引用格式：王泽宇，闫岩，沈子杰，等. 网络动态与创新：结构洞与封闭网络之间的结构转型[J]. 技术经济，2026，45(8)：116-133.
Wang Zeyu，Yan Yan，Shen Zijie，et al. Network dynamics and innovation：Network structure transitions between structural holes and closure networks[J]. Journal of Technology Economics，2026，45(8)：116-133.

青年探索

网络动态与创新：结构洞与封闭网络之间的结构转型

王泽宇，闫 岩，沈子杰，梁智野
（中国人民大学商学院，北京 100872）

摘 要：现有研究多从静态视角分别考察结构洞与封闭网络对组织创新绩效的独立影响，但此类研究忽视了企业在不同网络结构之间进行动态配置的过程。本文基于注意力基础观，将网络结构转型视为一种注意力再分配过程，探讨企业在结构洞与封闭网络之间的转型程度如何影响其创新绩效。企业可用于信息处理与决策的认知资源有限，无法同时关注网络中的全部信息。然而，企业需要在不同网络结构之间进行有选择的注意力配置，因此企业会在不同创新阶段于结构洞与封闭网络之间进行战略性切换，从而形成一种“双元”的网络转型模式。具体而言，探索式创新依赖异质知识获取，因此企业需在结构洞与封闭网络间持续转型以维持多元知识接入并促进探索；而利用式创新依赖知识深化，频繁转型则会削弱关系强度并阻碍学习，从而产生负面影响。基于对784家美国生物制药企业自1998年起15年专利合作序列的纵向分析，并采用最优匹配方法，研究发现，高转型程度显著提升探索式创新，但抑制利用式创新。此外，合作伙伴的网络特征也对上述关系具有调节作用。本文从动态网络构型与注意力配置的视角，拓展了网络与创新研究。

关键词：网络动态；结构洞；封闭网络；探索式创新与利用式创新；最优匹配分析
中图分类号：G203 **文献标志码**：A **文章编号**：1002-980X(2026)08-0116-18
DOI：10.12404/j.issn.1002-980X.J26040312

一、引言

在高度不确定和快速变化的竞争环境中，企业越来越依赖其合作网络来获取关键资源与创新能力。例如，在生物医药行业中，企业需要同时与科研机构、初创企业及大型制药公司建立联系，以获取前沿技术与市场资源；在数字平台经济中，企业通过开放式合作网络不断整合外部知识，同时也依赖稳定的合作关系以实现技术落地与规模化应用。这些实践表明，企业并非仅依赖单一类型的网络结构，而是需要在不同类型的网络关系之间不断调整与重构[1-2]。然而，这种网络配置并非没有代价。一方面，与多样化合作伙伴建立联系有助于企业获取异质性知识并激发创新灵感；另一方面，过度分散的合作关系可能带来协调成本上升与注意力分散的问题。同时，依赖稳定关系虽然有助于深化合作与提升效率，但也可能导致信息冗余与创新路径依赖。因此，企业如何在不同网络结构之间进行权衡与配置，成为影响其创新绩效的关键现实问题[3-4]。基于这一现实背景，本文关注企业如何在结构洞与封闭网络之间配置，从而影响其创新绩效。结构洞是指网络中两个个体或群体之间缺乏直接连接所形成的结构性缺口，而封闭网络则是指所有成员彼此直接相连、形成完整且紧密结构的网络[5-7]。越来越多的研究表明，经纪行为本质上具有短暂性，往往会迅速

收稿日期：2026-04-03
基金项目：国家自然科学基金项目“基于间接知识泄露的创新网络防御研究”(72374200)
作者简介：王泽宇(1998—)，中国人民大学商学院博士研究生，研究方向：社会网络；(通信作者)闫岩(1987—)，博士，中国人民大学商学院副教授，研究方向：社会网络，创新管理；沈子杰(1996—)，中国人民大学商学院博士研究生，研究方向：创新管理；梁智野(1998—)，中国人民大学商学院博士研究生，研究方向：创新管理。

消失[8-9]。新关系的形成、既有关系的衰减及持续的网络重构，会引发网络结构的动态变化，从而促使行动者在结构洞与封闭网络之间进行转换[10]。然而，现有文献通常采用静态视角来看待结构洞与封闭网络之间的关系，对这两种状态的长期动态变化缺乏深入理解[11-14]。

经纪人连接着结构洞两端的节点，从而获得潜在的网络优势[6,15]。跨越结构洞使经纪人能够获取广泛的异质知识，从而获得竞争优势，并识别更优的知识重组机会[16]，进而带来更高的创新产出[17]。然而，当行动者嵌入在高度封闭的网络中时，其可能无法通过结构洞获取多样化知识，从而限制基于重组逻辑的创新潜力[6,18]。近期研究指出，除了结构洞之外，封闭网络同样可以成为促进创新的路径[19-20]。处于封闭网络中的行动者可以通过聚焦于特定领域知识，并遵循“深度探究”逻辑来产生创新想法。然而，这两种网络结构如何差异化地影响企业创新绩效，仍未得到充分探讨。

探索式创新涉及对新思想、新技术和新知识来源的搜索与试验，以创造突破性产品或流程，而利用式创新则侧重于对既有能力与知识的优化与延展，以提升现有产品与运营效率[21-23]。既有研究考察了结构洞与封闭网络对创新的影响，但结论并不一致。一些研究认为，结构洞通过提供多样化知识，促进知识重组机会，从而推动探索式创新。但也有研究指出，跨越结构洞可能增加协调难度与认知负荷，从而阻碍知识整合[5,17,24-25]。封闭网络通常与利用式创新相关，因为其有助于建立信任、促进重复互动及深化知识发展[26-27]。然而，也有学者认为，封闭网络通过促进对特定知识领域的深入理解，从而支持渐进式改进，也可能有助于探索式创新[19-20]。但与此同时，封闭网络中的高度冗余性及对外部新思想的接触不足，也可能限制企业获取新知识，从而抑制探索式创新[28]。这些不一致的发现，可能源于既有研究对网络结构的静态处理，忽视了企业在结构洞与封闭网络之间随时间的动态转型，而忽略这种动态性限制了对其如何影响探索式与利用式创新的理解。

尽管企业可以从不同网络结构中获得不同类型的创新收益，但其可分配的认知资源是有限的[29]，也即企业无法关注网络中的全部信息。因此，企业需要将有限的认知资源有选择地配置于合适的网络结构。本文将企业的研发网络结构视为随时间演化的序列，即“网络结构序列”。具体而言，网络结构序列指企业在连续时间窗口内所处网络结构状态（本文关注结构洞或封闭网络）的有序排列，用以刻画企业在不同网络结构之间的动态转型过程。基于此，本文提出一个理论框架，研究企业在不同网络结构之间的动态转型。采用注意力基础观[20]，探讨企业在结构洞与封闭网络之间的转型程度如何影响其创新绩效。注意力基础观认为，不同网络结构中的个体通过不同路径提升创新绩效[30]。具体而言，探索式创新需要新的知识来源[21,31]。鉴于结构洞具有脆弱且短暂的特性[9]，企业需要在结构洞与封闭网络之间持续转型，以维持对多样化知识来源的获取，从而对探索式创新产生正向影响。相反，利用式创新依赖于高度相关且一致的知识[32]，而过度的网络结构切换会使企业难以与合作伙伴建立强关系，并在特定领域进行深入学习与知识处理[19]，从而对利用式创新产生负面影响。

此外，进一步探讨合作伙伴的网络特征如何影响这一关系。较高的关系稳定性使企业无需过度分配注意力于既有合作伙伴[6,33]，从而能够将剩余注意力重新配置至与其他网络伙伴建立联系上，以获取更多异质知识[34]。这将强化网络结构转型对探索式创新的正向影响，并削弱其对利用式创新的负向影响。相反，较高的合作伙伴网络地位会降低信任水平，使企业需要投入更多注意力用于整合与维持既有关系[35]，从而削弱网络结构转型对探索式创新的正向作用，并强化其对利用式创新的负向影响。

为了测量企业在两种网络结构之间的动态转型程度，本文采用最优匹配分析（optimal matching analysis，OMA）方法，对 784 家自 1998 年起申请专利的美国企业 15 年（60 个季度）内的网络结构变化进行分析。与传统静态方法相比，OMA 通过计算序列对齐的操作成本来衡量序列相似性，并基于相似性进行聚类，以识别典型序列，从而能够整体评估序列的动态轨迹[36-37]。在 OMA 方法中，“湍动性（Turbulence）”用于衡量序列在一段时间内的复杂性与不稳定程度。与仅关注状态转换次数的简单指标不同，湍动性综合考虑了状态转换的频率、不同状态的持续时间及序列中状态分布的多样性，从而能够更全面地刻画序列内部动态变化的强度与不规则性[37-38]。该指标本质上反映了序列在不同状态之间“来回波动”的程度：当序列频繁切换、状态持续时间较短且分布不均衡时，其湍动性较高，表明企业网络结构经历了更为剧烈和复杂的动态重构；反

之,则意味着网络结构相对稳定。因此,相较于单一维度的复杂性指标,湍动性能够更细致地捕捉企业在结构洞与封闭网络之间转型的复杂模式。基于此,本文使用“湍动性”来衡量企业网络结构动态中的转型程度。

本文的研究贡献主要体现在以下方面:首先,通过考察结构洞与封闭网络之间的动态转型如何影响企业创新绩效,拓展了企业层面的社会网络研究[10,39]。同时,通过引入网络演化的动态视角,试图调和关于开放网络与封闭网络何者更有利于提升组织创新水平的长期争论[1-4,14]。其次,基于注意力基础观,强调企业注意力资源的有限性,揭示网络结构转型对探索式与利用式创新的差异化影响。此外,进一步探讨了影响这一关系的情境因素,深化了对合作伙伴网络特征如何塑造企业网络与创新绩效关系的理解。最后,将源自生物医学领域的序列分析方法——OMA——引入网络研究。该方法能够通过捕捉状态转移频率、状态持续时间及序列对齐成本,对企业网络结构的动态变化进行细致刻画。这种分析颗粒度是传统网络研究方法难以实现的。

二、文献回顾

(一)结构洞与封闭网络:促进创新的两种路径

结构洞是指网络中两个个体之间的结构性缺口,这两个个体拥有互补的信息来源,但彼此之间并未直接连接[6]。现有关于结构洞中经纪人如何获得创新优势的研究,主要围绕两个概念性机制展开:获取异质资源与对信息的控制[40]。首先,经纪人可以利用结构洞接触多样化且新颖的知识,使自身暴露于新的信息与资源之中。这为其提供了更丰富的知识重组机会,从而对创新产生正向影响[17,24]。其次,基于 Simmel[41] 提出的“第三者分离者”(tertius separans,或 tertius gaudens)概念,经纪人可以通过控制信息与资源在他人之间的流动来在市场中创造价值[42-44],并从这一位置中获取租金收益[45]。这些机制共同解释了经纪人在结构洞中的经纪优势。

然而,越来越多的研究表明,封闭网络同样可以成为促进创新的有效路径[19,46]。有学者指出,尽管异质知识有助于行动者产生创新性想法[47],但处于高度封闭网络中的行动者通常难以接触此类知识。因此,与开放网络中常见的知识重组逻辑不同,封闭网络中的行动者可能通过“深度探究”逻辑来产生创新想法[48-49]。在封闭网络中,行动者聚焦于特定知识领域,从而获得对其细节与差异的更精细理解[19]。通过这种深入且局部化的问题解决方式,他们可以在既有想法基础上进行渐进式改进,从而提出新的解决方案[48],这构成了一种区别于知识重组的创新生成逻辑。

因此,企业在其合作网络中如何配置这两种网络结构,将决定其所采用的创新逻辑[1-2]。企业无法长期维持结构洞优势[7],且结构洞本身的脆弱性也意味着企业无法持续依赖异质知识来进行重组式创新[9,50]。因此,企业可能在结构洞与封闭网络之间进行转型,但这种动态变化在既有研究中被忽视[10,39-40]。在网络结构转型过程中,企业同样面临认知约束,即其无法同时利用结构洞所带来的异质知识优势与封闭网络所提供的深度问题解决能力[29]。因此,企业需要解决在网络结构转型过程中如何配置其有限的注意力资源的问题。基于注意力基础观[20],下文将进一步理论化企业在结构洞与封闭网络之间转型过程中注意力配置的变化,以及这种配置如何差异性地影响探索式与利用式创新。

(二)探索式创新与利用式创新:基于注意力的视角

企业通过探索式创新创造新的竞争能力,而利用式创新则用于强化其既有能力[21-22]。促进企业探索式创新的关键在于获取与整合异质知识,并将这些新知识与既有知识进行有效结合[51]。多样化的知识资源为企业构建更丰富的知识基础提供了可能,这种多样性不仅拓展了企业的认知边界,还为跨领域整合奠定了基础,从而帮助企业在高度竞争的环境中脱颖而出[52-53]。然而,探索式创新不仅依赖于新颖且异质知识的引入,还依赖于企业将这些外部资源与既有知识体系有效结合的能力,以生成新的知识组合与创新解决方案[17,54]。这一整合过程促使企业重新审视其认知框架与因果推理模式,从而激发创造性解决方案[21]。

当企业在结构洞与封闭网络之间频繁转型时,其可能采取一种“分散注意力”策略来配置其注意力[55]。在这种策略下,企业可能将注意力分配给多个合作伙伴,并形成相对较弱的连接。通过这种方式,企业能够最大

化地从不同合作方获取多样化信息，而非深度聚焦于单一的信息流[56]。这种方式使企业能够积累大量异质知识，并通过知识重组逻辑将其与既有知识相结合，从而生成新的解决方案并提升探索式创新水平[32]。因此，提出如下假设：企业在结构洞与封闭网络之间的转型程度越高（即网络结构序列的湍动性越高），其探索式创新绩效越显著，因为这种转型促使企业关注从不同合作伙伴获取异质知识，从而提升其探索式创新能力。

基于此，本文提出假设：

企业研发网络结构序列的湍动性对企业探索式创新绩效具有正向影响（H1）。

相较之下，相关知识的获取与整合被认为是推动企业利用式创新的核心动力[10,57]。相关知识的丰富性有助于促进既有知识的高效交换与深度重组，这是企业优化资源配置并提升创新效率的关键。通过整合更多相关知识，企业能够在知识利用中实现协同效应[58]，从而提高知识整合的有效性，并强化其在既有领域中的核心竞争力。相反，利用式创新通常难以从无关知识中获益[32]。它需要在企业既有知识领域内进行更深入的挖掘与精细化发展，而无关知识的多样性与复杂性可能会阻碍有效整合，甚至干扰创新过程[28,59]。此外，整合异质且不相关的知识还可能导致信息过载，增加认知负担与决策复杂性，从而削弱创新效率[60]。

较高程度的结构洞与封闭网络之间的转型，可能限制企业实现利用式创新。首先，频繁的网络结构转型使企业难以专注于其既有知识领域[28]。来自结构洞的广泛异质知识可能干扰企业深化既有专业能力的努力，从而削弱其对既有资源的利用能力。其次，面对频繁的网络结构转型，企业的注意力资源可能高度分散，难以集中于既有知识领域中的深度与复杂问题[61]。这将降低企业在既有领域进行深入发展的潜力，而这种发展通常需要高度专注与持续注意力[20]。最后，这种转型还可能阻碍企业在封闭网络中建立稳定的信任关系与深度合作，从而影响与合作伙伴之间的知识共享与协同产出[62]。缺乏稳定的合作基础，企业将难以充分利用相关知识整合所带来的优势，从而对利用式创新产生负面影响。

基于此，本文提出假设：

企业研发网络结构序列的湍动性对企业利用式创新绩效具有负向影响（H2）。

（三）合作伙伴网络特征的调节作用

正如 Burt[63] 所指出，网络经纪更像是一种技艺而非一种商品，因此其收益在个体之间通常存在较大差异。大量研究表明，当经纪人与其关系对象之间具有更高水平的信任时，经纪行为往往能够带来更好的绩效。基于前文假设的逻辑，企业网络结构序列中的转型程度通过影响企业注意力资源的配置，从而影响其探索式与利用式创新[20]。因此，有必要进一步提出，企业合作伙伴的网络特征将塑造企业的注意力配置策略，从而调节网络结构序列湍动性与创新绩效之间的关系。具体而言，当企业与其合作伙伴之间具有更高的关系稳定性时，双方能够建立更高水平的信任[50,64]。这种信任使企业可以在不必过度关注既有关系维护的情况下，将部分注意力资源投入到新关系的建立中，从而强化网络结构转型对探索式创新的正向影响，并缓解其对利用式创新的负向影响。相反，当合作伙伴具有更高的网络地位时，企业需要投入更多注意力资源以维持这些既有关系[40]，从而减少用于获取新关系中异质资源的注意力，这将削弱网络结构转型对探索式创新的正向作用，并强化其对利用式创新的负向作用。

关系稳定性反映了企业自我网络在不同时间段之间保持一致的程度[65]。它不仅是一种结构性特征，同时也是一种动态过程，刻画了企业与合作伙伴关系的持续性与稳定性。稳定的网络关系有助于在多个层面促进合作与知识交换。首先，稳定关系有助于合作双方建立并深化共享规范与语言[66]，从而有效降低沟通成本，促进隐性知识的传递[67]，提升知识共享的效率与准确性。其次，关系的持续性会逐步增强相互信任，降低信息不对称或目标冲突所带来的摩擦，这种信任基础为创新活动的顺利开展提供了保障。最后，稳定的合作关系能够减少频繁更换合作伙伴所带来的协调与适应成本，从而实现更高效的资源配置[68]。

当企业与其合作伙伴之间具有较高的关系稳定性时，这种长期稳定的合作显著降低了知识整合的难度与成本。合作双方所形成的稳定关系营造出信任与协作的环境，有助于高效的知识共享并促进隐性知识的传播[69]。这反过来使得经纪人（即企业）能够更有效地获取并整合信息，提高异质知识与既有知识结合的效率[70]。这种信任机制使企业无需将过多注意力用于维持与既有合作伙伴之间的沟通效率上，从而为其在网络中与新伙伴建立关系、获取新知识提供了空间，进而提升知识重组的潜力。因此，较高的关系稳定性强

化了网络结构转型对企业探索式创新的正向影响[71]。

此外,与合作伙伴建立的稳定关系还有助于企业在网络中积累更高的声誉与可信度[72]。这种声誉不仅提升了企业在网络中的地位,还使其能够吸引更多高质量的新合作伙伴。这一良性循环进一步强化了企业的网络优势,使其在获取更多异质知识与信息的同时,减少在封闭网络中维持既有关系所需的注意力投入。由此,企业能够更好地在结构洞所提供的异质知识与封闭网络中的信任关系之间实现动态平衡。因此,关系稳定性作为企业网络中的重要结构性资源,使企业既能够减少对既有合作关系的注意力投入,又能够通过建立新关系获取异质资源,从而强化网络结构转型对探索式创新的正向影响,并削弱其对利用式创新的负向影响。

基于此,本文提出假设:

随着关系稳定性的提高,企业研发网络结构序列湍动性与探索式创新之间的正向关系将得到强化(H3a);

随着关系稳定性的提高,企业研发网络结构序列湍动性与利用式创新之间的负向关系将被削弱(H3b)。

网络中的高地位行动者在选择互动关系时拥有更高的自主性,这使得关系的维持更具不确定性,并往往由高地位一方主导[73]。当经纪人与高地位合作伙伴建立联系时,这些伙伴通常具有更强的独立性,会根据自身利益决定是否维持或终止关系。这种权力不对称迫使经纪人投入更多注意力资源以协调和维持这些关系,从而显著提高其网络结构的管理成本[40]。

在这一情境下,企业在结构洞与封闭网络之间转型程度越高,就越需要投入更多注意力资源来维持与高地位合作伙伴的既有关系。尽管结构洞能够为经纪人提供获取异质知识的机会,但维持与高地位合作伙伴的关系通常需要大量时间、精力和资源,使得经纪人难以有效整合和应用所获得的知识[66]。高地位合作伙伴不仅增加了关系维持的难度,还可能因其在网络中的主导地位,对经纪人的创新活动施加额外约束。为了维持与高地位合作伙伴的关系,企业可能需要将原本用于建立新关系的注意力资源转移至既有关系的维护上。这削弱了网络结构转型对探索式创新的正向影响,因为经纪人无法充分利用异质知识的潜在价值,从而降低企业的探索式创新水平。

对于利用式创新而言,这种动态关系的负面影响更为显著。维持与高地位合作伙伴的关系通常会消耗企业大量的注意力资源,使其难以专注于与既有合作伙伴之间的深入互动和知识整合[74]。这种注意力分散效应不仅破坏了经纪人与原有合作伙伴之间的协作与默契,还削弱了其在熟悉领域中积累与创新的能力。此外,高地位合作伙伴的参与还可能改变网络中的权力结构与资源分配,进一步削弱企业在原有网络中的竞争地位。这些因素共同导致经纪人在利用式创新中的绩效下降。

基于此,本文提出假设:

随着合作伙伴网络地位的提高,企业研发网络结构序列湍动性与探索式创新之间的正向关系将被削弱(H4a);

随着合作伙伴网络地位的提高,企业研发网络结构序列湍动性与利用式创新之间的负向关系将被强化(H4b)。

三、研究方法、模型构建与数据来源

(一)序列分析中的最优匹配分析

现有研究已经发展出多种用于分析序列的方法,包括事件史分析、生存分析及序列对齐方法。其中,OMA因其能够对序列数据进行全面且动态的分析,在社会科学研究中受到广泛关注[75]。OMA方法最初源于自然科学研究,用于识别蛋白质和DNA序列之间的相似性。该方法将序列视为一个整体,通过计算序列对齐的成本来衡量序列之间的相似性,并基于这些相似性对序列进行聚类,从而识别典型的序列类型[76]。具体而言,OMA采用“编辑距离”的概念,即计算将一个序列转换为另一个序列所需的最小操作次数。这些操作包括插入、删除和替换,每种操作都对应一定的成本。通过计算这些操作的总成本,OMA能够评估两个序列之间的“距离”。与其他方法相比,OMA将序列作为整体进行处理,从而能够对其动态轨迹进行更为全

面的评估[36]。

既有研究通常从静态视角分析网络结构，或仅关注有限时间窗口内的动态变化。然而，这些方法难以从整体上刻画网络结构序列的演化过程[40]。相比之下，OMA 为分析企业网络结构序列的轨迹动态提供了一种更为稳健的方法，使研究者能够更系统地理解其随时间演化的整体过程。

在序列分析框架下，除序列相似性之外，OMA 方法还提出了湍动性指标，用于衡量序列在时间维度上的复杂性与不稳定程度。该指标源于生命历程研究中的序列分析方法，旨在综合刻画序列内部状态变化的动态特征。具体而言，湍动性同时考虑状态转换的频率、各状态的持续时间及序列中状态分布的多样性，从而能够反映序列在不同状态之间变化的程度及其不均衡性。相较于仅基于状态转换次数的简单度量，湍动性在捕捉序列动态变化的整体特征方面更为全面。一般而言，较高的湍动性意味着序列在不同状态之间转换更为频繁，且各状态持续时间分布较为分散，反映出较高程度的动态重构；而较低的湍动性则表明序列相对稳定。本文将该指标引入企业网络结构分析，有助于系统刻画企业在结构洞与封闭网络之间的动态转型过程，并关注其对创新绩效的影响。

（二）数据和样本

使用制药行业（SIC 283）的数据来检验研究假设，主要基于两点考虑：首先，制药企业创新具有高成本、高不确定性和知识复杂性强的特征，因此企业通常会构建广泛的合作网络以促进研发创新[77-78]。其次，制药企业在创新过程中会申请大量专利[79-80]，这能够有效捕捉创新活动与网络动态。

通过 Orbis 专利数据库中的专利申请数据来追踪企业的研发创新与网络动态。因为共同申请专利被视为组织之间存在研发联系的有力证据[81]，基于联合申请专利的数据，构建企业间的研发合作网络。Deeds 和 Hill [82]指出，研发合作关系通常持续约 3 年。因此，采用滚动 3 年窗口来构建企业间研发网络：如果企业 A 与企业 B 在 t 年共同申请专利，则认为二者在 $t-2$、$t-1$ 和 t 年均存在合作关系。

根据 Dlouhy 和 Biemann [36]的建议，为确保每个序列至少包含 25 个时间单元，选取了从首次到最后一次专利申请跨度至少为 15 年（60 个季度）的企业，以构建企业网络结构变化的序列数据。采用季度作为时间间隔，是因为其能够更细致地刻画企业网络结构随时间的演化过程，捕捉使用年度数据可能忽略的短期波动。这种更高的时间分辨率有助于更准确地分析企业网络的动态变化。面板数据包含为期 9 年的纵向观测。对于每个企业，序列从其首次专利申请所在的季度开始，将前 7 年的序列作为第一个观测点，然后在此基础上逐步加入第 8 年的四个季度作为第二个观测点，依此类推。例如，若企业 A 在 1998 年第一季度首次申请专利，则其 60 个季度的序列覆盖 1998—2012 年。其中，1998 年第一季度至 2004 年第四季度（28 个时间段）构成第一个观测点（2004 年），1998 年第一季度至 2005 年第四季度（32 个时间段）构成第二个观测点（2005 年），并持续形成一个为期 9 年的面板（2004—2012 年）。需要注意的是，若企业首次专利申请不在第一季度，则序列从实际申请时间开始计算。例如，若企业 A 在 1998 年第四季度首次申请专利，则其第一个观测点为 1998 年第四季度至 2004 年第四季度，共 25 个时间段，仍满足最小序列长度要求。

最终，选取首次专利申请发生在 1998 年第一季度至 2002 年第四季度之间，且从首次到最后一次申请专利的序列长度不少于 60 个时间段的企业，共得到 784 家样本企业。此外，将企业名称与 Orbis 和 Compustat 数据库中的 BvD（Bureau van Dijk）标识符进行匹配，以获取其他相关变量。

（三）变量说明

1. 被解释变量：探索式创新（*ERI*）和利用式创新（*EII*）

参照既有研究，使用企业专利的国际专利分类（IPC）代码来衡量探索式与利用式创新[32,83-84]。理论上，探索式与利用式创新通常被界定为企业的战略取向。近年来研究普遍采用创新结果对其进行操作化测度，尤其是在专利研究中，通过知识新颖性与路径延续性来区分两类创新[21,25,85]。采用 5 年滚动窗口来考察企业的专利申请活动[5]。对于某一专利 A，若企业在此前 5 年内未曾在相同的四位 IPC 分类中申请过专利，则将该专利界定为探索式创新；相反，若企业在此前 5 年内已在该 IPC 分类中申请过专利，则将其界定为利用式创新。该方法基于知识基础的新颖性划分逻辑，已被广泛用于刻画企业进入新知识领域与深化既有知识领域的创新行为[46,86-87]。随后，统计企业在 t 年申请的探索式专利和利用式专利数量。此外，还分别采用 4

年、6 年及整个观察期作为时间窗口进行计算,以确保因时间窗口选择所带来的因变量偏差不会影响结果[32]。这种基于专利新颖性的划分与突破性创新与渐进性创新在经验层面具有一致性:探索式创新通常体现为更高程度的知识新颖性,而利用式创新则更多表现为既有知识路径的延展与优化[88]。因此,本文的测度在结果层面能够合理表征企业的创新类型,同时保留其与战略取向的一致性。

2. 解释变量:湍动性(*Turbulence*)

湍动性(*Turbulence*)是 OMA 中的一个关键指标,用于衡量序列的复杂性。该指标刻画了序列中不同片段的变化程度及其对整体复杂性的影响[37-38]。具体而言,湍动性主要考虑两个方面:其一是序列中状态转换的频率,其二是这些转换的复杂性。在计算过程中,湍动性不仅关注不同状态之间转换的次数,还考虑这些转换所呈现的复杂模式。较高的湍动性值意味着状态变化更加频繁、转换模式更加复杂,表明该序列更具动态性和不稳定性。具体计算公式如式(1)所示。

$$T(x)=\log_2\left[\varnothing(x)\frac{s^2_{t,\max}(x)+1}{s^2_t(x)+1}\right] \tag{1}$$

其中:$s^2_{t,\max}(x)$ 为在给定序列总持续时间 $l(x)=\sum t_j$ 的条件下,$s^2_t(x)$ 所能达到的最大值。该最大值为 $s^2_{t,\max}(x)=[l_d(x)-1][1-\bar{t}(x)]^2$,其中 $\bar{t}(x)$ 为在不同状态下连续停留时间的平均值。

在计算企业网络结构转型序列的湍动性时,首先计算企业 i 在 t 年每个季度的约束指数(*constraint*)[6]。在 OMA 框架下,序列中的每一个片段都需要被赋予一个状态。因此,以 *constraint* 的中位数为阈值,对企业在每个季度的网络结构状态进行划分:当企业的 *constraint* 高于中位数时,将其归类为封闭网络;否则归类为结构洞[9]。在明确每个季度的网络结构状态之后,构建企业的网络结构转型序列,并基于该序列计算湍动性指标,以衡量企业在结构洞与封闭网络之间的转型程度。

3. 调节变量

关系稳定性(*Tie Stability*)。与既有研究一致[64,77],本文将关系稳定性定义为稳定合作关系的数量,即在 3 年时间窗口内持续至少 2 年的合作关系数量。

合作伙伴网络地位(*PNS*)。较高的中心性意味着在网络中具有更高的地位与权力[89]。合作伙伴较高的网络地位可能过度占用企业的注意力资源,使企业难以建立新关系以获取异质资源,从而削弱结构洞带来的收益。*PNS* 计算公式如式(2)所示。

$$PNS=\frac{\sum_{i=1}^{N}Degree_i}{N} \tag{2}$$

其中:i 为企业的研发合作伙伴;N 为合作伙伴总数;$Degree_i$ 为合作伙伴 i 的度中心性。

4. 控制变量

为减少其他网络层面与企业层面变量对因变量的替代性解释,在模型中控制了一系列相关变量。

在企业层面,控制以下变量:企业规模(*Firm Size*)是影响创新产出的重要因素,大型企业通常拥有更多资源,从而可能具备创新优势[36],但也有研究认为小型企业更具灵活性,从而在创新方面更具优势[90],具体以企业当年的员工人数(取对数)来衡量。企业年龄(*Firm Age*)同样是重要因素,既有研究强调其与创新之间的关系[91],因此以企业成立至今的年数来衡量企业年龄。上市状态(*Public*)用于表示企业是否上市,该变量也是预测创新绩效的重要因素,因为上市企业通常拥有更多资源与更大规模,从而对创新产生正向影响。根据企业的上市与退市时间确定其上市状态,若企业在某一年处于上市状态,则赋值为 1,否则为 0。超级发明者(*Superstar Inventor*)被视为高创新绩效的指标[92],通过计算企业当年专利的被引次数来衡量,若该企业的引用数位于前 5%,则该变量取值为 1,否则为 0。此外,还控制了研发支出(*R&D Expenses*)、流动资产(*Current Assets*)和现金流(*Cash Flow*),以反映企业财务状况对创新的影响[93]。

在网络层面,控制以下变量:关系强度(*Tie strength*)为企业在某一年与其他企业的合作次数除以合作伙伴总数[94]。更强的关系通常与更高水平的信任相关[95],并有助于促进企业之间的知识转移[47],从而可能

影响创新绩效。技术距离(*Technology Distance*)指企业与其合作伙伴之间在技术能力上的差异,这种差异会影响企业吸收外部知识的能力,从而影响其创新能力[96]。通过计算企业与其合作伙伴在5年窗口内、基于四位IPC分类的专利分布之间的欧氏距离来衡量技术距离。网络规模(*Network Size*)指企业二阶自我网络中的合作伙伴数量,较大的网络规模意味着企业能够接触更多异质知识资源,从而有助于提升创新绩效[32]。

5. 模型设定与估计方法

由于因变量为计数变量且仅取非负整数值,本文采用泊松回归作为主要估计方法。泊松回归能够有效处理计数数据,尤其是在事件发生频率较低的情况下,能够提供较为准确的估计结果。同时,其假设较为简单,即数据服从泊松分布,是计数数据建模的常用方法。此外,泊松回归放宽了误差项正态分布的要求,因此能够处理一定程度的异质性。

然而,泊松回归因过度离散(即方差大于均值)存在局限。为应对这一问题,本文在稳健性检验中进一步采用零膨胀泊松回归和负二项回归模型。这些方法更适用于处理大量零值或过度离散的数据,从而确保估计结果的可靠性与稳健性[97]。此外,在模型估计中,控制了年份虚拟变量,以消除潜在的年份特定影响,从而提高模型估计的准确性与有效性。鉴于样本企业之间基本相互独立,还在企业层面对标准误进行了聚类处理。

四、数据结果

本文旨在探讨企业网络结构转型对探索式与利用式创新绩效的影响,使用784家企业在1998—2016年的动态网络结构数据来检验研究假设。在数据分析中,方差膨胀因子(VIF)检验的平均值为2.49,远低于建议阈值10[98]。因此,不存在多重共线性问题。表1展示了样本的主要变量描述性统计。

采用OMA方法,对企业网络结构序列的动态变化进行了纵向分析,并得到了一些有意义的结果。由于本文主要关注企业网络序列的内部复杂性,这里仅简要报告企业间序列的相似性分析结果。序列片段以季度为单位构建。

以在1998年第一季度首次申请专利的企业为例($N=56$)。这些企业中最常见的序列转型模式为“始终处于封闭网络”($N=34$,占60.7%),其次为“封闭网络(13个季度)—结构洞(8个季度)—封闭网络(39个季度)”($N=2$,占3.6%)。进一步计算这些企业在两种网络结构中的持续时间。结果显示,平均而言,每家企业在结构洞中停留3.6个季度,在封闭网络中停留56.4个季度。

本文采用度量距离(metric distances)来衡量序列之间的相似性[75],并使用Ward方法[36]对这些序列进行聚类。最终的聚类结果如图1所示。这些企业的网络结构动态演化可以归纳为三种典型轨迹。第一类(聚类1)为长期处于封闭网络状态的企业,占56家中的48家(85.7%);第二类(聚类2)为初期具有较高结

表1　主要变量描述性统计

变量类型	变量符号	观测值	均值	标准差	最小值	最大值
被解释变量	*ERI*	7056	0.8073	2.8604	0	72.0000
	EII	7056	7.9624	23.2989	0	471.0000
解释变量	*Turbulence*	7056	2.2849	2.0468	1.0000	11.2009
控制变量	*Firm Size*	7056	4.5382	1.0514	0	12.7159
	Firm Age	7056	25.4303	42.5208	0	552.0000
	Public	7056	0.0480	0.2149	0	1.0000
	Superstar Inventor	7056	0.0108	0.0984	0	1.0000
	Tie Strength	7056	9.5499	14.7668	0	345.8750
	Tech Distance	7056	0.1716	0.1829	0	1.0000
	Network Size	7056	3.3256	2.9787	0	10.2408
	R&D Expenses	7056	8.4382	1.1678	0	16.1328
	Current Assets	7056	9.5621	1.2831	0	20.1205
	Cash Flow	7056	1.9316	2.3460	0	17.1761
调节变量	*Tie Stability*	7056	6.1252	13.9532	0	377.0468
	PNS	7056	4.8747	3.1654	0	11.8850

构洞水平,但随后结构洞逐渐减少并转向封闭网络的企业,占 56 家中的 6 家(10.7%);第三类(聚类 3)为最初处于封闭网络,但逐步演化为经纪人的企业,占 56 家中的 2 家(3.6%)。

表 2 展示了探索式创新的泊松回归估计结果。模型 1 仅包含控制变量;在模型 2 中加入了湍动性(*Turbulence*)变量。与假设 H1 一致,湍动性对企业探索式创新(*ERI*)具有显著正向影响($b = 0.056, p < 0.01$)。将回归结果转化为事件发生比后可知,湍动性每增加 1 个单位,企业的探索式创新提高约 5.72%。

在模型 3 和模型 4 中,分别加入了关系稳定性(*Tie Stability*)和合作伙伴网络地位(*PNS*)。模型 3 中,关系稳定性与湍动性的交互项系数为正且显著($b = 0.006, p < 0.01$),支持假设 H3a,表明关系稳定性强化了湍动性对探索式创新的正向作用。模型 4 中,*PNS* 与湍动性的交互项系数为负且在边际显著性水平上显著($b = -0.009, p = 0.063$),在 10%显著性水平上支持假设 H4a,表明合作伙伴网络地位削弱了湍动性对探索式创新的正向影响。

表 3 展示了利用式创新的泊松回归估计结果。模型 1 仅包含控制变量;在模型 2 中加入了湍动性(*Turbulence*)。与假设一致,湍动性对企业利用式创新(*EII*)具有显著负向影响($b = -0.033, p < 0.01$)。将回归结果转化为事件发生率后可知,湍动性每增加 1 个单位,利用式创新约下降 3.2%。

在模型 3 和模型 4 中,分别加入了关系稳定性(*Tie Stability*)和合作伙伴网络地位(*PNS*)。模型 3 中,关系稳定性与湍动性的交互项系数为正且显著($b = 0.004, p < 0.01$),支持假设 H3b,表明关系稳定性削弱了湍动性对利用式创新的负向影响。模型 4 中,*PNS* 与湍动性的交互项系数为负且高度显著($b = -0.016, p < 0.01$),支持假设 H4b,表明合作伙伴网络地位强化了湍动性对利用式创新的负向作用。

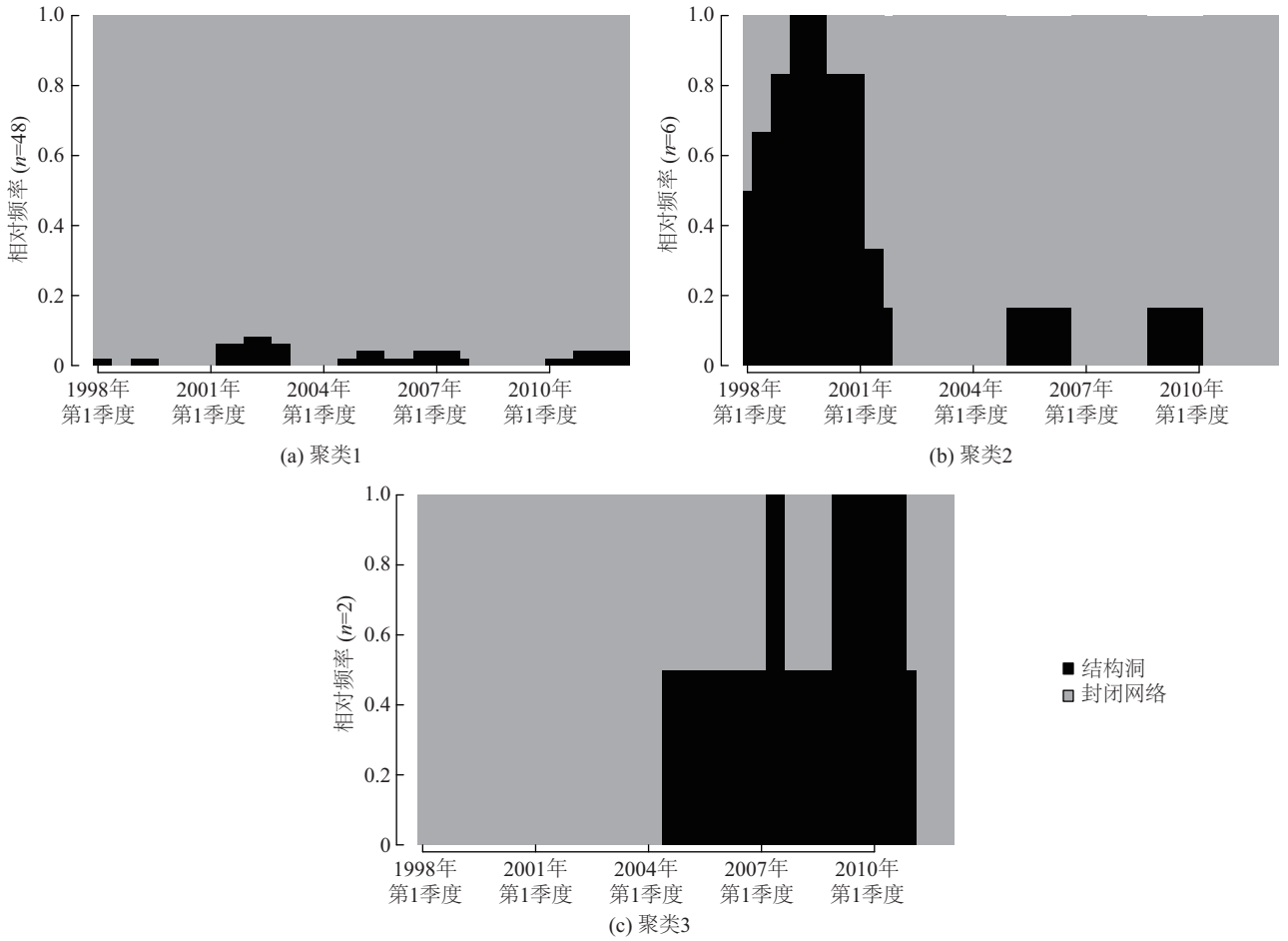


图 1　企业网络结构转换的聚类

表 2　网络结构转换对探索式创新的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
Turbulence		0.056***	0.026	0.096***	0.083**
		(0.020)	(0.020)	(0.034)	(0.036)
Tie Stability			−0.001		−0.003
			(0.002)		(0.002)
Turbulence × Tie Stability			0.006***		0.008***
			(0.001)		(0.001)
PNS				0.336***	0.372***
				(0.034)	(0.034)
Turbulence × PNS				−0.009*	−0.013***
				(0.005)	(0.005)
Firm Size	−0.068	−0.073	−0.098	−0.078	−0.094
	(0.063)	(0.063)	(0.062)	(0.063)	(0.063)
Firm Age	0.001	0.001	0.000	0.001	0.000
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)
Public	0.312**	0.326**	0.265	0.351**	0.288*
	(0.154)	(0.153)	(0.166)	(0.155)	(0.167)
Superstar Inventor	0.045	0.134	0.145	0.199	0.194
	(0.309)	(0.293)	(0.283)	(0.234)	(0.227)
Tie Strength	0.008***	0.008***	0.008***	0.003**	0.002
	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.001)	(0.002)
Tech Distance	−0.711***	−0.707***	−0.510**	−1.225***	−1.085***
	(0.217)	(0.219)	(0.210)	(0.245)	(0.240)
Network Size	0.149***	0.151***	0.124***	−0.091***	−0.138***
	(0.012)	(0.011)	(0.012)	(0.028)	(0.028)
R&D Expenses	0.018	0.023	0.011	0.061	0.047
	(0.042)	(0.043)	(0.041)	(0.044)	(0.043)
Current Assets	0.044	0.048	0.064	0.032	0.046
	(0.050)	(0.050)	(0.050)	(0.051)	(0.051)
Cash Flow	−0.017	−0.016	−0.008	−0.012	−0.005
	(0.021)	(0.021)	(0.021)	(0.021)	(0.020)
Constant	−0.839**	−1.008**	−0.901**	−1.918***	−1.924***
	(0.407)	(0.415)	(0.422)	(0.424)	(0.431)
N	7056	7056	7056	7056	7056
Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Wald χ^2	388.772	445.802	627.564	674.468	758.452
Log likelihood	-1.27×10^4	-1.27×10^4	-1.25×10^4	-1.23×10^4	-1.20×10^4
Pseudo R^2	0.066	0.069	0.084	0.098	0.117

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著；括号内为标准误。

表 3　网络结构转换对利用式创新的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
Turbulence		−0.033***	−0.050***	0.073***	0.041*
		(0.013)	(0.014)	(0.021)	(0.021)
Tie Stability			0.005***		0.004**
			(0.002)		(0.002)
Turbulence × Tie Stability			0.004***		0.005***
			(0.001)		(0.001)
PNS				0.235***	0.268***
				(0.025)	(0.024)
Turbulence × PNS				−0.016***	−0.016***
				(0.003)	(0.004)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
Firm Size	−0.002 (0.061)	0.002 (0.061)	−0.183*** (0.043)	−0.014 (0.059)	−0.193*** (0.042)
Firm Age	−0.000 (0.001)	−0.000 (0.001)	−0.001 (0.001)	−0.000 (0.001)	−0.001 (0.001)
Public	0.559*** (0.118)	0.551*** (0.118)	0.161 (0.125)	0.549*** (0.116)	0.162 (0.123)
Superstar Inventor	0.023 (0.268)	−0.029 (0.275)	0.016 (0.250)	0.003 (0.227)	0.032 (0.213)
Tie Strength	0.006*** (0.001)	0.007*** (0.001)	0.006*** (0.001)	0.003*** (0.001)	0.001 (0.001)
Tech Distance	−3.076*** (0.201)	−3.069*** (0.201)	−2.619*** (0.181)	−3.456*** (0.213)	−3.099*** (0.196)
Network Size	0.302*** (0.009)	0.301*** (0.009)	0.259*** (0.009)	0.163*** (0.022)	0.095*** (0.022)
R&D Expenses	0.277*** (0.047)	0.273*** (0.047)	0.160*** (0.038)	0.308*** (0.047)	0.199*** (0.039)
Current Assets	−0.123** (0.056)	−0.127** (0.056)	0.017 (0.048)	−0.138** (0.055)	0.003 (0.048)
Cash Flow	−0.053*** (0.020)	−0.054*** (0.020)	−0.016 (0.016)	−0.049*** (0.019)	−0.013 (0.016)
Constant	−0.023 (0.299)	0.091 (0.301)	0.477 (0.294)	−0.724** (0.294)	−0.404 (0.281)
N	7056	7056	7056	7056	7056
Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Wald χ^2	1763.990	1761.865	2287.471	2445.704	2920.912
Log likelihood	-6.49×10^4	-6.48×10^4	-5.98×10^4	-6.32×10^4	-5.78×10^4
Pseudo R^2	0.331	0.332	0.384	0.348	0.404

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著；括号内为标准误。

五、稳健性检验

为确保结果的稳健性，本文进行了多项检验。

首先，改变用于计算因变量的时间窗口，包括 4 年、6 年及整个观察期。结果显示，新的探索式创新变量与原变量的相关性均超过 89%，利用式创新变量的相关性均超过 99%。基于新变量的回归结果同样支持假设，表明因变量对时间窗口的选择并不敏感（表 4）。

表 4　更换因变量测度（不同时间窗口）

因变量	探索式创新（*ERI*）				利用式创新（*EII*）			
	4 *years*	5 *years*	6 *years*	*full time*	4 *years*	5 *years*	6 *years*	*full time*
Turbulence	0.054*** (0.020)	0.056*** (0.020)	0.044** (0.020)	0.043** (0.021)	−0.034*** (0.013)	−0.033*** (0.013)	−0.031** (0.013)	−0.030** (0.013)
Constant	−0.927** (0.404)	−1.008** (0.415)	−1.007** (0.434)	−1.064** (0.453)	0.077 (0.303)	0.091 (0.301)	0.092 (0.300)	0.103 (0.300)
N	7056	7056	7056	7056	7056	7056	7056	7056
Year	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*
Control	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*	*Yes*
Wald χ^2	439.836	445.802	462.592	498.772	1756.268	1761.865	1755.705	1751.241
Log likelihood	-1.35×10^4	-1.27×10^4	-1.18×10^4	-1.08×10^4	-6.47×10^4	-6.48×10^4	-6.51×10^4	-6.52×10^4
Pseudo R^2	0.065	0.069	0.074	0.082	0.334	0.332	0.330	0.328

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著；括号内为标准误。

其次，由于企业在某些年份可能未申请专利，探索式与利用式创新变量中可能存在大量零值，因此采用零膨胀泊松模型进行估计。Vuong 检验结果显示，$p_{ERI} < 0.01$，$p_{EII} < 0.01$，表明零膨胀泊松模型是合适的，且结果支持假设。此外，还发现 *ERI* 和 *EII* 均存在过度离散现象（均值$_{ERI}$ = 0.81，方差$_{ERI}$ = 8.18；均值$_{EII}$ = 7.96，方差$_{EII}$ = 542.79）。因此，进一步采用负二项回归模型进行检验。结果显示，湍动性对探索式创新具有显著正向影响（$b = 0.076$，$p < 0.01$），但对利用式创新的负向影响不显著（$b = 0.007$，$p = 0.607$），结果见表 5。

最后，还采用其他指标来衡量湍动性，如序列变化次数和子序列数量，以刻画序列复杂性，结果基本仍然支持假设（表 6）。总体而言，多种稳健性检验结果一致，为本文的研究发现提供了有力支持。

表 5　更换模型结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	零膨胀泊松回归		负二项回归	
	ERI	*EII*	*ERI*	*EII*
Turbulence	0.039* (0.020)	−0.065*** (0.012)	0.076*** (0.021)	0.007 (0.013)
Constant	0.727* (0.433)	1.434*** (0.298)	−1.659*** (0.435)	0.204 (0.311)
零膨胀部分(constant)	1.042*** (0.032)	−0.069*** (0.025)		
离散参数 α			[5.285, 6.257]	[3.598, 3.953]
N	7056	7056	7056	7056
Year	Yes	Yes	Yes	Yes
Control	Yes	Yes	Yes	Yes
Wald χ^2	84.981	723.958	451.101	2017.766
Log likelihood	-9.15×10^4	-4.80×10^4	-6.97×10^4	-1.63×10^4
Vuong Test/Pseudo R^2	$p<0.01$	$p<0.01$	0.030	0.054

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著；( )内为标准误；[ ]内为 95%置信区间。

表 6　更换自变量测度

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	状态转移次数		复杂性指数	
	ERI	*EII*	*ERI*	*EII*
number of transitions	0.060* (0.032)	−0.051** (0.023)		
complexity index			0.707* (0.413)	−0.764*** (0.294)
Constant	−0.890** (0.410)	0.036 (0.299)	−0.907** (0.413)	0.064 (0.300)
N	7056	7056	7056	7056
Year	Yes	Yes	Yes	Yes
Control	Yes	Yes	Yes	Yes
Wald χ^2	433.770	1765.019	429.044	1767.889
Log likelihood	-1.27×10^4	-6.49×10^4	-1.27×10^4	-6.48×10^4
Pseudo R^2	0.067	0.332	0.067	0.332

注：*、**、*** 分别表示在 10%、5%、1%的水平上显著；括号内为标准误。

六、结论

本文基于 784 家自 1998 年起在美国申请专利、最长覆盖 15 年（60 个季度）的企业数据，考察了企业网络结构动态对探索式与利用式创新的影响。结果总体支持研究假设。具体而言，结构洞与封闭网络之间更高程度的转型有助于促进探索式创新，因为其能够提供更多异质知识来源；但同时，由于资源与注意力的分

散,这种转型会对利用式创新产生负面影响,使企业难以专注于核心技术领域。本文引入源自生物医学领域的序列分析方法(OMA),用于分析网络结构转型对创新绩效的影响。结果表明,网络结构湍动性每增加1个单位,探索式创新平均提高约5.72%,而利用式创新下降约0.3%。此外,较高的关系稳定性与较低的合作伙伴网络地位也会缓解上述效应。通过引入OMA方法,本文突破了既有网络研究中以静态视角为主的局限,强调了网络结构转型的动态性及其对两类创新的差异化影响。

(一)理论启示

本文具有多方面的理论贡献。

首先,拓展了以往网络动态研究[9,11,13,99]。自Salancik[100]批评静态网络分析以来,学界仍未充分解释企业网络结构动态变化如何影响创新绩效[101-102]。大量研究仍基于网络结构稳定的假设[103],忽视了网络关系本质上的动态性[9-10,39,104]。本文关注结构洞与封闭网络之间的动态转型,并通过长期序列追踪,揭示网络转型对创新绩效的影响。同时,从动态视角回应了"开放网络与封闭网络何者更有利于创新"的争论[1-20,56],指出企业可通过注意力资源配置,在不同网络结构中获取创新优势。

其次,推进了探索式创新与利用式创新研究[22],回应了关于结构洞与封闭网络对创新影响结论不一致的问题[6,17,24,40]。基于注意力基础观,本文指出两类创新的差异来源于企业在网络结构中的注意力配置。当企业将注意力用于获取异质知识时,有利于探索式创新,但会削弱其在特定领域的深度理解,从而不利于利用式创新;反之,在封闭网络中的长期嵌入有助于深化合作与知识积累,从而提升利用式创新。进一步地,本文从注意力配置视角探讨了合作伙伴特征的调节作用。较高的关系稳定性通过增强信任,降低关系维护成本,使企业能够将更多注意力用于建立新关系,从而强化探索式创新并缓解对利用式创新的负面影响;而较高的合作伙伴网络地位则增加关系维护成本,削弱探索式创新并加剧利用式创新的负向效应。

最后,将OMA方法引入网络研究。与传统方法相比,OMA能够从长期动态视角刻画网络结构演化,通过湍动性指标同时考虑状态转移频率与持续时间,为分析企业在结构洞与封闭网络之间的转型提供了有效工具,从而丰富了组织网络动态研究的方法体系。

(二)管理启示

本文也具有重要的管理启示。

首先,企业应在结构洞与封闭网络之间实现动态平衡,灵活配置网络结构:利用结构洞获取异质知识以推动探索式创新,同时依托封闭网络中的稳定关系提升利用式创新效率[105-106]。其次,管理者需认识到注意力资源的有限性,在获取新知识与维护既有关系之间进行合理配置,以在促进知识重组的同时降低频繁网络转型带来的协调成本。最后,在构建合作网络时,应综合考虑合作伙伴的关系稳定性与网络地位:高关系稳定性的伙伴有助于释放注意力资源,而高地位伙伴虽具有声誉优势,但可能带来较高的认知与协调成本。

对政策制定者而言,应推动建立支持性平台或合作联盟,帮助企业在获取异质知识的同时维持信任关系,从而促进探索式与利用式创新。此外,政策可通过研发补贴、知识共享机制或创新券等方式,缓解企业在动态网络重构中的认知与资源约束。同时,应关注网络中的权力不对称问题,促进公平的合作环境,以推动创新扩散并降低中小企业进入高质量合作网络的难度。

(三)局限性和未来启示

本文存在若干局限。首先,仅关注企业中两种常见的网络结构——结构洞与封闭网络,但企业也可能处于其他网络结构之中,如孤立节点或二元关系等。未来研究可进一步探讨多种网络结构转型对企业创新绩效的影响。其次,尽管OMA方法能够弥补序列数据分析的部分局限,但其要求序列由离散状态构成(如DNA片段或职业序列中的不同状态),因而无法处理连续变量,这在一定程度上可能忽略序列片段层面的细粒度信息。再次,尽管本文通过多项稳健性检验在一定程度上缓解了内生性问题,但仍难以完全排除潜在的反向因果关系。探索式与利用式创新反映企业的战略意图与资源配置选择,这意味着企业可能会为实现探索式创新而主动调整其研发合作网络,在结构洞与封闭网络之间更频繁地转换,以获取异质性资源。因此,本文所识别网络结构序列湍动性与创新绩效的关系,可能部分源于企业的前瞻性网络重构行为。最后,本文样本仅包含在美国申请专利的企业,未来研究可使用其他国家的数据,以检验结论的外部有效性。

基于上述局限，本文提出若干未来研究方向。首先，本文基于 OMA 方法关注企业网络结构动态序列的内部复杂性（湍动性），并从描述性统计角度对企业网络结构序列进行了聚类分析。未来研究可进一步利用 OMA 方法，探讨不同企业序列之间的差异及其对创新绩效的影响。其次，本文仅聚焦于结构洞与封闭网络两种典型结构，未来研究可引入更细致的网络结构划分，对企业网络动态进行更高分辨率的分析，从而更深入理解网络转型及其影响机制。再次，鉴于企业可能基于探索式创新目标主动调整其网络结构，从而导致网络结构湍动性与创新绩效之间存在潜在的反向因果关系，未来研究可采用更严格的识别策略（如外生冲击或准自然实验设计），以更清晰地识别网络结构动态变化对创新绩效的因果影响。此外，从理论上看，网络结构湍动性对创新绩效的影响可能并非单调关系，过高水平的结构转型可能带来协调成本上升与注意力分散，从而削弱其边际收益。未来研究可进一步检验其潜在的非线性效应（如倒 U 型关系），以更全面理解网络动态对企业创新的影响机制。最后，未来研究还可考察企业网络结构动态变化对其他绩效结果的影响，例如突破性创新、经济回报、联盟伙伴变动等。

参考文献

[1] BRÄNDLE L, BERGER E S C, HOWARD M D. Crossing technological boundaries: Brokerage and the emergence of innovation networks[J]. Academy of Management Journal, 2025, 68(3): 620-647.

[2] WANG K, DONG Y. The co-evolution of internal knowledge characteristics of cities and external technology transfer: Based on a cross-level network perspective[J]. Journal of Technology Transfer, 2026, 51: 1510-1535.

[3] LIU Y, YU Q, LI J. The impact of knowledge attributes and life cycle on the evolution of emerging technology innovation network: A TERGM analysis[J]. Journal of Knowledge Management, 2024, 29(2): 639-662.

[4] ZHANG B, YIN X, XIONG J, et al. The evolution of complex global innovation collaboration network: A multilevel analysis of a CoPS industry 2001—2020[J]. IEEE Transactions on Engineering Management, 2025, 72: 1039-1051.

[5] AHUJA G. Collaboration networks, structural holes, and innovation: A longitudinal study[J]. Administrative Science Quarterly, 2000, 45(3): 425-455.

[6] BURT R S. Structural holes[M]. Cambridge, MA: Harvard University Press, 1992.

[7] BUSKENS V, VAN DE RIJT A. Dynamics of networks if everyone strives for structural holes[J]. American Journal of Sociology, 2008, 114(2): 371-407.

[8] BAUM J A, MCEVILY B, ROWLEY T J. Better with age? Tie longevity and the performance implications of bridging and closure[J]. Organization Science, 2012, 23(2): 529-546.

[9] SODA G, ZAHEER A, SUN X, et al. Brokerage evolution in innovation contexts: Formal structure, network neighborhoods and knowledge[J]. Research Policy, 2021, 50(10): 104343.

[10] BURT R S, MERLUZZI J. Network oscillation[J]. Academy of Management Discoveries, 2016, 2(4): 368-391.

[11] JACOBSEN D H, STEA D, SODA G. Intraorganizational network dynamics: Past progress, current challenges, and new frontiers[J]. Academy of Management Annals, 2022, 16(2): 853-897.

[12] SODA G, MANNUCCI P V, BURT R S. Networks, creativity, and time: Staying creative through brokerage and network rejuvenation[J]. Academy of Management Journal, 2021, 64(4): 1164-1190.

[13] ZHANG Z, LUO T. Network capital, exploitative and exploratory innovations: From the perspective of network dynamics[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 152: 119910.

[14] 夏芸, 马硕, 魏田苡薇, 等. 技术创新的催化剂：差异化战略——动态网络能力与数字化转型桥梁与变革机制[J]. 技术经济, 2024, 43(2): 92-105.

[15] GUO M, YANG N, WANG J, et al. How do structural holes promote network expansion?[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2021, 173: 121129.

[16] FLEMING L, KING C, JUDA A I. Small worlds and regional innovation[J]. Organization Science, 2007, 18(6): 938-954.

[17] HARGADON A, SUTTON R I. Technology brokering and innovation in a product development firm[J]. Administrative Science Quarterly, 1997, 42(4): 716-749.

[18] FLEMING L, WAGUESPACK D M. Brokerage, boundary spanning, and leadership in open innovation communities[J]. Organization Science, 2007, 18(2): 165-180.

[19] KAPLAN S, VAKILI K. The double-edged sword of recombination in breakthrough innovation[J]. Strategic Management Journal, 2015, 36(10): 1435-1457.

[20] RHEE L, LEONARDI P M. Which pathway to good ideas? An attention-based view of innovation in social networks[J]. Strategic Management Journal, 2018, 39(4): 1188-1215.
[21] JANSEN J J, VAN DEN BOSCH F A, VOLBERDA H W. Exploratory innovation, exploitative innovation, and performance: Effects of organizational antecedents and environmental moderators[J]. Management Science, 2006, 52(11): 1661-1674.
[22] YAN Y, GUAN J. Social capital, exploitative and exploratory innovations: The mediating roles of ego-network dynamics[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2018, 126: 244-258.
[23] 李振东, 梅亮, 朱子钦, 等. 制造业单项冠军企业数字创新战略及其适配组态研究[J]. 管理世界, 2023, 39(2): 186-208.
[24] SODA G, TORTORIELLO M, IORIO A. Harvesting value from brokerage: Individual strategic orientation, structural holes, and performance[J]. Academy of Management Journal, 2018, 61(3): 896-918.
[25] 王硕, 王嘉杰, 张子涵, 等. 发明家流动创新连续性对团队探索式创新的影响研究: 基于专利数据的分析[J]. 信息资源管理学报, 2026, 16(2): 98-110.
[26] COLEMAN J S. Social capital in the creation of human capital[J]. American Journal of Sociology, 1988, 94: S95-S120.
[27] REAGANS R, ZUCKERMAN E W. Networks, diversity, and productivity: The social capital of corporate R&D teams[J]. Organization Science, 2001, 12(4): 502-517.
[28] ROWLEY T, BEHRENS D, KRACKHARDT D. Redundant governance structures: An analysis of structural and relational embeddedness in the steel and semiconductor industries[J]. Strategic Management Journal, 2000, 21(3): 369-386.
[29] HANSEN M T, PODOLNY J M, PFEFFER J. So many ties, so little time: A task contingency perspective on corporate social capital in organizations[C]//PODOLNY J M, PAGE K L. Social capital of organizations. Bingley: Emerald Group Publishing Limited, 2001: 21-57.
[30] ARAL S, VAN ALSTYNE M. The diversity-bandwidth trade-off[J]. American Journal of Sociology, 2011, 117(1): 90-171.
[31] DANNEELS E. The dynamics of product innovation and firm competences[J]. Strategic Management Journal, 2002, 23(12): 1095-1121.
[32] WEN J, QUALLS W J, ZENG D. To explore or exploit: The influence of inter-firm R&D network diversity and structural holes on innovation outcomes[J]. Technovation, 2021, 100: 102178.
[33] GRANOVETTER M S. The strength of weak ties[J]. American Journal of Sociology, 1973, 78(6): 1360-1380.
[34] KAHNEMAN D, TVERSKY A. On the psychology of prediction[J]. Psychological Review, 1973, 80(4): 237-251.
[35] LEANA C R, VAN BUREN H J. Organizational social capital and employment practices[J]. Academy of Management Review, 1999, 24(3): 538-555.
[36] DLOUHY K, BIEMANN T. Optimal matching analysis in career research: A review and some best-practice recommendations[J]. Journal of Vocational Behavior, 2015, 90: 163-173.
[37] ELZINGA C H, LIEFBROER A C. De-standardization of family-life trajectories of young adults: A cross-national comparison using sequence analysis[J]. European Journal of Population, 2007, 23: 225-250.
[38] LIEFBROER A C, ELZINGA C H. Intergenerational transmission of behavioural patterns: How similar are parents' and children's demographic trajectories?[J]. Advances in Life Course Research, 2012, 17(1): 1-10.
[39] CHEN H, MEHRA A, TASSELLI S, BORGATTI S P. Network dynamics and organizations: A review and research agenda[J]. Journal of Management, 2022, 48(6): 1602-1660.
[40] KWON S W, RONDI E, LEVIN D Z, et al. Network brokerage: An integrative review and future research agenda[J]. Journal of Management, 2020, 46(6): 1092-1120.
[41] SIMMEL G. The sociology of georg simmel[M]. New York: Simon and Schuster, 1950.
[42] BIDWELL M, FERNANDEZ-MATEO I. Relationship duration and returns to brokerage in the staffing sector[J]. Organization Science, 2010, 21(6): 1141-1158.
[43] 刘海兵, 夏长衍. 数字平台生态系统如何赋能资源编排能力——结构洞的中介作用[J]. 技术经济, 2025, 44(3): 97-110.
[44] 王慧, 高山行, 杨张博. 战略联盟网络嵌入层次对企业技术创新的影响研究[J]. 科研管理, 2025, 46(11): 32-41.
[45] STOVEL K, SHAW L. Brokerage[J]. Annual Review of Sociology, 2012, 38(1): 139-158.
[46] KATILA R, AHUJA G. Something old, something new: A longitudinal study of search behavior and new product introduction[J]. Academy of Management Journal, 2002, 45(6): 1183-1194.
[47] PERRY-SMITH J E. Social yet creative: The role of social relationships in facilitating individual creativity[J]. Academy of Management Journal, 2006, 49(1): 85-101.
[48] TAYLOR A, GREVE H R. Superman or the fantastic four? Knowledge combination and experience in innovative teams[J]. Academy of Management Journal, 2006, 49(4): 723-740.
[49] ZOLLO M, WINTER S G. Deliberate learning and the evolution of dynamic capabilities[J]. Organization Science, 2002, 13(3): 339-351.

[50] AHUJA G, SODA G, ZAHEER A. The genesis and dynamics of organizational networks[J]. Organization Science, 2012, 23(2): 434-448.
[51] 杨林, 徐培栋. 有无相生：数字化背景下“专精特新”单项冠军企业双元创新的前因组态及其效应研究[J]. 南开管理评论, 2024, 27(2): 137-151.
[52] CARNABUCI G, OPERTI E. Where do firms' recombinant capabilities come from? Intraorganizational networks, knowledge, and firms' ability to innovate through technological recombination[J]. Strategic Management Journal, 2013, 34(13): 1591-1613.
[53] NOOTEBOOM B. Learning by interaction: Absorptive capacity, cognitive distance and governance[J]. Journal of Management and Governance, 2000, 4: 69-92.
[54] GUAN J C, YAN Y. Technological proximity and recombinative innovation in the alternative energy field[J]. Research Policy, 2016, 45(7): 1460-1473.
[55] KAHNEMAN D. Attention and effort[M]. Englewood Cliffs: Prentice-Hall, 1973.
[56] BURT R S. Structural holes and good ideas[J]. American Journal of Sociology, 2004, 110(2): 349-399.
[57] 齐莹莹, 周立军. 开放式创新、独占机制与战略性新兴产业主导设计——双元创新的中介效应[J]. 技术经济, 2025, 44(7): 40-50.
[58] TANRIVERDI H, VENKATRAMAN N. Knowledge relatedness and the performance of multibusiness firms[J]. Strategic Management Journal, 2005, 26(2): 97-119.
[59] 魏江, 徐蕾. 知识网络双重嵌入、知识整合与集群企业创新能力[J]. 管理科学学报, 2014, 17(2): 34-47.
[60] FLEMING L. Recombinant uncertainty in technological search[J]. Management Science, 2001, 47(1): 117-132.
[61] OPPENHEIMER D M. The secret life of fluency[J]. Trends in Cognitive Sciences, 2008, 12(6): 237-241.
[62] BRESCHI S, LISSONI F, MALERBA F. Knowledge-relatedness in firm technological diversification[J]. Research Policy, 2003, 32(1): 69-87.
[63] BURT R S. Neighbor networks: Competitive advantage local and personal[M]. Oxford: Oxford University Press, 2010.
[64] WANG Y, ZHANG J, YAN Y, et al. The bidirectional causality of tie stability and innovation performance[J]. Research Policy, 2024, 53(10): 105102.
[65] LIN R, LU Y, ZHOU C, et al. Rethinking individual technological innovation: Cooperation network stability and the contingent effect of knowledge network attributes[J]. Journal of Business Research, 2022, 144: 366-376.
[66] TORTORIELLO M, KRACKHARDT D. Activating cross-boundary knowledge: The role of Simmelian ties in the generation of innovations[J]. Academy of Management Journal, 2010, 53(1): 167-181.
[67] MCFADYEN M A, CANNELLA JR A A. Social capital and knowledge creation: Diminishing returns of the number and strength of exchange relationships[J]. Academy of Management Journal, 2004, 47(5): 735-746.
[68] 陈劲, 陈钰芬. 开放创新体系与企业技术创新资源配置[J]. 科研管理, 2006(3): 1-8.
[69] 曾德明, 张志东, 赵胜超. 科学合作网络、伙伴动态性与企业创新绩效[J]. 科学学研究, 2022, 40(5): 906-914.
[70] FONTI F, MAORET M. The direct and indirect effects of core and peripheral social capital on organizational performance[J]. Strategic Management Journal, 2016, 37(8): 1765-1786.
[71] INKPEN A C, CURRALL S C. The coevolution of trust, control, and learning in joint ventures[J]. Organization Science, 2004, 15(5): 586-599.
[72] DAHLANDER L, MCFARLAND D A. Ties that last: Tie formation and persistence in research collaborations over time[J]. Administrative Science Quarterly, 2013, 58(1): 69-110.
[73] SAUDER M, LYNN F, PODOLNY J M. Status: Insights from organizational sociology[J]. Annual Review of Sociology, 2012, 38(1): 267-283.
[74] 韩炜, 姚博闻. 组织间网络视角下地位研究的发展脉络与未来研究展望[J]. 外国经济与管理, 2020, 42(5): 139-152.
[75] AISENBREY S, FASANG A E. New life for old ideas: The “second wave” of sequence analysis bringing the “course” back into the life course[J]. Sociological Methods & Research, 2010, 38(3): 420-462.
[76] KLEINBAUM A M. Organizational misfits and the origins of brokerage in intrafirm networks[J]. Administrative Science Quarterly, 2012, 57(3): 407-452.
[77] KUMAR P, ZAHEER A. Ego-network stability and innovation in alliances[J]. Academy of Management Journal, 2019, 62(3): 691-716.
[78] POWELL W W, KOPUT K W, SMITH-DOERR L. Interorganizational collaboration and the locus of innovation: Networks of learning in biotechnology[J]. Administrative Science Quarterly, 1996, 41(1): 116-145.
[79] PARUCHURI S. Intraorganizational networks, interorganizational networks, and the impact of central inventors: A longitudinal study of pharmaceutical firms[J]. Organization Science, 2010, 21(1): 63-80.
[80] 唐清泉, 巫岑. 基于协同效应的企业内外部 R&D 与创新绩效研究[J]. 管理科学, 2014, 27(5): 12-23.
[81] INOUE H, SOUMA W, TAMADA S. Analysis of cooperative research and development networks on Japanese patents[J]. Journal of Informetrics, 2010, 4(1): 89-96.

[82] DEEDS D L, HILL C W. An examination of opportunistic action within research alliances: Evidence from the biotechnology industry[J]. Journal of Business Venturing, 1999, 14(2): 141-163.

[83] AHUJA G, MORRIS LAMPERT C. Entrepreneurship in the large corporation: A longitudinal study of how established firms create breakthrough inventions[J]. Strategic Management Journal, 2001, 22(6/7): 521-543.

[84] PHELPS C C. A longitudinal study of the influence of alliance network structure and composition on firm exploratory innovation[J]. Academy of Management Journal, 2010, 53(4): 890-913.

[85] ROSENKOPF L, MCGRATH P. Advancing the conceptualization and operationalization of novelty in organizational research[J]. Organization Science, 2011, 22(5): 1297-1311.

[86] ARTS S, VEUGELERS R. Technology familiarity, recombinant novelty, and breakthrough invention[J]. Industrial and Corporate Change, 2015, 24(6): 1215-1246.

[87] 孙笑明, 马钰, 王雅兰, 等. 专利数据在创新管理研究中的应用综述与展望[J]. 科技进步与对策, 2022, 39(7): 150-160.

[88] FUNK R J, OWEN-SMITH J. A dynamic network measure of technological change[J]. Management Science, 2017, 63(3): 791-817.

[89] GNYAWALI D R, MADHAVAN R. Cooperative networks and competitive dynamics: A structural embeddedness perspective[J]. Academy of Management Review, 2001, 26(3): 431-445.

[90] QIAN G, LI L. Profitability of small- and medium-sized enterprises in high-tech industries: The case of the biotechnology industry[J]. Strategic Management Journal, 2003, 24(9): 881-887.

[91] SØRENSEN J B, STUART T E. Aging, obsolescence, and organizational innovation[J]. Administrative Science Quarterly, 2000, 45(1): 81-112.

[92] ZACCHIA P. Benefiting colleagues but not the city: Localized effects from the relocation of superstar inventors[J]. Research Policy, 2018, 47(5): 992-1005.

[93] CHULUUN T, PREVOST A, UPADHYAY A. Firm network structure and innovation[J]. Journal of Corporate Finance, 2017, 44: 193-214.

[94] GONZALEZ-BRAMBILA C N, VELOSO F M, KRACKHARDT D. The impact of network embeddedness on research output[J]. Research Policy, 2013, 42(9): 1555-1567.

[95] GRANOVETTER M. Economic action and social structure: The problem of embeddedness[J]. American Journal of Sociology, 1985, 91(3): 481-510.

[96] PETRUZZELLI A M. The impact of technological relatedness, prior ties, and geographical distance on university-industry collaborations: A joint-patent analysis[J]. Technovation, 2011, 31(7): 309-319.

[97] WHITTINGTON K B, OWEN-SMITH J, POWELL W W. Networks, propinquity, and innovation in knowledge-intensive industries[J]. Administrative Science Quarterly, 2009, 54(1): 90-122.

[98] ZHENG Y, YANG H. Does familiarity foster innovation? The impact of alliance partner repeatedness on breakthrough innovations[J]. Journal of Management Studies, 2015, 52(2): 213-230.

[99] SUN Y, JIANG L, CAO C. Multiple proximities and inter-agency collaboration within a policy network: The case of innovation policymaking in China[J]. Technovation, 2025, 141: 103169.

[100] SALANCIK G R. Structural holes: The social structure of competition[J]. Administrative Science Quarterly, 1995, 40(2): 345-350.

[101] BRASS D J, GALASKIEWICZ J, GREVE H R, et al. Taking stock of networks and organizations: A multilevel perspective[J]. Academy of Management Journal, 2004, 47(6): 795-817.

[102] GUAN J, ZHANG J, YAN Y. The impact of multilevel networks on innovation[J]. Research Policy, 2015, 44(3): 545-559.

[103] KLEINBERG J, SURI S, TARDOS É, et al. Strategic network formation with structural holes[C]//Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce. New York: ACM, 2008.

[104] 袁红梅, 田会静, 刘心蕊, 等. 动态网络能力、技术融合能力对生物医药新产品开发绩效的影响——企业创新绩效的中介效应[J]. 科技进步与对策, 2024, 41(18): 108-118.

[105] GUAN J, YAN Y, ZHANG J J. The impact of collaboration and knowledge networks on citations[J]. Journal of Informetrics, 2017, 11(2): 407-422.

[106] WANG Y, YANG N, SHARIF S M F, et al. Technical environment matters: The effect of dynamic network capability on innovation based on a moderated mediation analysis[J]. Technovation, 2024, 138: 103116.

Network Dynamics and Innovation: Network Structure Transitions between Structural Holes and Closure Networks

Wang Zeyu, Yan Yan, Shen Zijie, Liang Zhiye
(School of Business, Renmin University of China, Beijing 100872, China)

Abstract: While existing studies examine how structural holes or closure networks independently affect organizational innovation performance, this body of work remains constrained by static and singular perspectives. The temporal dynamics of network structure transitions in R&D collaborations are examined. It is argued that organizations strategically transition between structural hole and closure networks across different phases of the innovation process, thereby forming an ambidextrous network transition pattern. Drawing on longitudinal network data from 784 U. S. biopharmaceutical firms and patent collaboration sequences spanning 15 years from 1998 onward, optimal matching analysis is employed to identify network transition patterns. The findings indicate that firms exhibiting a higher degree of transition between structural hole and closure networks achieve greater exploratory innovation but at the expense of exploitative innovation. Furthermore, the moderating roles of two partner network characteristics-tie stability and network status-are examined. By adopting a dynamic configurational perspective on network evolution, this research extends the literature on interorganizational networks and innovation while offering practical implications for managing collaborative innovation.

Keywords: network dynamics; structural holes; closure networks; exploratory innovation and exploitative innovation; optimal matching analysis