{(T)}$ 求导，得到

$$\frac{\partial u_i}{\partial y_i^{(T)}} = \alpha_i^{(T)} - y_i^{(T)} - \beta y_i^{(S)} + \lambda_T \sum_{j \in N_T} g_{ij}^{(T)} y_j^{(T)} = 0.$$

同理，对 u_i 关于 $y_i^{(S)}$ 求导，得到

$$\frac{\partial u_i}{\partial y_i^{(S)}} = \alpha_i^{(S)} - y_i^{(S)} - \beta y_i^{(T)} + \lambda_S \sum_{j \in N_S} g_{ij}^{(S)} y_j^{(S)} = 0.$$

规划者的目标是最大化总效用，这需要求解满足所有主体上述一阶条件的最优产出水平 $y_i^{(T)}$ 和 $y_i^{(S)}$ 。因此，规划者的目标函数，即对所有主体的效用求和，可表示为

$$\sum_{i \in N} y_i^{(T)}\alpha_i^{(T)} + y_i^{(S)}\alpha_i^{(S)} - \frac{1}{2}(y_i^{(T)})^2 - \frac{1}{2}(y_i^{(S)})^2 - \beta y_i^{(S)} y_i^{(T)} + \lambda_T \sum_{j \in N_T} g_{ij}^{(T)} y_i^{(T)} y_j^{(T)} + \lambda_S \sum_{j \in N_S} g_{ij}^{(S)} y_i^{(S)} y_j^{(S)}.$$

我们可以用矩阵形式表示一阶条件方程组。设 $\boldsymbol{y}^{(T)}$ 和 $\boldsymbol{y}^{(S)}$ 分别为技术和科学的产出水平向量。规划者的方程组变为

$$\begin{pmatrix} \boldsymbol{I} - 2\lambda_T \boldsymbol{G}_T & \beta \boldsymbol{G}_S \\ \beta \boldsymbol{G}_T & \boldsymbol{I} - 2\lambda_S \boldsymbol{G}_S \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \boldsymbol{y}^{(T)} \\ \boldsymbol{y}^{(S)} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\alpha}^{(T)} \\ \boldsymbol{\alpha}^{(S)} \end{pmatrix}$$

为求出最优产出水平，我们求解线性方程组

$$\boldsymbol{y}^* = \begin{pmatrix} \boldsymbol{I} - 2\lambda_T \boldsymbol{G}_T & -\beta \boldsymbol{G}_{ST} \\ -\beta \boldsymbol{G}_{TS} & \boldsymbol{I} - 2\lambda_S \boldsymbol{G}_S \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \boldsymbol{\alpha}^{(T)} \\ \boldsymbol{\alpha}^{(S)} \end{pmatrix}.$$

由此可得最优产出水平 $\boldsymbol{y}^{(T)*}$ 和 $\boldsymbol{y}^{(S)*}$，使系统中所有主体的总效用最大化，同时考虑网络效应以及科学与技术活动之间的相互依赖。

B 两阶段最小二乘法计算过程

B.1 假设

设 $\boldsymbol{y} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{y}^{(T)} \\ \boldsymbol{y}^{(S)} \end{pmatrix}$、$\boldsymbol{G} = \begin{bmatrix} \lambda_T \boldsymbol{G}_T & \lambda_{TS} \boldsymbol{G}_{TS} \\ \lambda_{ST} \boldsymbol{G}_{ST} & \lambda_S \boldsymbol{G}_S \end{bmatrix}$、$\boldsymbol{\mu} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\mu}_T \\ \boldsymbol{\mu}_S \end{pmatrix}$、$\boldsymbol{L} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{L}_T & 0 \\ 0 & \boldsymbol{L}_S \end{bmatrix}$、$\boldsymbol{X} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_T & 0 \\ 0 & \boldsymbol{X}_S \end{bmatrix}$、$\boldsymbol{\gamma} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\gamma}_T \\ \boldsymbol{\gamma}_S \end{pmatrix}$ 和 $\boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\epsilon}_T \\ \boldsymbol{\epsilon}_S \end{pmatrix}$，则计量经济学网络模型的简化式为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{y} &= \boldsymbol{G}\boldsymbol{y} + \boldsymbol{L}\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{X}\boldsymbol{\gamma} + \boldsymbol{\epsilon} \\ \boldsymbol{y} &= (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{G})^{-1}\boldsymbol{L}\boldsymbol{\mu} + (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{G})^{-1}\boldsymbol{X}\boldsymbol{\gamma} + (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{G})^{-1}\boldsymbol{\epsilon} \\ \boldsymbol{y} &= \boldsymbol{S}^{-1}(\boldsymbol{L}\boldsymbol{\mu} + \boldsymbol{X}\boldsymbol{\gamma} + \boldsymbol{\epsilon}) \end{aligned}$$

其中 $\boldsymbol{S} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{G})$。为推导两阶段最小二乘估计量的渐近性质，施加以下正则条件。

假设 2。个体特有随机创新向量表示为 $\boldsymbol{\epsilon} = (\boldsymbol{\epsilon}_T', \boldsymbol{\epsilon}_S')' = \left(\left(\boldsymbol{\epsilon}_1^{(T)\prime}, \ldots, \boldsymbol{\epsilon}_{\bar{c}_T}^{(T)\prime} \right)', \left(\boldsymbol{\epsilon}_1^{(S)\prime}, \ldots, \boldsymbol{\epsilon}_{\bar{c}_S}^{(S)\prime} \right)' \right)$，使得向量 $\left\{ \boldsymbol{\epsilon}^{(T)}{}_{c_T} \right\}_{c_T=1}^{\bar{c}_T}$ 和 $\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)} \right\}_{c_S=1}^{\bar{c}_S}$ 在 c_T 和 c_S 之间相互独立。所有扰动项的均值均为零$\mathbb{E}\left[\boldsymbol{\epsilon}_{c_T}^{(T)} \right] = \mathbf{0}$, $\mathbb{E}\left[\boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)} \right] = \mathbf{0}$。允许观测单位之间存在异方差性$\mathbb{E}\left[\boldsymbol{\epsilon}_{c_T}^{(T)} \boldsymbol{\epsilon}_{c_T}^{(T)\prime} \right] = \boldsymbol{\Sigma}_{T,c_T}$, $\mathbb{E}\left[\boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)} \boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)\prime} \right] = \boldsymbol{\Sigma}_{S,c_S}$，其中 $\boldsymbol{\Sigma}_{T,c_T}$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_{T,c_S}$ 均为正定矩阵，且可随 c_T 和 c_S 变化。不存在方程间相关性 $Cov\left(\boldsymbol{\epsilon}_{c_T}^{(T)}, \boldsymbol{\epsilon}_{c_S}^{(S)} \right) = \mathbf{0} \quad \forall c_T, c_S$。因此，$\boldsymbol{\epsilon}$ 的完整协方差矩阵为分块对角矩阵 $Var(\boldsymbol{\epsilon}) = \begin{pmatrix} \boldsymbol{\Sigma}_T & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \boldsymbol{\Sigma}_S \end{pmatrix} \equiv \boldsymbol{\Sigma}$，其中 $\boldsymbol{\Sigma}_T = diag(\boldsymbol{\Sigma}_{T,1}, \ldots, \boldsymbol{\Sigma}_{T,\bar{c}_T})$，并且

$\boldsymbol{\Sigma}_S = diag(\boldsymbol{\Sigma}_{S,1}, \ldots, \boldsymbol{\Sigma}_{S,\bar{c}_S})$。扰动项具有平方根表示$\boldsymbol{\epsilon} = \boldsymbol{\Sigma}^{1/2}\boldsymbol{v}$，其中 $\boldsymbol{\Sigma}^{1/2} = diag(\boldsymbol{\Sigma}_T^{1/2}, \boldsymbol{\Sigma}_S^{1/2})$，且 $\boldsymbol{v}$ 的各分量独立同分布，均值为零、方差为 1，且具有有限四阶矩。 $\boldsymbol{\Sigma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_S$ 的特征值均由一个有限常数一致有界。

假设 3. 外生变量矩阵 $\boldsymbol{X}$ 列满秩。具体而言，极限 $\lim_{n\to\infty} \boldsymbol{X}'\boldsymbol{X}$ 存在且非奇异，并且 $\boldsymbol{X}$ 的元素在行和与列和的绝对值上均一致有界。

假设 4. 矩阵序列$\{\boldsymbol{G}\}$ 和$\{\boldsymbol{S}^{-1}\}$的绝对值均一致有界，且 $\boldsymbol{S}$ 还具有非奇异性。

假设 5. 令 $\boldsymbol{F}_T = \mathbb{E}(\boldsymbol{J}_T\boldsymbol{Z}_T)$和 $\boldsymbol{F}_S = \mathbb{E}(\boldsymbol{J}_S\boldsymbol{Z}_S)$满足 $\boldsymbol{F} = diag(\boldsymbol{F}_T, \boldsymbol{F}_S)$。则， $\boldsymbol{Q}_{TS} = \lim_{n\to\infty} \boldsymbol{F}_T'\boldsymbol{F}_S$、 $\boldsymbol{Q}_{ST} = \lim_{n\to\infty} \boldsymbol{F}_S'\boldsymbol{F}_T$以及 $\boldsymbol{Q} = \lim_{n\to\infty} \boldsymbol{F}(\boldsymbol{\Sigma}^{-1} \otimes \boldsymbol{I})\boldsymbol{F}$均为有限的非奇异矩阵

假设 6. 存在矩阵 $\boldsymbol{\Pi}_T$和 $\boldsymbol{\Pi}_S$，使得$||\boldsymbol{F}_T - \boldsymbol{H}_{T,K}\boldsymbol{\Pi}_T||_\infty \to 0$和$||\boldsymbol{F}_S - \boldsymbol{H}_{S,K}\boldsymbol{\Pi}_S||_\infty \to 0$，当 $K \to \infty$时。

假设 2至 4 基于 Kelejian 和 Prucha (2004)，并确保个体特有随机创新具有异方差性且不存在方程间相关性，外生变量是非随机的，同时满足通常的满秩条件以及 $\{\boldsymbol{G}\}$ 和 $\{\boldsymbol{S}^{-1}\}$的一致有界性。此外，结构参数满足约束 $|\lambda_T| + |\lambda_{TS}| < 1$和 $|\lambda_S| + |\lambda_{ST}| < 1$。网络识别基于Liu 和 Lee (2010)，并确保集中参数与样本量以相同速率增长，这一点可见于假设 5。由于最优工具变量矩阵不可行，假设 6 确保 $\boldsymbol{F_T}$ 和 $\boldsymbol{F_S}$ 可以通过可行工具变量矩阵的线性组合进行近似，因为工具变量的数量会随样本量增加。

B.2 工具变量

由于 $\mathbb{E}\left(\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{y}^{(T)}\boldsymbol{\epsilon}_T'\right) \neq 0$、 $\mathbb{E}\left(\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{y}^{(S)}\boldsymbol{\epsilon}_T'\right) \neq 0$、 $\mathbb{E}\left(\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{y}^{(S)}\boldsymbol{\epsilon}_S'\right) \neq 0$ 和$\mathbb{E}\left(\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{y}^{(T)}\boldsymbol{\epsilon}_S'\right) \neq 0$，因此需要工具变量。然而，最优工具变量矩阵依赖于未知参数，因而不可行。因此，必须基于可行工具变量矩阵的线性组合对最优工具变量矩阵进行近似。具体而言，设 $\boldsymbol{S}_T = (\boldsymbol{I}_{n_T} - \lambda_T\boldsymbol{G}_T)$ 和 $\boldsymbol{S}_S = (\boldsymbol{I}_{n_S} - \lambda_S\boldsymbol{G}_S)$，应用分块逆矩阵公式可得

$$S^{-1} = \begin{bmatrix} (\boldsymbol{S}_T^*)^{-1} & \lambda_{TS}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}(\boldsymbol{S}_S^*)^{-1} \\ \lambda_{ST}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST}(\boldsymbol{S}_T^*)^{-1} & (\boldsymbol{S}_S^*)^{-1} \end{bmatrix}$$

其中 $\boldsymbol{S}_T^* = \boldsymbol{S}_T - \lambda_{TS}\lambda_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST}$和 $\boldsymbol{S}_S^* = \boldsymbol{S}_S - \lambda_{ST}\lambda_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}$。 $\boldsymbol{y}^{(T)}$的方程包含表达式 $(\boldsymbol{S}_T^*)^{-1}\boldsymbol{X}_T$和 $\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}(\boldsymbol{S}_S^*)^{-1}\boldsymbol{X}_S$。利用有限 Neumann 级数近似可得

$$\begin{aligned}(\boldsymbol{S}_T^*)^{-1}\boldsymbol{X}_T &= (\boldsymbol{S}_T - \lambda_{TS}\lambda_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST})^{-1}\boldsymbol{X}_T \\ &= (\boldsymbol{I}_T - \lambda_{TS}\lambda_{ST}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST})^{-1}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{X}_T \\ &= (\boldsymbol{I}_T + \lambda_{TS}\lambda_{ST}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST}\end{aligned}$$

$$
\begin{aligned}
&+\lambda_{TS}^2\lambda_{ST}^2(\boldsymbol{S}_T^{-1})^2\boldsymbol{G}_{TS}^2(\boldsymbol{S}_S^{-1})^2\boldsymbol{G}_{ST}^2+\cdots)\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{X}_T\\
&=\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{X}_T+\lambda_{TS}\lambda_{ST}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{S}_S^{-1}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{X}_T\\
&+\lambda_{TS}^2\lambda_{ST}^2(\boldsymbol{S}_T^{-1})^2\boldsymbol{G}_{TS}^2(\boldsymbol{S}_S^{-1})^2\boldsymbol{G}_{ST}^2\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{X}_T+\cdots\\
&=(\boldsymbol{I}_{n_T}-\lambda_T\boldsymbol{G}_T)^{-1}\boldsymbol{X}_T+\lambda_{TS}\lambda_{ST}(\boldsymbol{I}_{n_T}-\lambda_T\boldsymbol{G}_T)^{-1}\\
&\boldsymbol{G}_{TS}(\boldsymbol{I}_{n_S}-\lambda_S\boldsymbol{G}_S)^{-1}\boldsymbol{G}_{ST}(\boldsymbol{I}_{n_T}-\lambda_T\boldsymbol{G}_T)^{-1}\boldsymbol{X}_T+\cdots\\
&=(\boldsymbol{I}_{n_T}+\lambda_T\boldsymbol{G}_T+\lambda_T^2\boldsymbol{G}_T^2+\cdots)^{-1}\boldsymbol{X}_T\\
&+\lambda_{TS}\lambda_{ST}(\boldsymbol{I}_{n_T}+\lambda_T\boldsymbol{G}_T+\lambda_T^2\boldsymbol{G}_T^2+\cdots)^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}\\
&(\boldsymbol{I}_{n_S}+\lambda_S\boldsymbol{G}_S+\lambda_S^2\boldsymbol{G}_S^2+\cdots)^{-1}\\
&\boldsymbol{G}_{ST}(\boldsymbol{I}_{n_T}+\lambda_T\boldsymbol{G}_T+\lambda_T^2\boldsymbol{G}_T^2+\cdots)^{-1}\boldsymbol{X}_T+\cdots
\end{aligned}
$$

可以推导出 $\boldsymbol{S}_T^{-1}\boldsymbol{G}_{TS}(\boldsymbol{S}_S^*)^{-1}\boldsymbol{X}_S$ 的类似表达式。因此，可将可行工具变量矩阵设为

$$
\begin{aligned}
\tilde{\boldsymbol{H}}_{T,K}=\boldsymbol{J}_T\big[&\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{X}_T,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{X}_T,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{X}_T,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{X}_S,\\
&\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{X}_S,\cdots\big]
\end{aligned}
$$

˜的推导$\boldsymbol{H}_{S,\ K}$ 遵循类似的方法。在实践中，IV 的数量可以ˆ ˆ~ ~减少，以避免弱工具变量问题。对于$\boldsymbol{H}_{T,\ K}$ 和$\boldsymbol{H}_{S,\ K}$，相关的ˆ社会邻接矩阵被对应的预测矩阵所替代 $\boldsymbol{G}_T$ 和ˆ$\boldsymbol{G}_S$ (Liu，2014年；Baltagi 和 Deng，2015；Guo 和 Qu，2019年）。

B.3 渐近性质

两阶段最小二乘估计量的一致性可以通过以下事实加以量化：只要 $\sqrt{n_T}\left(\hat{\boldsymbol{\tau}}(_T)-\boldsymbol{\tau}(\right.$ $_*^T\left.\right)=O_p$) (1) 以及$\sqrt{n_S}\left(\hat{\boldsymbol{\tau}}(s)-\boldsymbol{\tau}(_*^s\right)=O_p$) (1)，那么其将不依赖于逻辑回归估计量 ˆ$\boldsymbol{\tau}$ $(_T)$ $=\left(\hat{\tau}(_1^T)\right.$ 0、ˆ$\left.\tau(T)\right)$、ˆ$\boldsymbol{\tau}(s)$ $=\left(\hat{\tau}(_1^s)\right.$ 0、ˆ$\left.\tau(s)\right)$ 的一致性；也就是说，这些估计量收敛于定义良好的极限 $\boldsymbol{\tau}(_T)_*$ 和 $\boldsymbol{\tau}_*^{(S)}$。令 $\boldsymbol{G}_T^*$ 和 $\boldsymbol{G}_S^*$ 以与ˆ $\boldsymbol{G}_T$ 和ˆ $\boldsymbol{G}_S$ 类似的方式定义。在一定的正则条件下，随后可得 $\tilde{\boldsymbol{H}}_T'\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_T(\boldsymbol{\delta}_T)=0$ 和 $\tilde{\boldsymbol{H}}_S'\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_S(\boldsymbol{\delta}_S)=0$ 是

渐近等同于不可行线性矩条件 $\tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_T(\boldsymbol{\delta}_T) = 0$ 和$\tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}\tilde{\boldsymbol{\epsilon}}_S(\boldsymbol{\delta}_S) = 0$，因此两阶段最小二乘估计量具有一致性并且渐近正态。其渐近分布为¯

$$\sqrt{n_T}\left(\hat{\boldsymbol{\delta}}_T - \boldsymbol{\delta}_T\right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \begin{pmatrix} \text{plim}_{n_T\to\infty}\frac{1}{n_T}\left(\boldsymbol{X}_T'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}}\boldsymbol{X}_T\right)^{-1}\boldsymbol{X}_T'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}}\boldsymbol{\Sigma}_T \\ \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}}\boldsymbol{X}_T\left(\boldsymbol{X}_T'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}}\boldsymbol{X}_T\right)^{-1} \end{pmatrix}^{-1}\right)$$

$$\sqrt{n_S}\left(\hat{\boldsymbol{\delta}}_S - \boldsymbol{\delta}_S\right) \xrightarrow{d} \mathcal{N}\left(0, \begin{pmatrix} \text{plim}_{n_S\to\infty}\frac{1}{n_S}\left(\boldsymbol{X}_S'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}}\boldsymbol{X}_S\right)^{-1}\boldsymbol{X}_S'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}}\boldsymbol{\Sigma}_S \\ \boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}}\boldsymbol{X}_S\left(\boldsymbol{X}_S'\boldsymbol{P}_{\tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}}\boldsymbol{X}_S\right)^{-1} \end{pmatrix}^{-1}\right)$$

其中，$\boldsymbol{\Sigma}_T$ 和 $\boldsymbol{\Sigma}_S$ 可通过以下方式估计

$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_T = \tilde{\boldsymbol{H}}_T^{*'}\,\text{diag}\left(\hat{\epsilon}_{T,1}^2, \hat{\epsilon}_{T,2}^2, \ldots, \hat{\epsilon}_{T,n_T}^2\right)\tilde{\boldsymbol{H}}_T^*,$$
$$\hat{\boldsymbol{\Sigma}}_S = \tilde{\boldsymbol{H}}_S^{*'}\,\text{diag}\left(\hat{\epsilon}_{S,1}^2, \hat{\epsilon}_{S,2}^2, \ldots, \hat{\epsilon}_{S,n_S}^2\right)\tilde{\boldsymbol{H}}_S^*,$$

而$\boldsymbol{\epsilon}_T = \tilde{\boldsymbol{y}}^{(T)} - \tilde{\boldsymbol{X}}_T\hat{}\boldsymbol{\delta}_T$和$\boldsymbol{\epsilon}_S = \tilde{\boldsymbol{y}}^{(S)} - \tilde{\boldsymbol{X}}_S\hat{}\boldsymbol{\delta}_S$(Kelejian 和 Prucha，1998年；Lee，2007年；Lee 等，2021年）。

C 蒙特卡洛实验

C.1 研究设计

为评估所提出的两阶段最小二乘法和2SLS-EC估计量的性能，我们开展了蒙特卡洛实验。具体而言，重点评估在不同内生性强度以及总体（因而网络规模）固定的情况下，弱网络效应和强网络效应下两阶段最小二乘法和2SLS-EC估计量的估计表现。具体来说，真实的数据生成过程如下：

$$\boldsymbol{y}^{(T)} = \lambda_T\boldsymbol{G}_T\boldsymbol{y}^{(T)} + \lambda_{TS}\boldsymbol{G}_{TS}\boldsymbol{y}^{(S)} + \boldsymbol{\mu}_T\boldsymbol{L}_T + \boldsymbol{\gamma}_T\boldsymbol{X}_T + \boldsymbol{\epsilon}_T$$
$$\boldsymbol{y}^{(S)} = \lambda_S\boldsymbol{G}_S\boldsymbol{y}^{(S)} + \lambda_{ST}\boldsymbol{G}_{ST}\boldsymbol{y}^{(T)} + \boldsymbol{\mu}_S\boldsymbol{L}_S + \boldsymbol{\gamma}_S\boldsymbol{X}_S + \boldsymbol{\epsilon}_S.$$

社区数量设定为 $\bar{c}_T = \bar{c}_S = 10$，每个社区规模相等$n_{T,c_T} = n_{S,c_S} = 30$。网络固定效应抽取自正态分布 $\boldsymbol{\mu}_T, \boldsymbol{\mu}_S \sim \begin{bmatrix} N(0, \boldsymbol{I}_{n_{T,c_T}}) \\ (0, \boldsymbol{I}_{n_{S,c_S}}) \end{bmatrix}$，主体的独特特征则抽取自均匀分布和正态分布 $\boldsymbol{X}_T, \boldsymbol{X}_S \sim \begin{bmatrix} N \\ \mathcal{U} \\ N \end{bmatrix}(3,7)\,(0,0.5)$。系数设定为 $\boldsymbol{\gamma}_T = \boldsymbol{\gamma}_S = (1, 0.5)'$ 网络的结构参数会加以变化，以刻画弱网络外部性与强网络外部性的效应，分别为 $\lambda_T \in \{0.3, 0.6\}$ 和 $\lambda_S \in \{0.2, 0.5\}$，同时 $\lambda_{TS} = \lambda_{ST} = 0.1$。

此外，$\boldsymbol{G}_{T,c_T}$ 和$\boldsymbol{G}_{S,c_T}$ 被假定为内生，网络则根据连边形成的概率生成，经由

$$\mathbb{P}\left((g_{ij,c_T})_T = 1\right) = \frac{\exp\left(\tau_0^{(T)} + \tau_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)} + u_{i,c_T}^{(T)} + u_{j,c_T}^{(T)}\right)}{1 + \exp\left(\tau_0^{(T)} + \tau_1^{(T)} w_{ij,c_T}^{(T)} + u_{i,c_T}^{(T)} + u_{j,c_T}^{(T)}\right)}$$

$$\mathbb{P}\left((g_{ij,c_S})_S = 1\right) = \frac{\exp\left(\tau_0^{(S)} + \tau_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)} + u_{i,c_S}^{(S)} + u_{j,c_S}^{(S)}\right)}{1 + \exp\left(\tau_0^{(S)} + \tau_1^{(S)} w_{ij,c_S}^{(S)} + u_{i,c_S}^{(S)} + u_{j,c_S}^{(S)}\right)}$$

其中，主体之间的可观测相似性是根据主体独特特征的第二列生成的，如 $w_{ij}^{(T)}$，$_{c_T} = 2 - (x_{i}^{(T)}{}_{,\ c_T} - x_{j\ c_T,}^{(T)})^2$ 和 $w_{ij}^{(S)}{}_{,\ c_S} = 2 - (x_{i}^{(S)}{}_{,\ c_S} - x_{j}^{(S)}{}_{,\ c_S})^2$。相应的系数设为 $\boldsymbol{\tau}^{(T)} = \boldsymbol{\tau}^{(S)} = (1,\ 0。5)'$。未观测异质性根据二元正态分布抽取，如下所示

$$\begin{pmatrix} \nu_{i,c_T}^{(T)} \\ u_{i,c_T}^{(T)} \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \nu_{i,c_S}^{(S)} \\ u_{i,c_S}^{(S)} \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}\left(\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & \rho \\ \rho & 1 \end{pmatrix} \right).$$

随后显式生成内生性：$\epsilon_{i}^{(T)}{}_{,\ c_T} = \nu_{i}^{(T)}{}_{,\ c_T} \kappa_{i\ c_T,}^{(T)}$ 和 $\epsilon_{i}^{(S)}{}_{,\ c_S} = \nu_{i}^{(S)}{}_{,\ c_S} \kappa_{i\ c_S,}^{(S)}$ 其中 $\kappa_{i}^{(T)}{}_{,\ c_T}$，$\kappa_{i}^{(S)}{}_{,\ c_S} \in \{1, \sqrt{2}, \sqrt{3}\}$ 表示异方差性，而 $\rho \in \{0.4, 0.6, 0.8\}$ 表示内生性的强度。用于描述相互关系的网络 $\boldsymbol{G}_{ST,\ c_T}$，$\boldsymbol{G}_{TS,\ c_S}$ 是稀疏的：每行中至多随机有一个元素设为 1，其余为 0。

在每次蒙特卡洛实验中，$n_{\text{sim}} = 500$ 均会进行。针对每个结构参数或系数 $\delta \in \boldsymbol{\delta} = (\boldsymbol{\delta}_T', \boldsymbol{\delta}_S')$，报告的表现指标为偏差、均方根误差（RMSE）和经验标准误（ESE），定义如下：

$$\text{Bias} = \frac{1}{n_{\text{sim}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{sim}}} \hat{\delta}_i - \delta$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{sim}}} \sum_{i=1}^{n_{\text{sim}}} (\hat{\delta}_i - \delta)^2}$$

$$\text{ESE} = \sqrt{\frac{1}{n_{\text{sim}} - 1} \sum_{i=1}^{n_{\text{sim}}} (\hat{\delta}_i - \bar{\delta})^2}.$$

对于所有提出的表现指标，价值观越低越好。

模拟研究使用编程语言**R** (R Core Team，2025）。逻辑回归通过**lme4**软件包（Bates 等人，2015）进行。所有蒙特卡洛实验结果以及所提出估计量的可复现代码可根据要求提供。

C.2 结果

表9 所示的蒙特卡洛实验结果总结了弱网络外部性和内生网络形成条件下两阶段最小二乘法及2SLS-EC估计量的表现。

对于所有结构参数，两阶段最小二乘估计量都呈现出系统性的向下偏差。网络外部性 λ_T 和 λ_S受到的影响尤为显著：随着内生性参数 ρ 增大，其偏差也大幅增加。例如， λ_T 的偏差从 $\rho = 0.4$ 时的 -0.132 增至 $\rho = 0.8$时的 -0.216 ，而 λ_S也呈现出类似的趋势。这种严重扭曲并不意外，因为这些参数直接受到内生网络形成的影响，因此对自我选择高度敏感。跨网络溢出参数 λ_{TS} 和 λ_{ST}的平均偏差绝对值较小，但其估计值的变异性很高。在ρ的所有取值下，这些参数的均方根误差和经验标准误都很大，这表明两阶段最小二乘估计量在估计这些跨方程效应时存在显著的不稳定性。

在两阶段最小二乘估计量下，外生变量的系数也存在偏差。不过，相对于真实系数的大小而言，偏差程度要小得多。随着ρ 增大，均方根误差和经验标准误都会增加，有些情况下不确定性还会急剧上升（例如，对于$\gamma_{T,\ 2}$ 和$\gamma_{S,\ 2}$）。总体而言，结果表明，随着网络内生性增强，两阶段最小二乘法的可靠性会不断下降；对于涉及网络间相互依赖的参数，该估计量尤其不稳定。

相比之下，内生性校正两阶段最小二乘法估计量在所有蒙特卡洛实验中都表现出显著优势。内生性校正步骤几乎完全消除了两阶段最小二乘法下观察到的向下偏差。例如， λ_T在 $\rho = 0.8$ 处的偏差从两阶段最小二乘法下的 -0.216 降至内生性校正两阶段最小二乘法下仅 -0.057 ，而 λ_S也有类似的改善。外生变量参数的偏差变得微不足道，绝对值通常远低于 0。03。对于所有参数和 ρ的所有取值，内生性校正两阶段最小二乘法估计量也都显著降低了均方根误差和经验标准误。这表明，该估计量不仅更准确地以真实参数值为中心，而且精确度也高得多。

综合来看，结果表明，在存在内生网络形成的情况下，即使网络效应较弱，两阶段最小二乘法估计量通常也不可靠。相比之下，内生性校正两阶段最小二乘法估计量始终能够消除偏差，并提高所有结构参数的估计精度，这证实了在此情形下，内生性校正程序对于实现有效推断至关重要。

同样，表10展示了在网络确实为内生的假设下，强网络效应的蒙特卡洛实验结果。总体而言，观察到的模式与弱网络效应下的蒙特卡洛实验结果大体一致。因此，两阶段最小二乘法估计量的偏差幅度通常更大。具体而言，随着内生性$_{,\ 1}$增加，网络外部性参数 λ_T 和 λ_S 以及外生变量的系数 $\gamma_{T,\ 1}$, $\gamma_{T,\ 2}$ 呈现出明显的向下偏差。此外，相互关系结构参数 λ_{TS} 和 λ_{ST} 也存在偏差，不过偏差的总体方向会随内生性参数 ρ 而变化。

两阶段最小二乘－EC估计量有效缓解了所有参数的这些偏差。即使在内生性程度最高的情况下，大多数平均偏差也接近于零，且

表9 针对固定样本量 $\bar{c}_T = \bar{c}_S = 10$的蒙特卡洛实验，每个样本量均为 $n_{T,\ c_T} = n_{S,\ c_S} = 30$ 网络效应较弱 $\lambda_T = 0.3, \lambda_S = 0.2$ ，重复500次。每个参数区块依次报告两阶段最小二乘法（2SLS）和内生性校正两阶段最小二乘法（2SLS-EC）在 $\rho \in \{0.4, 0.6, 0.8\}$下的偏差、均方根误差（RMSE）（括号内）和经验标准误（ESE）［（方括号内）］。

	2SLS			内生性校正两阶段最小二乘法		
	$\rho = 0.4$	$\rho = 0.6$	$\rho = 0.8$	$\rho = 0.4$	$\rho = 0.6$	$\rho = 0.8$
$\lambda_T = 0.3$	-0.132 (0.148) [0.067]	-0.185 (0.200) [0.076]	-0.216 (0.235) [0.091]	-0.032 (0.109) [0.104]	-0.044 (0.102) [0.092]	-0.057 (0.127) [0.113]
$\lambda_{TS} = 0.1$	-0.013 (0.323) [0.323]	0.009 (0.316) [0.316]	-0.023 (0.332) [0.332]	-0.002 (0.253) [0.254]	0.012 (0.231) [0.231]	-0.004 (0.228) [0.228]
$\gamma_{T,\ 1} = 1$	-0.016 (0.091) [0.090]	-0.021 (0.092) [0.089]	-0.025 (0.118) [0.116]	-0.008 (0.084) [0.083]	-0.008 (0.080) [0.080]	-0.014 (0.080) [0.079]
$\gamma_{T,2} = 0.5$	0.068 (0.258) [0.250]	0.149 (0.337) [0.303]	0.207 (0.405) [0.348]	0.017 (0.236) [0.235]	0.032 (0.230) [0.228]	0.054 (0.266) [0.261]
$\lambda_S = 0.2$	-0.113 (0.116) [0.027]	-0.155 (0.156) [0.022]	-0.188 (0.189) [0.024]	-0.038 (0.104) [0.097]	-0.059 (0.099) [0.080]	-0.074 (0.098) [0.063]
$\lambda_{ST} = 0.1$	-0.027 (0.446) [0.445]	-0.019 (0.469) [0.469]	-0.016 (0.395) [0.395]	-0.022 (0.450) [0.449]	-0.003 (0.358) [0.358]	-0.017 (0.307) [0.307]
$\gamma_{S,1} = 1$	-0.049 (0.094) [0.080]	-0.065 (0.103) [0.080]	-0.082 (0.110) [0.074]	-0.015 (0.095) [0.093]	-0.023 (0.093) [0.090]	-0.034 (0.083) [0.076]
$\gamma_{S,2} = 0.5$	0.062 (0.234) [0.225]	0.080 (0.222) [0.207]	0.074 (0.230) [0.218]	0.021 (0.232) [0.231]	0.023 (0.192) [0.191]	0.022 (0.174) [0.173]

通过均方根误差和经验标准误衡量的估计值离散程度，与两阶段最小二乘估计量相比显著降低。少数参数仍存在较小的残余偏差（例如，见 λ_T 和 $\gamma_{T,\ 1}$ 在 $\rho = 0.8$处），但与两阶段最小二乘法中相应的偏差相比，这些偏差很小，表明内生性校正成功处理了网络内生性，弱网络效应的情形也是如此。因此，在弱网络效应和强网络效应情景下，两阶段最小二乘－EC估计量均保持稳健，能够持续降低偏差并提高估计精度。

因此，如果网络确实是内生的，那么在构建工具变量矩阵时忽略网络形成过程，将导致线性矩条件被违反。事实上，两阶段最小二乘法估计量的结果表明，结构参数的估计存在系统性偏差，这进而表明工具变量矩阵不再有效。此外，后果的严重程度

表10 固定样本量 $\bar{c}_T = \bar{c}_S = 10$的蒙特卡洛实验，每个样本量相等，均为$n_{T,\ c_T} = n_{S,\ c_S} = 30$ 具有强网络效应 $\lambda_T = 0.6$， $\lambda_S = 0.5$ 并重复500次。每个参数区块报告偏差、均方根误差（RMSE）（括号内）和经验标准误（ESE） [方括号内]，针对两阶段最小二乘法（2SLS）和内生性校正两阶段最小二乘法（2SLS-EC），涵盖 $\rho \in \{0.4, 0.6, 0.8\}$。

	2SLS			内生性校正两阶段最小二乘法		
	$\rho = 0.4$	$\rho = 0.6$	$\rho = 0.8$	$\rho = 0.4$	$\rho = 0.6$	$\rho = 0.8$
$\lambda_T = 0.6$	-0.060 (0.183) [0.173]	-0.136 (0.279) [0.244]	-0.198 (0.377) [0.321]	-0.012 (0.065) [0.064]	-0.003 (0.168) [0.168]	-0.020 (0.087) [0.084]
$\lambda_{TS} = 0.1$	-0.041 (0.303) [0.300]	-0.042 (0.524) [0.523]	0.018 (0.702) [0.703]	0.004 (0.163) [0.163]	-0.003 (0.178) [0.178]	-0.009 (0.166) [0.166]
$\gamma_{T,1} = 1$	-0.057 (0.285) [0.279]	-0.113 (0.378) [0.361]	-0.153 (0.459) [0.433]	-0.006 (0.121) [0.121]	-0.007 (0.174) [0.174]	-0.021 (0.134) [0.132]
$\gamma_{T,2} = 0.5$	-0.031 (0.512) [0.512]	-0.058 (0.753) [0.752]	-0.105 (0.935) [0.930]	-0.028 (0.404) [0.403]	0.002 (0.365) [0.366]	-0.032 (0.297) [0.295]
$\lambda_S = 0.5$	-0.042 (0.123) [0.116]	-0.079 (0.257) [0.245]	-0.112 (0.219) [0.188]	-0.004 (0.048) [0.048]	-0.004 (0.062) [0.062]	-0.008 (0.056) [0.055]
$\lambda_{ST} = 0.1$	0.011 (0.299) [0.300]	0.003 (0.598) [0.598]	-0.050 (0.726) [0.725]	-0.008 (0.133) [0.133]	-0.014 (0.211) [0.210]	0.001 (0.205) [0.206]
$\gamma_{S,1} = 1$	-0.007 (0.188) [0.188]	-0.056 (0.337) [0.333]	-0.057 (0.364) [0.359]	0.002 (0.117) [0.117]	0.003 (0.126) [0.126]	-0.016 (0.131) [0.130]
$\gamma_{S,2} = 0.5$	-0.006 (0.476) [0.476]	0.007 (0.670) [0.670]	-0.038 (0.833) [0.833]	-0.003 (0.283) [0.283]	0.007 (0.309) [0.309]	0.007 (0.303) [0.304]

内生网络形成会因所考虑的是弱网络效应还是强网络效应而有所不同。一般而言，系统性偏差可通过所提出的两步估计策略加以缓解；该策略本质上是根据内生网络形成模型，用连边形成的预测概率替换社会邻接矩阵。此外，结果表明所提出并实施的两步估计策略运行正常，并表明在2SLS-EC估计量中可以基于预测邻接矩阵构建有效的工具变量矩阵来源。两步估计策略的成功还取决于所考虑的网络效应。特别是，如果网络效应较大，且未观测异质性与特质随机噪声之间的相关程度较强，则仍会残留较小的系统性偏差。此外，所呈现的结果与以往关于在单方程模型中社会邻接矩阵存在内生性时对结构参数进行估计的研究相一致（参见，

例如，Kelejian 和 Piras (2014年); Lee 等 (2021年）。蒙特卡洛实验的关键结论是，在处理现实世界数据时，即使网络外部性的影响较低，也不能轻易忽略潜在的内生网络形成。因此，必须采用所提出的两步估计策略，以减轻估计中的网络内生性所带来的影响。

D 更多实证结果

D.1 数据补充信息

D.1.1 癌症相关论文

为了识别与癌症相关的出版物，我们采用医学主题词表中的医学主题词。美国国家医学图书馆（NLM）的专业索引人员依据标准化规程为生物医学文章分配医学主题词，因此能够确保整个数据库的一致性和语境相关性。值得注意的是，这些文章的作者不参与医学主题词的分配，从而确保索引编制过程客观。此外，受过培训的专业人员负责监督这项工作，减少分类中可能出现的主观性。因此，医学主题词是生物医学研究中不可或缺的资源，使研究人员能够高效地浏览和分类大量文献。通过将文章归入结构化层级体系，医学主题词有助于精准、系统地检索信息。这项能力对于推动科学发现和改善临床实践至关重要。医学主题词的层级性质使相关概念得以归类，从而能够在文献中探索宽泛主题和具体细节。癌症相关论文主要通过医学主题词代码 C04 的下位词识别，即“肿瘤”；该类别代表了涵盖癌症的最全面的医学主题词系列。它包含广泛的恶性肿瘤，包括实体瘤和血液系统癌症，为癌症研究提供了广泛的基础。图 2 展示了与癌症相关的医学主题词层级结构，说明具体词条如何归属于更广泛的类别。这一可视化呈现阐明了医学主题词之间的关系及其相互联系，凸显了它们在癌症研究中的效用和相关性。

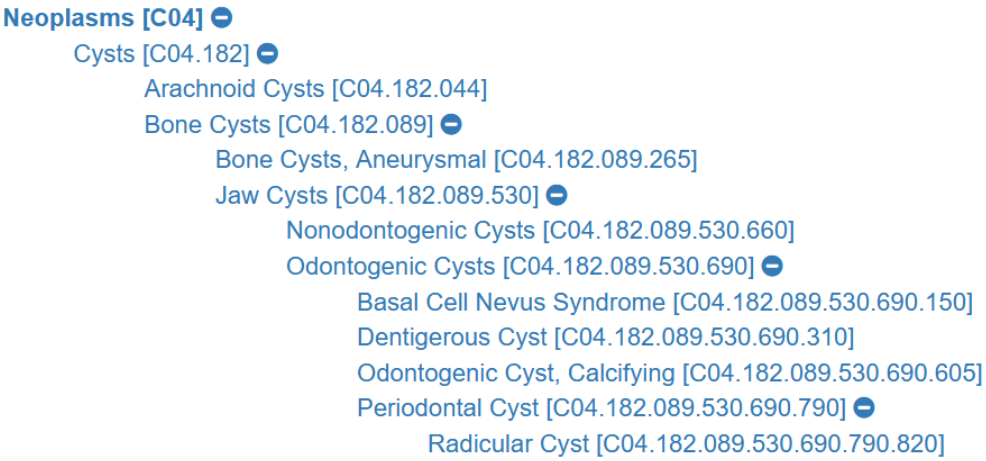

图 2 肿瘤子节点的医学主题词表树结构示例图。

除医学主题词代码 C04 外，我们还采纳了肿瘤学家的意见，将以下医学主题词的下位词纳入考虑范围；这些词条与癌症生物学、治疗和研究的各个方面相关：

- **抗肿瘤药物筛选试验**(E05.337.550.200)：这些试验通过测试抗肿瘤药物抑制癌细胞经济增长的功效，对于识别和开发新的抗肿瘤药物至关重要。
- **癌症疫苗** (D20.215.894.200)：通过刺激免疫系统靶向癌细胞，旨在预防或治疗癌症的疫苗。
- **肿瘤** (C04)：涵盖所有类型肿瘤的广泛类别，包括良性肿瘤和恶性肿瘤。
- **肿瘤DNA**(D13.444.308.425)：指癌细胞特有的遗传物质，可作为诊断或治疗的靶点。
- **肿瘤耐药性**(G07.690.773.984.395)：癌细胞抵抗化疗作用的能力，给癌症治疗带来了重大挑战。
- **肿瘤蛋白质** (D12.776.624)：与肿瘤特异性相关的蛋白质，可作为生物标志物或治疗靶点。
- **肿瘤标志物** (D23.101.140)：存在于血液、其他体液或组织中的生物分子，可表明癌症的存在。
- **肿瘤抗原**(D23.050.285)：由肿瘤细胞产生、可触发免疫反应的物质。
- **致癌病毒**(B04.613)：可通过将其遗传物质整合到宿主基因组中而导致癌症的病毒。
- **培养肿瘤细胞** (A11.251.860)：为研究目的在实验室条件下培养的癌细胞。
- **肿瘤蛋白质** （D12.776.624）：与肿瘤相关的蛋白质，对于理解癌症生物学和开发治疗方法具有重要意义。

• **化疗、癌症、区域灌注** （E04.292.425）：一种将高剂量化疗药物直接输送至肿瘤部位的技术。
•**抗肿瘤药物** (D27.505.954.248)：用于通过抑制恶性细胞生长来治疗癌症的药物。

• **肿瘤坏死因子受体**(D12.776.543.750.705.852.760)：参与可导致肿瘤细胞死亡的信号通路的受体。
• **肿瘤逃逸** (G12.900)：癌细胞逃避免疫系统的机制。

• **肿瘤干细胞** (A11.872.650)：肿瘤内具有自我更新能力并推动癌症进展的干细胞。

• **致癌物**(D27.888.569.100)：能够在活体组织中引发癌症的物质。

• **伽马逆转录病毒** (B04.820.650.375)：一类可将遗传物质插入宿主基因组、从而可能引发癌症的病毒。
•**肿瘤抗体** (D12.776.377.715.548.114.240)：用于靶向并中和癌细胞的抗体。

• **免疫受体** (D12.776.543.750.705)：免疫细胞上的受体，可通过调节来增强针对癌症的免疫反应。
• **肿瘤坏死因子**(D23.529.374.750)：参与破坏癌细胞的蛋白质。

• **肿瘤标志物** (D23.101.140)：用于检测癌症或监测其进展的指标。

• **放射治疗** (E02.815)：利用高能辐射杀死或缩小癌细胞。

参考文献

Aghion P, Howitt P (1992) 通过创造性破坏实现经济增长的模型。《计量经济学》60:323–351 Agrawal A, McHale J, Oettl A (2017年) 明星科学家为何重要：进化生物学中的人才招募与同伴效应。《研究政策》46(4):853–867 Ahuja G (2000) 合作网络、结构洞与创新：一项纵向研究。《行政科学季刊》45(3):425–455 Akcigit U, Caicedo S, Miguelez E, et al (2018) 与明星共舞：通过互动实现创新。技术报告，美国国家经济研究局 Arora A, Belenzon S, Sheer L (2021年) 知识溢出与企业对科学研究的投资。《美国经济评论》111(3):871–898 Arora A, Belenzon S, Cioaca LC, et al (2023) 公共科学对企业研发的影响。技术报告，美国国家经济研究局

Arrow KJ (1962) 发明的经济福利与资源配置。载于：《产业经济学读本》第二卷：私人企业与国家干预。Springer，第219–236页 Arundel A (2001) 专利与保密在收益攫取方面的相对有效性。《研究政策》30(4):611–624 Azoulay P, Ding W, Stuart T (2009年) 学术专利申请对（公共）科研产出速度、质量与方向的影响。《产业经济学杂志》57(4):637–676

Azoulay P, Graff ZivinJS, Wang J (2010) 超级明星消亡。《The Quarterly Journal of Economics》125(2):549–589

Azoulay P、Fons-Rosen C、Zivin JSG (2019a) 科学进步是否一次葬礼只前进一步?《American EconomicReview》109(8):2889–2920

Azoulay P, Graff Zivin JS, Li D, et al (2019年b) 公共研发投资与私营部门专利申请：来自 NIH 资金规则的证据。《《经济学研究评论》》86(1):117–152

Balsmeier B, Fleming L, L¨uck S (2023) 隔离个人知识溢出效应：共同发明人去世与空间引文差异。《AmericanEconomic Review: Insights》5(1):21–33

Baltagi BH, Deng Y (2015) 带随机效应的空间自回归方程联立系统的EC3SLS估计量。《EconometricReviews34(6-10)》:659–694

Bar-Gill O, Parchomovsky G（2003）给予秘密的价值。《弗吉尼亚法律评论》89：1857

Bates D, M¨achler M, Bolker B, 等（2015）使用 lme4 拟合线性混合效应模型。《统计软件杂志》67(1)：1–48

Benlahlou A（2024a）发明者之间的同伴效应：解析其在癌症相关创新中的起源

Benlahlou A（2024b）癌症研究中的同伴效应 Blumenthal D、Causino N、Campbell E 等（1996）生命科学领域学术机构与产业界之间的关系——一项产业调查。《新英格兰医学杂志》334(6)：368–374 Blumenthal D、Campbell EG、Anderson MS 等（1997）在学术生命科学领域不公开研究结果：来自全国教师调查的证据。Jama 277(15)：1224–1228

Bonacich P（1987）权力与中心性：一组测量指标。《美国社会学杂志》92(5)：1170–1182 Bonhomme S（2020）二分网络的计量经济学分析。载于：《网络数据的计量经济学分析》。爱思唯尔，第83–121页 Borjas GJ、Doran KB（2015）哪些同伴至关重要？合作者、同事和竞争者的相对影响。《经济学与统计学评论》97(5)：1104–1117 Boschma R（2005）邻近性与创新：批判性评估。《区域研究》39(1)：61–74 Bradley CJ、Yabroff KR、DahmanB 等（2008）美国癌症死亡的生产力成本：2000–2020年。《JNCI：美国国家癌症研究所杂志》100(24)：1763–1770 Bramoull´e Y、Djebbari H、Fortin B（2009）通过社会网络识别同伴效应。Journal of Econometrics 150(1)：41–55 Bramoull´e Y、Djebbari H、Fortin B（2020）网络中的同伴效应：综述。《经济学年度评论》12(1)：603–629 Breschi S、Catalini C（2010）追踪科学与技术之间的联系：对科学家和发明家网络的探索性分析。《研究政策》39(1)：14–26 Breschi S、Lissoni F（2009）熟练工人的流动与共同发明网络：本地化知识流动剖析。《经济地理学杂志》9(4)：439–468 Breschi S、Lissoni F、Malerba F（2003）企业技术多样化中的知识相关性。《研究政策》32(1)：69–87 Brock WA、Durlauf SN（2001）社会互动下的离散选择。《经济研究评论》68(2)：235–260 Calv´o-Armengol A、Patacchini E、Zenou Y（2009）教育中的同伴效应与社会网络。《经济学研究评论》76(4)：1239–1267 Chen YJ、Zenou Y、Zhou J（2018）网络中的多重活动。《美国经济学杂志：微观经济学》10(3)：34–85 Cockburn IM、Henderson RM（1998）吸收能力、合著行为与药物发现中的研究组织。《产业经济学杂志》46(2)：157–182 Cohen WM、Levinthal DA（1989）创新与学习：研发的两个方面。《经济学杂志》99(397)：569–596

Cohen WM, Nelson RR, Walsh JP (2002) 联系与影响：公共研究对产业研发的影响。《管理科学》48(1):1–23 Cohen WM, Nelson RR, Walsh JP (2003) 保护其知识资产：可占有性条件以及美国制造企业为何申请（或不申请）专利。技术报告，David K. Levine Cohen-Cole E, Liu X, Zenou Y (2018) 多元选择与社会互动的识别。Journal of Applied Econometrics 33(2):165–178 Czarnitzki D, Grimpe C, Toole AA (2015) 延迟与保密：产业资助是否危及学术研究的披露？《产业与公司变革》24(1):251–279 Dahlander L, McFarland DA (2013) 持久的关系：科研合作中关系形成及其随时间的持续性。《行政科学季刊》58(1):69–110 David PA, Mowery D, Steinmueller WE (1992) 分析基础研究的经济回报。《创新经济学与新技术》2(1):73–90 Drukker DM, Egger PH, Prucha IR (2023) 具有高阶空间或社会网络互动的联立方程模型。计量经济学理论 39(6):1154–1201 Ductor L (2015) 共同署名是否会带来更高的学术生产力？牛津经济与统计公报 77(3):385–407 Ductor L, Fafchamps M, Goyal S, 等 (2014) 社会网络与科研产出。《经济学与统计学评论》96(5):936–948 Egger PH, Prucha IR (2023) 针对具有网络互动的联立方程模型的改进GMM估计量。实证经济学 64(6):2535–2542 Evans JA (2010) 产业合作、科学共享与知识传播。科学的社会研究 40(5):757–791 Fafchamps M, Van der Leij MJ, Goyal S (2010) 匹配与网络效应。欧洲经济协会杂志 8(1):203–231 Fleming L, Sorenson O (2004) 科学作为技术搜索中的地图。战略管理杂志 25(8-9):909–928 Freeman RB, Huang W (2015) 与像我一样的人合作：美国境内的族裔合著。劳动经济学杂志 33(S1):S289–S318 Freeman RB, Ganguli I, Murciano-Goroff R (2014) 科学合作增加的原因与缘由。载于：变化中的前沿：重新思考科学与创新政策。芝加哥大学出版社，第17–48页

Frumkin J, Myers AF (2016年) 癌症登月计划专利数据。
h
t
t
p
s://
w
w
w.
u
s
p
t
o.
gov/learning-and-resources/electronic-data-products/cancer-moonshot-patent-dataGoldfarb B (2008年) 政府合同对学术研究的影响：资金来源是否影响科学产出？《研究政策》37(1):41–58 Graham BS (2017年) 具有度异质性的网络形成计量经济学模型。《计量经济学》85(4):1033–1063 Guo J, Qu X (2019年) 上海与北京住房价格的空间交互效应。Regional Science and Urban Economics 76:147–160 Hsieh CS, Lee LF (2016年) 具有内生友谊形成与选择性的社会互动模型。Journal of Applied Econometrics 31(2):301–319 Iaria A, Schwarz C, Waldinger F (2018) 前沿知识与科学生产：来自国际科学合作崩溃的证据。The Quarterly Journal of Economics 133(2):927–991 Jaravel X, Petkova N, Bell A (2018) 团队专属资本与创新。《美国经济评论》108(4-5):1034–1073 Kang IS, Na SH, Lee S, 等 (2009年) 论用于作者消歧的共同署名。Information Processing & Management 45(1):84–97 Katz J, Martin BR (1997年) 什么是科研合作？《研究政策》26(1):1–18 Kelejian HH, Piras G (2014年) 具有内生权重矩阵的空间模型估计及其在香烟需求模型中的应用。Regional Science and Urban Economics 46:140–149 Kelejian HH, Prucha IR (1998年) 用于估计带自回归扰动项的空间自回归模型的广义空间两阶段最小二乘法。The Journal of Real Estate Finance and Economics 17:99–121 Kelejian HH, Prucha IR (2004) 空间相互关联截面方程联立方程组的估计。Journal of Econometrics 118(1-2):27–50 Kelly B, Papanikolaou D, Seru A, 等 (2021年) 长期技术创新的测度。American Economic Review: Insights 3(3):303–320 Kline SJ, Rosenberg N (2010) 创新概述。Studies on Science and the Innovation Process：Nathan Rosenberg文选，第173–203页 Kogan L, Papanikolaou D, Seru A, 等 (2017年) 技术创新、资源配置与经济增长。The Quarterly Journal of Economics 132(2):665–712

Konig M、Liu X、Hsieh CS 等（2023）《二部网络中的合作》。技术报告第26907号，经济政策研究中心（CEPR），讨论论文 K¨onig MD、Liu X、Zenou Y（2019）《研发网络：理论、实证与政策启示》。《经济学与统计学评论》101(3)：476–491 Lee LF（2007）《混合回归空间自回归模型的GMM与两阶段最小二乘法估计》。Journal of Econometrics 137(2)：489–514 Lee LF、Liu X、Patacchini E 等（2021）《谁是关键参与者？青少年犯罪的网络分析》。《商业与经济统计学杂志》39(3)：849–857 Lee YS（2000）《大学与产业研究合作的可持续性：实证评估》。《技术转移杂志》25(2)：111–133 Levin SG、Stephan PE（1991）《生命周期中的研究生产力：学术科学家的证据》。《美国经济评论》页码114–132 Li D、Azoulay P、Sampat BN（2017）《生物医学研究公共投资的应用价值》。《科学》356(6333)：78–81 Li GC、Lai R、D’Amour A 等（2014）《美国专利发明人数据库（1975–2010）的消歧与共同署名网络》。《研究政策》43(6)：941–955 Liu X（2014）《联立方程网络模型的识别与有效估计》。《商业与经济统计学杂志》32(4)：516–536 Liu X、Lee LF（2010）《带中心性的社会互动模型的GMM估计》。Journal of Econometrics 159(1)：99–115 Long JC、Cunningham FC、Carswell P 等（2014）《复杂网络中的合作模式：以转化研究网络为例》。《BMC卫生服务研究》14：1–10 Louis KS、Jones LM、Anderson MS 等（2001）《创业、保密与生产力：临床与非临床生命科学领域教师的比较》。《技术转移杂志》26(3)：233–245 Mairesse J、Turner L（2006）《科学研究中共同发表强度的测量与解释：实验室层面的分析》。载于《创新经济学与新技术的前沿：纪念Paul A David的论文集》，Edward Elgar，切尔滕纳姆和北安普敦，页码255–295 Manski CF（1993）《内生社会效应的识别：反射问题》。《经济学研究评论》60(3)：531–542 Marco AC、Myers A、Graham SJ 等（2015）《美国专利商标局专利转让数据集：描述与分析》

Mele A（2017）《密集网络形成的结构模型》。《计量经济学》85(3)：825–850 Merton RK（1973）《科学社会学：理论与实证研究》。芝加哥大学出版社 Moffitt RA 等（2001）《政策干预、低水平均衡与社会互动》。《社会动力学》4(45-82)：6–17 Mohnen M（2022）《明星科学家与中介者：医学科学家之间的知识溢出》。《管理科学》68(4)：2513–2532 Mokyr J（2011）《雅典娜的馈赠：知识经济的历史起源》。载于：《雅典娜的馈赠》。普林斯顿大学出版社 Mowery DC、Nelson RR、Sampat BN 等（2001）《美国大学专利申请与许可的增长：评估1980年〈拜杜法案〉的影响》。《研究政策》30(1)：99–119

Nelson RR（1959）基础科学研究的简单经济学。《政治经济学杂志》67(3):297–306

Nelson RR、Winter SG（1982）重新审视熊彼特式权衡。《美国经济评论》72(1):114–132

Neyman J、Scott EL（1948）基于部分一致观测的一致估计。《计量经济学：计量经济学会期刊》pp1–32

Nonaka I（2007）知识创造型企业。《哈佛商业评论》85:162–171

Oettl A（2012）重新定义明星：科学家的助人行为与同行绩效。《管理科学》58(6):1122–1140

Patel VL, Arocha JF, KaufmanDR（1999）《医学中的专业知识与隐性知识》。载于：《专业实践中的隐性知识》。心理学出版社，第89–114页。Perkmann M, Walsh K（2009）《合作的两面：大学—产业界关系对公共研究的影响》。《产业与公司变革》18(6):1033–1065。Poege F, Gaessler F, Hoisl K, 等（2025）《填补空白：合作者流失对企业研发的影响》。《管理科学》。Polanyi M（2009）《默会维度》。载于：《组织中的知识》。劳特里奇，第135–146页

Powell WW, Koput KW, Smith-Doerr L（1996）《组织间协作与创新所在地：生物技术领域的学习网络》。《行政科学季刊》，第116–145页。R Core Team（2025）《R：一种统计计算语言》。R 统计计算基金会，奥地利维也纳，网址：https://www.R-project.org/Romer PM（1990）《内生技术变革》。《政治经济学杂志》98(5, Part 2):S71–S102。Rosenberg N, 等（1990）《企业为何（自掏腰包）开展基础研究》。《研究政策》19(2):165–174。Rotolo D, Camerani R, Grassano N, 等（2022）《企业为何发表论文？系统性文献综述与概念框架》。《研究政策》51(10):104606。Shibayama S, Walsh JP, Baba Y（2012）《学术创业与科学资源交换：日本大学生命科学与材料科学领域的材料转移》。《美国社会学评论》77(5):804–830。Singh J（2005）《合作网络作为知识扩散模式的决定因素》。《管理科学》51(5):756–770。Singh J, Fleming L（2010）《独立发明者作为突破性成果的来源：神话还是现实？》。《管理科学》56(1):41–56。Smalheiser NR, Torvik VI, 等（2009）《作者姓名消歧》。《信息科学与技术年度评论》43(1):1。Thursby JG, Thursby MC（2002）《谁在出售象牙塔？大学技术许可的增长来源》。《管理科学》48(1):90–104。Toole AA, Czarnitzki D（2010）《科学商业化：学术创业是否导致大学人才流失？》。《管理科学》56(9):1599–1614。Torvik VI, Weeber M, Swanson DR, 等（2005）《MEDLINE 记录的概率相似度指标：作者姓名消歧模型》。《美国信息科学与技术学会杂志》56(2):140–158。Traag VA, Waltman L, Van Eck NJ（2019）《从 Louvain 到 Leiden：确保社区连接紧密》。《科学报告》9(1):1–12。Uzzi B（1996）《组织经济绩效的嵌入性来源及其后果：网络效应》。《美国社会学评论》，第674–698页。

Von Hippel E（1994）“黏性信息”与问题解决的所在：对创新的启示。《管理科学》40(4):429–439 Waldinger F（2010）质量至关重要：纳粹德国驱逐教授及其对博士生结果的影响。《政治经济学杂志》118(4):787–831 Waldinger F（2012）科学领域的同伴效应：来自纳粹德国科学家被解雇事件的证据。《经济学研究评论》79(2):838–861 Waldinger F（2016）炸弹、大脑与科学：人力资本和物质资本在创造科学知识中的作用。《经济学与统计学评论》98(5):811–831 Wang W, Lee LF, Bao Y（2018）相互关联的网络系统中空间自回归模型的GMM估计。《区域科学与城市经济学》69:167–198 Wuchty S, Jones BF, Uzzi B（2007）团队在知识生产中的日益主导地位。《科学》316(5827):1036–1039 Xu J, Kim S, Song M, 等（2020）构建PubMed知识图谱。《科学数据》7(1):205 Zacchia P（2020）通过科学家网络实现的知识溢出。《经济学研究评论》87(4):1989–2018 Zucker LG, Darby MR（1996）明星科学家与制度转型：生物技术产业形成过程中的发明与创新模式。《美国国家科学院院刊》93(23):12709–12716 Zucker LG, Darby MR, Brewer MB（1998）智力人力资本与美国生物技术企业的诞生。《美国经济评论》88(1):290–306 Zucker LG, Darby MR, Armstrong JS（2002）知识商业化：大学科学、知识获取与生物技术企业绩效。《管理科学》48(1):138–153