

人工智能能力差距与战略联盟中的机会主义：技术入侵的视角^{*}

□ 于金雷 陈 锐 吴 淇

领域编辑推荐语：

论文考察了企业间 AI 能力差距对联盟中技术入侵行为的影响，拓展了交易成本理论在数字经济时代的理论内涵，加深了对联盟治理机制的理解。

——贾良定

摘 要：现有研究多强调人工智能在组织间合作中提升效率与协同的积极作用，却缺乏对其潜在治理风险的系统性分析。基于交易成本理论，本文以 2010—2023 年中国上市公司联盟数据为样本，实证分析企业间 AI 能力差距对战略联盟中技术入侵行为的影响。本文发现，AI 能力差距加剧组织间信息不对称，提高技术入侵发生的可能性。进一步地，调节效应分析表明，股权式联盟通过提高监督强度与技术入侵成本，缓解上述影响；较高的关系嵌入性通过增强合作行为的可预期性和基于信任的关系约束，显著削弱 AI 能力差距对技术入侵的促进作用。进一步比较发现，股权式联盟这一正式治理机制在抑制 AI 能力差距引致的技术入侵行为方面发挥了更强的治理作用。本文在既有联盟机会主义前因研究的基础上，将 AI 能力差距这一新型组织间不对称性纳入分析框架，揭示了其通过放大信息处理、解释与监测不对称诱发技术入侵行为的作用机制。

关键词：战略联盟；AI 能力差距；技术入侵；交易成本理论；治理机制

一、引言

战略联盟指两个或多个保持独立的组织之间达成的“自愿合作协议”（Das &

^{*} 本文受国家留学基金委资助项目（CSC 编号：202306310106）的资助。感谢初审专家、外审专家、领域编辑，以及主编提出的宝贵意见。感谢《管理学研究》编辑部于 2025 年 12 月 13 日组织的“人工智能与管理研究方法”特刊论文研讨会。感谢期间程聪教授、万国光教授、廖素琴教授各位专家学者提出的宝贵意见。本文文责自负。



Teng, 2000)。通过在联盟中共享任务与知识, 合作双方不仅能够共同探索新技术, 还能提升自身在竞争中的动态能力 (Hagedoorn, 1993; Gulati, 1998; 黄勃等, 2022)。然而, 联盟中可能发生机会主义行为, 主要表现为企业规避应承担的义务、操纵或篡改信息传递、交付低质量产品或窃取合作伙伴的技术等 (Hamel, 1991; Das, 2006; 徐二明和徐凯, 2012)。其中, 窃取合作伙伴的技术这类机会主义行为逐渐受到了学者的关注。具体而言, 在联盟深入发展过程中, 企业对合作伙伴的技术能力、组织流程和资源配置逐渐形成更清晰的认知, 这也增加了他们模仿专有技术甚至发起技术入侵的可能性 (Inkpen & Tsang, 2005; Park et al., 2014; Tang et al., 2023)。已有研究指出, 联盟形成后, 焦点企业可能将合作伙伴的技术内化并用于布局自身的专利组合 (Park et al., 2014; Tang et al., 2023), 这一过程构成了对合作伙伴的技术入侵。它不仅破坏了联盟合作的信任基础, 还可能引发合作伙伴竞争优势的流失, 导致联盟关系破裂 (Cui, 2013)。因此, 研究企业在联盟中在什么条件下更可能对合作方实施技术入侵, 成为理解联盟中机会主义行为的重要议题 (Tang et al., 2023)。值得注意的是, 人工智能 (AI) 技术的快速发展正在改变企业在联盟中获取与处理信息的方式, 可能重塑联盟中的信息结构并影响技术入侵行为的发生条件, 但现有联盟研究尚未充分考虑这一因素。

近年来, 人工智能的应用正在深刻改变企业获取、处理与整合信息的方式 (Hofacker et al., 2020; Gligor et al., 2021; Rong et al.,

2025)。本文聚焦于 AI 赋能的信息处理能力 (下文简称 AI 能力), 即企业利用人工智能的算法与数据分析工具, 对外部信息进行识别、获取与整合的能力 (Paschen et al., 2020; Enholm et al., 2022)。部分研究认为, 企业的 AI 能力越强, 其信息处理效率越高, 从而有助于提升决策质量并增强组织间协同效果 (He et al., 2020; 程聪等, 2023; 程聪和胡嘉阳, 2024; 张佳敏等, 2024); 也有学者从理论层面初步探讨了 AI 的潜在风险, 指出 AI 能力的增强可能带来潜在治理风险: 当企业在信息处理方面具有显著优势时, 其可能侵蚀合作伙伴的竞争优势 (Gligor et al., 2021; Wan et al., 2023)。

在现实的联盟情境中, 合作双方在上述 AI 能力上往往存在显著差异 (Cherbib et al., 2021), 即“AI 能力差距”。本文将 AI 能力差距界定为焦点企业与其合作伙伴在利用人工智能技术识别、获取和整合外部信息方面的相对能力差异。不同于传统的规模或资源差异, AI 能力差距具有信息处理的独特属性: 它直接影响企业在组织间互动中对信息的掌控程度, 从而可能重塑联盟中的权力结构与行为动态 (Gligor et al., 2021; Rong et al., 2025)。例如, Google DeepMind 与英国 NHS 在辅助诊断领域的合作中, AI 能力显著占优的 DeepMind 被质疑利用合作关系系统性地获取医疗流程等隐性知识, 并用于超出合作预期的产品布局。该案例表明, 当联盟双方在 AI 能力上存在明显差距时, 信息处理优势可能被转化为潜在的机会主义行为。尽管已有研究从理论层面提出了 AI 能力可能带来的治理风险, 但相关讨论大多停留在概念推演阶段, 缺乏系统性的实证检验来揭示 AI 能力

差距如何具体影响组织间治理中的机会主义行为 (Gligor et al., 2021; Grewal et al., 2021; Xia et al., 2024)。

为分析 AI 能力差距在联盟治理中可能引发的机会主义风险,本研究引入交易成本理论 (TCE)。TCE 的文献分析了诱发合作伙伴机会主义行为的各种因素,例如,不确定性、资产专用性、信息不对称等 (Dyer, 1997; Poppo & Zenger, 2002; Carson et al., 2003)。其中,信息不对称是本文重点关注的诱因。信息不对称降低了交易各方对彼此行为可预期性的判断 (Williamson, 1985),使具有自利动机的主体更可能利用信息优势谋取私利,增加机会主义行为发生的概率 (Carter & Stevens, 2007; Gopalakrishnan et al., 2022)。基于 TCE 理论,本文提出, AI 能力差距加剧了组织间的信息不对称,提高了联盟中技术入侵这类机会主义行为发生的概率。具体而言, AI 能力较强的企业在信息识别、获取与整合方面具有更高效率 (Bag et al., 2023; Rong et al., 2025)。然而, AI 能力较弱的企业在信息处理方面受到约束,可能难以及时识别合作过程中技术信息暴露程度及对方的策略性行为。这种信息不对称为 AI 能力较强的一方在合作过程中获取并内化合作伙伴关键技术创造了条件,从而提高了技术入侵发生的可能性。进一步地,考虑既有 TCE 文献所强调的正式和关系治理机制对机会主义约束机制的分析 (Dyer & Singh, 1998; Poppo & Zenger, 2002; Son et al., 2021),本文将联盟类型和关系嵌入性作为调节变量引入研究模型。其中,联盟类型体现正式治理机制,通过契约规定、信息可见性和监控机制约束企业机会主义

行为 (Mowery et al., 1996; Das, 2006)。关系嵌入性体现关系治理机制,反映合作双方在持续互动中形成的稳定协作模式与信任约束,这种关系性约束有助于提高行为可预期性与利用信任约束降低机会主义风险 (Son et al., 2016; Cui et al., 2018)。选取这两个变量的统一理论逻辑在于:它们分别代表了 TCE 框架下正式治理与关系治理两条核心路径,能够系统地揭示不同治理安排如何调节 AI 能力差距对技术入侵行为的影响,同时回应既有文献关于正式治理与关系治理互补或替代关系的持续讨论 (Cao & Lumineau, 2015)。

在中国人工智能技术快速发展与知识产权制度相对不完善并存的背景下 (Li et al., 2019; Lundvall & Rikap, 2022),联盟中更易出现 AI 能力差距与技术入侵行为,为验证本文的假设提供了典型且具现实意义的情境。在此背景下,本文从巨潮资讯网和 Wind 数据库提取了中国上市公司的所有联盟信息,进一步构建了中国上市公司的联盟数据库。本文对这些企业的行为进行了长期跟踪 (2010—2023 年),旨在全面捕捉中国上市公司战略联盟的动态。利用该数据库开展的实证分析表明,结果验证了本文提出的假设。此外,比较分析表明,股权式联盟这一正式治理机制在抑制 AI 能力差距引致的技术入侵行为方面的治理效果显著强于关系嵌入性这一非正式治理机制。稳健性分析的结果表明,核心结论在多种模型设定与测量方法下均保持一致。更重要的是,本文发现,技术入侵显著降低了合作伙伴的市场价值,却提升了焦点企业自身的市场价值,揭示了其机会主义行为的本质,强化了本文的核心结论。



本文做出了三方面贡献。首先,在既有关于传统组织间不对称性(如规模差异、网络中心性、地位差异)影响联盟机会主义行为的研究基础上(Tang et al., 2023; Ryan - Charleton & Galavan, 2024),进一步将 AI 能力差距这一新型组织间不对称性纳入分析框架。本文的理论价值在于揭示 AI 能力差距如何通过放大联盟中的信息处理、解释与监测不对称,使 TCE 所强调的机会主义风险在联盟场景中以新的方式呈现。其次,本文深化了对联盟治理机制有效性的理解。通过比较正式治理与关系治理在 AI 能力差距情境中的调节作用,本文揭示在 AI 驱动的信息不对称环境下,不同治理机制在抑制机会主义行为方面可能呈现差异化效果,从而回应了既有研究关于治理机制情境化有效性的讨论(Cao & Lumineau, 2015; Kemp, 2024)。最后,本文从联盟治理的微观视角考察了 AI 能力差距对联盟中特定机会主义行为的影响,丰富了 AI 治理研究的分析层次。现有 AI 治理研究多从宏观制度或政策层面展开讨论,而对企业间合作关系中的治理问题关注不足。本文通过考察 AI 能力差距对联盟中技术入侵行为的影响,为理解人工智能在组织间关系中的治理挑战提供了新的经验证据(Gligor et al., 2021; 张佳敏等, 2024)。

二、理论基础与研究假设

(一) 文献回顾

战略联盟作为一种合作与竞争并存的组织形态(Hoffmann et al., 2018),其内在结构在促进资源共享与协同创新的同时,也存在潜在

的机会主义风险。联盟中的机会主义行为通常指焦点企业以追求自身利益最大化为目标,在合作过程中忽视或损害合作伙伴利益的行为(Williamson, 1985; Wathne & Heide, 2000; Poppo & Zenger, 2002; 徐二明和徐凯, 2012)。其中,一类典型的机会主义行为是技术入侵,即企业在合作过程中获取合作伙伴的核心技术,以此为基础进入原本属于合作伙伴的技术领域,从而削弱合作伙伴既有技术的竞争优势(徐二明和徐凯, 2012; Handley & Benton, 2012; Park et al., 2014; Cui et al., 2015; Tang et al., 2023)。少量联盟研究已对技术入侵的前因进行了讨论,但关于企业在何种条件下更可能采取技术入侵行为的系统性解释仍然有限(Tang et al., 2023)。

近年来,学界越来越关注 AI 能力在企业决策与组织治理中的作用。本文涉及的 AI 能力指人工智能感知、获取和整合信息的能力(Paschen et al., 2020; Enholm et al., 2022),该能力体现了企业利用 AI 对复杂数据进行识别、解读与整合,从而影响其在组织间互动中的战略行为(Papagiannidis et al., 2023)。一方面, AI 能力较强的企业具备更高的信息处理效率与环境适应能力(程聪和胡嘉阳, 2023; Davenport & Ronanki, 2018; Townsend et al., 2025),有助于识别合作风险与优化决策(Collins et al., 2021)。另一方面,也有学者推测 AI 可能被滥用以侵蚀合作伙伴利益(Gligor et al., 2021; Wan et al., 2023),但系统性实证分析仍较为有限。

为了弥补既有研究的差距,本文聚焦战略联盟情境,探讨企业 AI 能力与技术入侵这类机

会主义行为之间的关联。进一步地，交易成本理论（TCE）强调，联盟中的机会主义行为可以通过正式治理和关系治理加以约束（Das & Teng, 1996; Artz & Brush, 2000; Lumineau & Henderson, 2012）。正式治理主要依托契约安排来界定权责边界，并通过监督与惩罚机制约束行为（Poppo & Zenger, 2002; Shamim et al., 2020）；相比之下，关系治理则通过信任、关系规范以及对长期合作的共同预期来提升合作的稳定性（Uzzi, 1997; Son et al., 2016）。为全面考察正式治理与关系治理两条路径在 AI 能力差距情境下的边界约束作用，本文选取联盟类型与关系嵌入性作为调节变量。联盟类型是体现正式治理强度差异的典型制度安排，关系嵌入性则是关系治理的典型过程性体现。基于此，本文进一步考察联盟类型与关系嵌入性如何调节 AI 能力差距与技术入侵行为之间的关系。

（二）AI 能力差距与技术入侵

本文认为，焦点企业与合作伙伴之间的 AI 能力差距，主要通过加剧合作双方的信息不对称影响联盟中技术入侵的发生概率。具体而言，AI 能力较强的一方在信息识别、获取和整合方面具有更高的效率，能够更准确地识别哪些技术信息具有更高价值，并判断哪些技术信息更易被获取或整合（Son et al., 2021）。相比之下，由于人工智能技术自身存在“黑箱”特性（Rudin, 2019），AI 能力较弱的一方往往难以清楚理解对方模型的运算逻辑、数据处理流程以及算法决策依据（Wan et al., 2023）。这种认知上的局限，使 AI 能力较弱的一方在合作过程中不仅难以察觉自身技术信息的暴露情况，也

难以及时识别对方对其技术信息的获取与整合行为，同时，难以准确把握 AI 能力较强一方的战略意图。随着合作推进，优势方能够在正常合作流程中持续获取合作伙伴的技术信息（Bag et al., 2023），而劣势方难以获得对等反馈（Gopalakrishnan et al., 2022），由此形成“信息单向可见、理解双向不对称”的信息结构。

TCE 指出，当信息不对称存在时，掌握更多信息的一方更容易利用其优势追求自身利益，从而增加机会主义行为发生的可能性（Williamson, 1985; Gopalakrishnan et al., 2022）。在本文研究情境下，AI 能力差距所导致的信息不对称使优势方能够更全面、系统地识别、获取并整合合作伙伴的技术信息，而劣势方则难以及时察觉关键技术信息的暴露、流动以及潜在的行为偏离。这种信息不对称不仅影响了双方的知识交流效率，也为优势方提供了利用信息实施战略行为的条件。从动机角度看，联盟中的企业在合作过程中存在天然的“技术入侵”倾向（Hamel, 1991; Park et al., 2014; Tang et al., 2023），即在合作中获取合作伙伴的核心能力以增强自身竞争优势。当 AI 能力优势方意识到其信息优势可以降低技术入侵被发现的概率，同时提高成功获取合作伙伴技术的预期收益时，基于 TCE 对有限理性与自利动机的基本假设（Williamson, 1985），理性的行为主体更可能将这种信息优势转化为机会主义行为。这种不对称的信息结构为优势方将所掌握的合作伙伴技术信息转化为技术入侵行为提供了机会，使其能够在不被及时察觉的情况下进入合作伙伴的技术领域，从而提高技术入侵行为发生的概率。因此，本文提出：

假设1：焦点企业与其合作伙伴之间的AI能力差距越大，焦点企业越可能对合作伙伴实施技术入侵。

（三）联盟类型的调节作用

TCE指出，正式治理结构在缓解信息不对称与抑制机会主义行为方面发挥关键作用（Williamson, 1985；Das & Teng, 2000）。联盟类型正是体现正式治理强度差异的重要制度安排。不同类型的联盟在契约完备性、控制权配置以及信息可见性等方面存在系统性差异，从而影响企业行为受到正式约束的程度（Poppo & Zenger, 2002）。

相较于契约约束较弱、组织边界相对松散的非股权式联盟，股权式联盟在缓解AI能力差距对技术入侵的正向影响方面具有两种互补机制。第一，信息机制。股权式联盟通常伴随更明确的权责划分、更细化的契约条款以及更严格的信息披露与监督机制（Mowery et al., 1996；黄勃等, 2022）。这类制度安排有助于提升合作中的信息透明度，从而在一定程度上直接缓解由AI能力差距所引发的信息不对称。即便合作双方在信息处理与分析能力上存在显著差异，较高水平的正式治理仍可通过制度化的信息共享规则与监控机制，降低弱势方在识别异常知识流动或潜在技术入侵时所面临的认知与信息障碍。第二，成本机制。股权式联盟中的交叉持股通过将合作关系内嵌于更紧密的资本纽带之中，显著提高了机会主义行为一旦发生或被识别后所需承担的惩罚成本（Das, 2006）。正因如此，交叉持股通过放大机会主义行为的事后成本，抑制了优势方利用信息不对称从事机会主义行为的动机。因此，本文提出：

假设2：联盟类型在AI能力差距与技术入侵之间的关系中发挥调节作用，其中股权式联盟相比非股权式联盟能够弱化AI能力差距对技术入侵的正向影响。

（四）关系嵌入性的调节作用

TCE进一步指出，除正式契约安排外，基于反复互动形成的关系治理机制亦可在一定程度上降低机会主义风险（Uzzi, 1997；Lumineau & Henderson, 2012）。关系嵌入性正是刻画此类过程性治理机制的重要维度。

关系嵌入程度较高的联盟通常伴随着更频繁的互动与更稳定的协作惯例（Son et al., 2016；Tang et al., 2023）。这种反复而持续的互动不仅促进了信息在合作双方之间的多渠道流动，还使企业能够在正式契约之外，通过日常协作逐步形成对合作伙伴行为特征与决策逻辑的更为细致和动态的理解（Son et al., 2021）。随着合作关系的深化，企业对合作伙伴在技术开发、信息共享及资源配置等方面的实际行为获得了更充分的观察与理解，这有助于削弱由AI能力差距引发的信息不对称。

与此同时，高度嵌入的合作关系还会持续积累以信任为核心的关系资本，使联盟成员在长期互动中逐渐形成更强的利益一致性，并强化合作与互惠导向（Granovetter, 1992；Cui et al., 2018）。信任的建立不仅降低了企业在合作过程中的监控成本，也促使其在后续互动中形成自我约束机制，避免滥用对方的弱点，并尊重彼此在技术资源方面的边界（Cui et al., 2018）。需要指出的是，关系嵌入性在理论上存在双重作用机制：一方面，重复合作确实可能带来更频繁的知识交换、更深的技术暴露与更

强的路径依赖，从而可能为技术入侵创造条件（Villena et al.，2011）；另一方面，高度嵌入的关系也意味着更高的关系专用性投资与更强的未来合作预期。本文认为，在本研究情境下，基于 TCE 与关系治理视角，信任与未来收益约束是更主导的作用机制。具体而言，重复合作形成的关系专用性投资显著提高了机会主义行

为的未来合作损失成本，企业在权衡短期收益（技术入侵）与长期损失（关系破裂、声誉受损）时更倾向于合作（Uzzi，1997）。因此，本文提出：

假设 3：关系嵌入性削弱 AI 能力差距与技术入侵行为之间的正向关系。

综上，本文的研究框架见图 1：

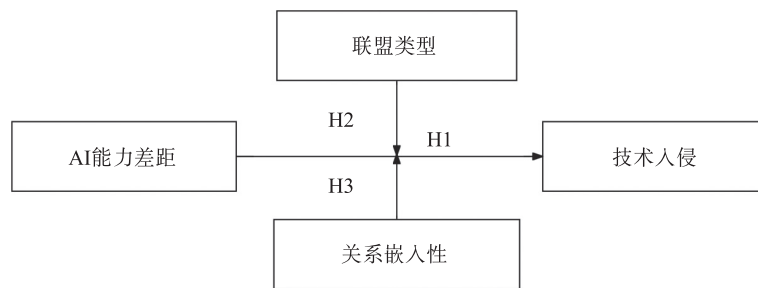


图 1 研究框架图

三、研究设计

（一）样本选择与数据来源

本文参考 Lou 和 Wu（2021）以及姚加权等（2024）的研究，选取 2010 年至 2023 年作为研究样本区间，主要基于以下原因。首先，“十一五”末期以来，智能制造与信息化融合得到了政策层面的重视。特别是 2010 年后，国家出台了一系列政策推动企业的数字化转型，人工智能技术在企业运营、生产管理及战略决策中逐渐得到应用。其次，2010 年后中国企业的联盟合作行为进入快速演化阶段，受益于技术密集型产业政策的持续推进（如《国家中长期科学和技术发展规划纲要（2006—2020 年）》），企业间的合作不断增加。最后，将样本期设定至 2023 年保证了充足的观察期，可捕捉企业联盟行为及战略的动态变化。

本研究使用的所有数据主要来源于两个数据库：中国证券市场与会计研究数据库（CS-MAR）与万得数据库（Wind）。前者广泛用于获取上市公司在公司治理、财务报表、所有权结构以及专利等方面的数据，后者则提供关于企业战略行为（如联盟公告）的数据。在样本构建方面，本文参考了黄勃等（2022）、王艳艳等（2026）以及 Tang 等（2023）的研究构建中国 A 股上市公司联盟数据库。首先，本文在巨潮资讯网手工收集上市公司的对外联盟公告，并辅以 Wind 数据库中公布的联盟公告进行交叉验证，确保联盟数据的全面性与准确性。如果一家焦点企业 X 在 t 年的联盟公告中披露了其两家合作伙伴 A 和 B，则本文生成三条观测记录，分别为： $X-A-t$ 、 $X-B-t$ 和 $A-B-t$ 。另外，本文使用了 5 年的窗口，因为联盟数据库很少报告联盟的终止日期，联盟的存续期通常不超过 5 年（Yang et al.，2011；Cui et al.，

2018)。例如，如果企业 X 在 t 年宣布与 Y 企业建立联盟关系，则在未来五年内，企业 X 与企业 Y 被视为存在联盟关系。进一步地，本文剔除了 ST 类企业以及主要变量缺失的样本，并对所有连续变量在 1% 和 99% 分位数进行缩尾处理，以控制极端值对实证结果的干扰。本文最终得到 10531 个合作伙伴 - 焦点企业 - 年度的观测值。从行业分布来看，样本涵盖制造业、信息传输与软件业、批发零售业等多个行业类别，整体上覆盖中国 A 股上市公司的主要行业领域。

（二）变量定义

1. 因变量

技术入侵 (T_i)。本文将技术入侵定义为联盟建立后，焦点企业在合作伙伴技术领域内的专利活动 (Park et al., 2014; Tang et al., 2023)。具体而言，本文首先识别合作伙伴在联盟建立前的主导技术领域，即其历史专利所覆盖的 IPC 类别 (四位代码)。随后，本文确定焦点企业在联盟形成前，并未在这些领域申请过专利，但在联盟建立之后，是否首次在这些 IPC 类别中申请专利。为避免合作行为干扰识别，本文排除了焦点企业与合作伙伴之间的联合专利申请。若申请专利则取 1，反之则取 0。进一步地，在稳健性检验中，本文以焦点企业在合作伙伴主导的技术领域首次申请的专利数量作为衡量技术入侵的替代指标 (TI)。

2. 自变量

AI 能力差距 (Aig)。本文将企业 AI 能力界定为一种以信息处理为核心的技术能力，并通过企业自主申请的 AI 专利进行衡量。具体而言，参考 Yang (2022) 和尹志锋等 (2023)，

本文依据国家知识产权局颁布的《关键数字技术专利分类体系 (2023)》，按照当中“人工智能”类技术编码，搜索匹配每家公司每年的专利申请，从中筛选出人工智能专利，并据此统计其数量，以反映企业在算法开发、数据处理、模式识别与智能决策等方面的内生技术积累。接着，为更准确地刻画企业独立的信息处理能力基础，本文剔除了合作研发产生的 AI 专利。最后，本文进一步将合作伙伴和焦点企业的人工智能专利申请数量占专利申请总量的比例分别采用 z -score 标准化，然后相减，衡量 AI 能力差距。此外，在稳健性检验中，参考李果和白云朴 (2024)，本文进一步采用 AI 相关资产占比 (AIG) 作为替代指标。相较于 AI 专利指标，AI 资产占比更侧重刻画企业对 AI 技术的实际部署与应用基础。

3. 调节变量

联盟类型 (At)。借鉴 Mowery 等 (1996) 及黄勃等 (2022) 的研究，本文基于上市公司联盟公告对联盟类型进行分类。凡合作双方存在共同出资或合资设立子公司的情形，均视为股权式联盟，并将联盟类型虚拟变量 (At) 设定为 1，其余联盟设定为 0。非股权式联盟涵盖联合研发协议、技术许可与交叉授权、联合营销协议、供应与采购协议及技术共享协议等多种契约式合作形式 (Das & Teng, 2000)，主要依托合同条款规范双方权责关系。相较于非股权式联盟，股权式联盟通常体现出更强的治理关联、更高的相互依赖性以及更显著的转换成本，反映出企业间关系约束较强与资源整合程度较高。

关系嵌入性 (Rem)。本文参考 Cui 等

(2018) 和 Tang 等 (2023) 的做法, 本文以焦点企业与合作伙伴之间的重复合作次数来刻画双方关系嵌入程度。基于数据可得性, 本文以 2006 年为起始时间点, 统计截至观测年份 t 焦点企业与该合作伙伴累计达成的联盟合作次数, 该时间窗口与控制变量中相对联盟经验 (Ae) 的设定保持一致。重复合作次数越多, 表明双方在长期互动中形成的关系联系越紧密, 积累的信任也越深厚。

4. 控制变量

参考 Tang 等 (2023), 本文引入了一系列控制变量。首先, 在企业基本特征层面, 本文控制了企业规模 ($Size$)、资产负债率 (Lev)、固定资产占比 ($Fixed$) 以及净资产收益率 (Roe), 以反映企业的资源配置能力、财务风险承受水平、资产结构稳定性和经营绩效, 这些因素均可能影响企业的战略投入和技术入侵动机。其次, 治理结构方面控制了企业上市年限 (Age)、管理层持股比例 (Mo) 及股权集中度 (Top), 这些变量体现企业的发展阶段、财务指

标、内部控制力度及所有权集中度, 可能调节企业的风险偏好。最后, 在创新能力维度, 纳入了研发强度 (Rdi), 旨在控制企业创新资源与能力对技术入侵行为的影响。在联盟层面的控制变量设置中, 本文首先使用基于国际专利分类 (IPC) 向量的技术相似度 (Ts), 通过计算双方专利类别分布的余弦相似度来衡量企业在技术领域的重叠程度。随后, 本文从 2006 年开始计算了每家公司参与的联盟总数。再用焦点企业的联盟经验减去其合作伙伴的联盟经验来计算焦点企业与合作伙伴的相对联盟经验 (Ae)。同时, 本文设置地理位置差异 (Gpd) 虚拟变量, 用以识别合作双方是否注册于同一城市, 从而控制地理邻近性在监控成本与沟通效率上的影响; 行业相关性 (Ir) 作为虚拟变量反映双方是否来自同一两位数行业, 以捕捉同行业合作所面临的潜在竞争压力; 规模差异 (Sd) 则通过双方总资产对数差表征传统规模不对称可能带来的权力差异。变量定义如表 1 所示。

表 1 主要变量定义表

类别	变量符号	变量名称	计算方法
被解释变量	Ti	技术入侵	联盟建立后, 焦点企业在合作伙伴联盟建立前的主导技术领域 (其历史专利所覆盖的 IPC 四位代码) 中首次独立申请专利, 且不包括双方的联合专利 (取 1, 否则取 0)
解释变量	Aig	AI 能力差距	基于《关键数字技术专利分类体系 (2023)》识别的人工智能专利占比, 将焦点企业与合作伙伴的人工智能专利占总专利申请量的比例分别标准化后取差值
调节变量	At	联盟类型	股权式联盟赋值为 1, 非股权式联盟赋值为 0
	Rem	关系嵌入性	焦点企业与合作伙伴的累计合作次数

续表

类别	变量符号	变量名称	计算方法
控制变量	<i>Size</i>	企业规模	企业资产的自然对数值
	<i>Lev</i>	资产负债率	总负债与总资产的比值
	<i>Fixed</i>	固定资产占比	固定资产与总资产的比值
	<i>Roe</i>	净资产收益率	净利润与股东权益的比值
	<i>Age</i>	企业上市年限	企业自上市年份起的年限加一取自然对数
	<i>Mo</i>	管理层持股比例	管理层持有股份与公司总股本的比值
	<i>Top</i>	股权集中度	第一大股东持有股份占公司总股本的比例
	<i>Rdi</i>	研发强度	研发投入金额与总资产的比值
	<i>Ts</i>	技术相似度	基于 IPC 类别分布计算的余弦相似度
	<i>Ae</i>	相对联盟经验	焦点企业自 2006 年以来的联盟总数减去合作伙伴的联盟总数
	<i>Gpd</i>	地理位置差异	焦点企业与合作伙伴的注册地是否在同一城市
	<i>Ir</i>	行业相关性	焦点企业与合作伙伴是否在同一行业
	<i>Sd</i>	规模差异	焦点企业与合作伙伴总资产对数差

四、模型设定与实证分析

（一）模型设定

为确保模型设定的有效性，本文参考 Wooldridge (2002) 和 Liu 等 (2025)，采用 Hausman 检验对固定效应与随机效应模型进行选择。检验结果显示 $p < 0.001$ ，明确拒绝了随机效应模型更为合适的原假设。进一步地，为检验前文假设，本文构造了式 (1) 和式 (2) 所示的计量模型进行实证分析：

$$Ti_{i,t} = \alpha + \beta Aig_{i,t} + \theta Controls_{i,t} + Ind_j + Year_t + \varepsilon_{i,t} \quad (1)$$

$$Ti_{i,t} = \alpha + \beta Aig_{i,t} + \lambda Aig_{i,t} \times Mod_{i,t} + \delta Mod_{i,t} + \theta Controls_{i,t} + Ind_j + Year_t + \varepsilon_{i,t} \quad (2)$$

其中，技术入侵 (Ti) 是被解释变量，AI 能力差距 (Aig) 是核心解释变量。 Mod 是调节变量集合，包括联盟类型 (At) 与关系嵌入性

(Rem)。其中， i 和 t 分别代表企业与时间维度， $Controls$ 表示控制变量集合。模型同步控制行业固定效应 (Ind) 和年份固定效应 ($Year$)， ε 为随机扰动项。此外，考虑到企业层面的时序相关性与截面异质性，本文将聚类层级设定为企业维度以控制潜在异方差问题。

（二）实证分析

1. 描述性统计及相关性分析

表 2 呈现了研究样本的描述性统计与相关性分析结果。其中，因变量技术入侵 (Ti) 的平均值为 0.224，标准差为 0.417，中位数为 0，表明多数企业在观测期内未发生显著的技术入侵行为，但仍存在一定异质性。核心自变量 AI 能力差距 (Aig) 的平均值为 0.048，标准差为 0.982，数值区间从 -4.963 到 4.611，显示出焦点企业与合作伙伴之间 AI 能力差距较大。表 3 相关性分析的结果表明，主要变量的相关系数均小于 0.3，说明变量间不存在严重的多重共线性问题。

表 2 描述性统计结果

变量名称	样本量	平均值	标准差	最小值	中位数	最大值
<i>Ti</i>	10531	0.224	0.417	0.000	0.000	1.000
<i>Aig</i>	10531	0.048	0.982	-4.963	-0.033	4.611
<i>At</i>	10531	0.081	0.272	0.000	0.000	1.000
<i>Rem</i>	10531	0.068	0.439	0.000	0.000	12.000
<i>Size</i>	10531	23.062	1.520	19.525	22.862	26.452
<i>Lev</i>	10531	0.487	0.193	0.038	0.500	0.908
<i>Fixed</i>	10531	0.195	0.163	0.001	0.152	0.734
<i>Roe</i>	10531	0.041	0.174	-2.438	0.068	0.361
<i>Age</i>	10531	2.506	0.771	0.000	2.708	3.497
<i>Mo</i>	10531	8.815	15.536	0.000	0.164	70.047
<i>Top</i>	10531	0.331	0.156	0.075	0.306	0.758
<i>Rdi</i>	10531	0.047	0.062	0.000	0.034	0.776
<i>Ts</i>	10531	0.022	0.123	0.000	0.000	1.000
<i>Gpd</i>	10531	0.097	0.296	0.000	0.000	1.000
<i>Ir</i>	10531	0.134	0.341	0.000	0.000	1.000
<i>Ae</i>	10531	-2.409	6.379	-25.000	0.000	54.000
<i>Sd</i>	10531	1.791	5.760	-6.140	0.404	26.452

2. 基准回归结果

表 4 报告了基准回归结果。列（1）报告了未引入 AI 能力差距（*Aig*）的回归结果。为了检验假设 1，本文在列（1）的基础上进一步引入 AI 能力差距（*Aig*），列（2）结果表明，AI 能力差距（*Aig*）的回归系数为 0.007，在 5% 的水平上显著，这表明当合作伙伴之间的 AI 能力差距较大时，焦点企业更倾向于采取技术入侵行为，验证了假设 1。就经济意义而言，联盟中 AI 能力差距每增加一个标准差，技术入侵的发生概率相对提升约 3.1%。这一结果揭示了 AI 能力差距在联盟治理中的潜在风险。当合作伙伴之间的 AI 能力存在显著差距会加剧合作双方的信息不对称，从而增强 AI 能力优势方实施技术入侵的激励。在这种情况下，AI 能力优势方更有激励跨越合作边界，借助其在联盟中的

信息优势，从合作伙伴处攫取关键技术。

列（3）检验了假设 2，关注联盟类型是否会削弱上述正向关系。结果表明，AI 能力差距与联盟类型的交互项（*Aig* × *At*）的回归系数为 -0.098，在 1% 的水平上显著为负，这说明相较于非股权式联盟，股权式联盟在一定程度上能够抑制因 AI 能力差距带来的机会主义行为，验证了假设 2。就经济意义而言，在非股权联盟中 AI 能力差距每增加一个标准差对技术入侵的边际效应约为 0.49 个百分点，而在股权联盟中该效应下降至约 -9.13 个百分点，即股权式联盟产生显著抑制作用。图 2 进一步支持这一结论。这一结果揭示了股权式联盟往往伴随更强的治理约束与监督机制，能够提高契约执行力和合作透明度，弱化焦点企业利用 AI 能力差距进行技术入侵的激励。

表 3
相关性分析结果

变量名称	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
<i>Ti</i>	1.000																
<i>Aig</i>	0.047 *	1.000															
<i>At</i>	-0.102 *	-0.061 *	1.000														
<i>Rem</i>	-0.060 *	0.018	0.001	1.000													
<i>Size</i>	0.097 *	0.143 *	-0.009	0.107 *	1.000												
<i>Lev</i>	-0.001	0.047 *	0.012	0.161 *	0.532 *	1.000											
<i>Fixed</i>	0.003	-0.034 *	-0.008	-0.060 *	0.115 *	-0.018	1.000										
<i>Roe</i>	0.046 *	0.049 *	-0.010	-0.161 *	0.127 *	-0.212 *	-0.009	1.000									
<i>Age</i>	-0.083 *	0.011	0.059 *	0.206 *	0.380 *	0.369 *	0.080 *	-0.105 *	1.000								
<i>Mo</i>	0.034 *	-0.033 *	-0.047 *	-0.120 *	-0.368 *	-0.332 *	-0.136 *	0.039 *	-0.596 *	1.000							
<i>Top</i>	0.024 *	-0.003	-0.006	-0.076 *	0.275 *	0.120 *	0.126 *	0.168 *	0.020 *	-0.124 *	1.000						
<i>Rdi</i>	0.093 *	0.050 *	-0.081 *	-0.071 *	-0.249 *	-0.320 *	-0.182 *	-0.079 *	-0.229 *	0.236 *	-0.268 *	1.000					
<i>Ts</i>	0.299 *	-0.005	-0.018	-0.013	0.033 *	0.008	-0.007	0.001	-0.003	0.001	-0.017	0.016	1.000				
<i>Gpd</i>	0.094 *	-0.010	-0.017	0.015	0.018	-0.016	-0.027 *	0.013	0.006	-0.013	0.023 *	0.022 *	0.330 *	1.000			
<i>Ir</i>	0.170 *	-0.016	-0.004	-0.028 *	-0.018	-0.028 *	-0.008	0.008	-0.017	0.010	-0.021 *	0.054 *	0.328 *	0.184 *	1.000		
<i>Ae</i>	0.049 *	-0.016	0.018	-0.014	-0.011	-0.030 *	-0.026 *	0.013	-0.034 *	0.027 *	-0.036 *	0.007	0.199 *	0.166 *	0.167 *	1.000	
<i>Sd</i>	-0.072 *	0.067 *	-0.001	0.024 *	0.232 *	0.135 *	0.008	0.025 *	0.100 *	-0.101 *	0.058 *	-0.062 *	-0.047 *	-0.051 *	-0.108 *	-0.043 *	1.000

注：* 表示在 5% 的置信水平上显著。

表 4

基准回归结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Ti	Ti	Ti	Ti	Ti
<i>Aig</i>		0.007 ** (0.003)	0.005 (0.003)	0.008 ** (0.003)	0.004 (0.003)
<i>Aig × At</i>			-0.098 *** (0.010)		-0.097 *** (0.010)
<i>At</i>			0.009 (0.006)		0.009 (0.006)
<i>Aig × Rem</i>				-0.022 * (0.013)	-0.023 * (0.013)
<i>Rem</i>				-0.024 *** (0.007)	-0.024 *** (0.007)
<i>Size</i>	0.046 *** (0.004)	0.045 *** (0.004)	0.045 *** (0.004)	0.045 *** (0.004)	0.045 *** (0.004)
<i>Lev</i>	0.004 (0.027)	0.005 (0.027)	-0.002 (0.027)	0.003 (0.027)	-0.003 (0.027)
<i>Fixed</i>	-0.043 (0.034)	-0.041 (0.034)	-0.040 (0.034)	-0.042 (0.034)	-0.041 (0.034)
<i>Roe</i>	0.038 * (0.022)	0.036 (0.022)	0.036 (0.022)	0.037 * (0.022)	0.037 * (0.022)
<i>Age</i>	-0.044 *** (0.007)	-0.044 *** (0.007)	-0.043 *** (0.007)	-0.044 *** (0.007)	-0.043 *** (0.007)
<i>Mo</i>	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)	-0.001 (0.001)
<i>Top</i>	0.087 *** (0.028)	0.088 *** (0.028)	0.083 *** (0.028)	0.087 *** (0.028)	0.081 *** (0.028)
<i>Rdi</i>	0.289 *** (0.083)	0.278 *** (0.083)	0.261 *** (0.082)	0.276 *** (0.082)	0.260 *** (0.082)
<i>Ts</i>	0.861 *** (0.027)	0.861 *** (0.027)	0.860 *** (0.027)	0.871 *** (0.027)	0.868 *** (0.027)
<i>Gpd</i>	-0.002 (0.014)	-0.002 (0.014)	-0.003 (0.014)	0.002 (0.014)	0.001 (0.014)
<i>Ir</i>	0.076 *** (0.013)	0.076 *** (0.013)	0.077 *** (0.013)	0.079 *** (0.013)	0.080 *** (0.013)
<i>Ae</i>	-0.001 *** (0.001)	-0.001 *** (0.001)	-0.001 *** (0.001)	-0.001 *** (0.001)	-0.001 *** (0.001)
<i>Sd</i>	-0.006 *** (0.001)	-0.006 *** (0.001)	-0.006 *** (0.001)	-0.006 *** (0.001)	-0.006 *** (0.001)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	Ti	Ti	Ti	Ti	Ti
Constant	-0.787 *** (0.078)	-0.763 *** (0.078)	-0.750 *** (0.078)	-0.763 *** (0.078)	-0.750 *** (0.078)
Ind	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Year	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
Obs	10531	10531	10531	10531	10531
Adj_R ²	0.195	0.195	0.199	0.196	0.193

注：括号内为标准误，***、**和*分别表示在1%、5%和10%置信水平上显著，下同。

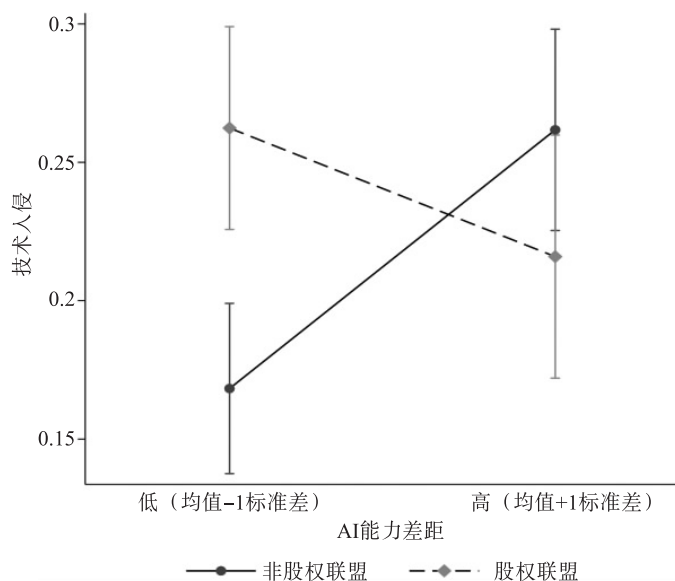


图2 联盟类型的调节效应图

列(4)进一步检验了假设3,关注关系嵌入性是否会削弱上述正向关系。结果表明, AI能力差距与关系嵌入性的交互项 ($Aig \times Rem$) 的回归系数为 -0.022 , 在10%的水平上显著, 这说明, 随着焦点企业与合作伙伴之间关系嵌入程度的提高, AI能力差距对技术入侵行为的促进作用显著减弱, 验证了假设3。就经济意义而言, 当关系嵌入性从均值提高一个标准差时, AI能力差距对技术入侵的边际效应将下降0.95个百分点。图3进一步支持这一结论。这一结果揭示了高度嵌入的关系通过提升合作行为的

可预期性与强化信任约束, 削弱了信息优势向机会主义行为转化的空间, 从而对技术入侵行为形成有效约束。

列(5)在同一模型中同时纳入了联盟类型与关系嵌入性的调节效应, 以进一步比较两种治理机制的作用强度。结果表明, AI能力差距与联盟类型的交互项 ($Aig \times At$) 的回归系数为 -0.097 , 在1%的水平上显著为负; AI能力差距与关系嵌入性的交互项 ($Aig \times Rem$) 的回归系数为 -0.023 , 在10%的水平上显著为负。总体来看, 两种治理机制均表现出对AI能力差距

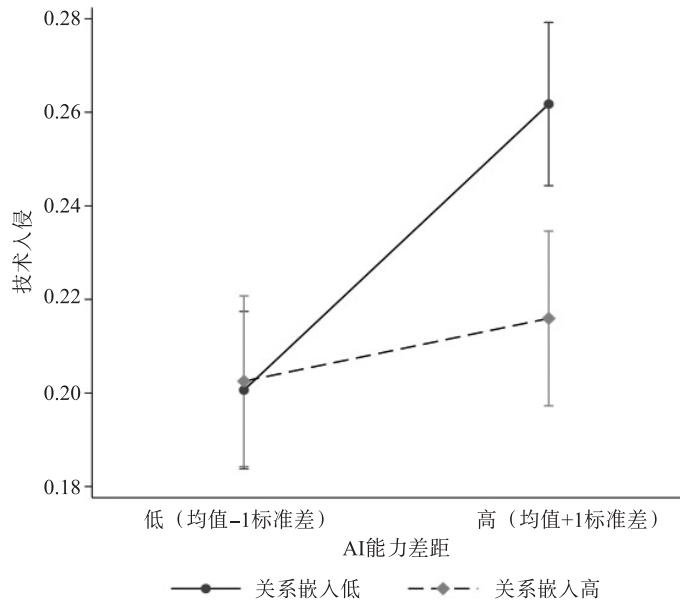


图3 关系嵌入性的调节效应图

所引致技术入侵行为的抑制作用。进一步地，本文采用 Wald 检验比较两类调节效应的差异。检验结果表明，两个交互项系数之间存在显著差异 ($F = 4.78$, $p = 0.029$)。考虑到联盟类型 (At , 0/1 虚拟变量) 与关系嵌入性 (Rem , 连续变量) 量纲不同，本文进一步比较两类调节机制的经济意义：股权式联盟 (即 At 由 0 变为 1) 对应的缓解效应约为 -0.097 ，而关系嵌入性每增加一个标准差所对应的缓解效应仅约为 -0.010 。该对照同样表明正式治理机制在抑制因 AI 能力差距带来的机会主义行为方面作用更为显著，而关系嵌入性所代表的非正式治理机制虽能发挥一定约束作用，但整体效应相对较弱。

(三) 稳健性检验

工具变量法。考虑到反向因果问题，本文采用工具变量法进行处理。借鉴王嘉鑫和赵牧 (2025) 的研究思路，本文以“地区数字基础设施水平差距” (即焦点企业与合作伙伴所在地级市数字基础设施指数之差) 作为工具变量。具

体而言，本文基于 Python 对《中国政府采购网》公布的政府采购合同数据进行系统化处理，构建地级市层面的数字基础设施建设指数。首先，对合同文本中的“合同名称”“主要标的名称”和“规格型号或服务要求”等字段进行分词与语义识别，结合“人工智能”“千兆光网”“物联网”等数字基础设施相关关键词，筛选出具有数字化属性的采购项目。随后，按地级市汇总相关项目的采购金额，并以常住人口进行人均化处理，以提高城市间的可比性；在此基础上，对该指标加 1 并取自然对数，得到地级市年度数字基础设施建设指数，并据此构建 AI 能力差距的工具变量。该工具变量满足相关性与排他性条件。从相关性看，数字基础设施为企业 AI 技术开发与应用提供算力、网络与数据等基础支撑，因此与企业 AI 能力显著相关。从排他性看，数字基础设施主要影响企业的技术能力基础，而非企业间的战略互动行为。技术入侵的发生更依赖于联盟内部的信息结构与治理安排，而非地区基础设施条件。尽管数字基础

设施可能通过改善创新环境间接影响企业行为，但这种影响具有普遍性，难以系统性作用于特定联盟中的技术入侵行为。最后，本文采用两阶段最小二乘法，并纳入行业与年份固定效应进行估计。表5列（1）显示，Kleibergen - Paap rk Wald F 值大于10，拒绝弱识别假设，说明工具变量构建得较为稳妥。同时，AI能力差距（*Aig*）的系数仍然显著为正，进一步验证了本文结论的稳健性。

倾向得分匹配方法。参考Luo等（2025）和Yu等（2026），本文将AI能力差距（*Aig*）的前50%分位数划分为实验组，其余样本划分为控制组，并以控制变量作为匹配特征变量，采用1:1最近邻匹配方法对样本进行配对。在此基础上对匹配后的样本重新进行回归分析，以提高不同组之间的可比性并检验结果的稳健性。如表5第（2）列所示，回归结果与基准回归保持一致，表明本文主要结论具有较强稳

健性。

替换因变量。参考Tang等（2023），本文以焦点企业在合作伙伴技术领域申请的专利数量（*Ti*）替代原有的二元指标，以更细致地刻画技术入侵行为的强度，并避免二元变量可能带来的信息损失。在此基础上重新进行回归分析。如表5第（3）列所示，AI能力差距（*Aig*）的回归系数依然显著为正，说明在采用连续型指标后，核心结论依然成立。

替换自变量。参考姚加权等（2024）及李果和白云朴（2024），本文进一步以企业AI相关资产占比作为替代指标，重新构建AI能力差距（*AIG*），以反映企业对AI技术的实际投入与应用基础，从而弥补单一专利指标的局限。在此基础上重新估计模型。如表5第（4）列所示，*AIG*的回归系数依然显著为正，表明在不同测度方式下，研究结论保持一致。

表5 稳健性检验结果

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	工具变量法	PSM	替换因变量	替换自变量	剔除部分行业
	Ti	Ti	Ti	Ti	Ti
<i>Aig</i>	0.222 * (0.114)	0.007 ** (0.003)	0.147 ** (0.063)		0.010 *** (0.003)
<i>AIG</i>				0.004 * (0.002)	
<i>Size</i>	0.026 *** (0.008)	0.046 *** (0.004)	0.559 *** (0.061)	0.045 *** (0.004)	0.049 *** (0.004)
<i>Lev</i>	0.045 (0.034)	0.020 (0.029)	0.112 (0.354)	-0.001 (0.027)	-0.011 (0.032)
<i>Fixed</i>	0.013 (0.042)	-0.022 (0.036)	-1.628 *** (0.412)	-0.035 (0.034)	-0.072 * (0.039)
<i>Roe</i>	0.010 (0.030)	0.051 ** (0.024)	-0.021 (0.321)	0.049 ** (0.022)	0.026 (0.024)

续表

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	工具变量法	PSM	替换因变量	替换自变量	剔除部分行业
	Ti	Ti	Ti	Ti	Ti
<i>Age</i>	-0.038 *** (0.011)	-0.042 *** (0.008)	-0.185 * (0.099)	-0.048 *** (0.007)	-0.054 *** (0.009)
<i>Mo</i>	0.001 (0.001)	0.001 (0.001)	0.007 (0.005)	-0.001 (0.001)	0.001 (0.001)
<i>Top</i>	0.108 *** (0.036)	0.104 *** (0.030)	1.414 *** (0.397)	0.096 *** (0.028)	0.125 *** (0.031)
<i>Rdi</i>	0.058 (0.146)	0.301 *** (0.094)	4.284 *** (1.207)	0.290 *** (0.082)	0.053 (0.121)
<i>Ts</i>	1.839 *** (0.160)	0.844 *** (0.029)	15.005 *** (1.138)	0.872 *** (0.027)	0.824 *** (0.028)
<i>Gpd</i>	0.102 *** (0.017)	0.005 (0.015)	-0.521 *** (0.171)	-0.002 (0.014)	-0.001 *** (0.001)
<i>Ir</i>	0.018 (0.018)	0.081 *** (0.015)	0.624 *** (0.179)	0.079 *** (0.013)	-0.008 (0.016)
<i>Ae</i>	-0.006 *** (0.001)	-0.001 *** (0.001)	0.015 (0.181)	-0.017 ** (0.008)	0.073 *** (0.016)
<i>Sd</i>	0.026 *** (0.008)	-0.006 *** (0.001)	-0.072 *** (0.006)	-0.006 *** (0.001)	-0.006 *** (0.001)
<i>Constant</i>	1.061 *** (0.010)	-0.805 *** (0.084)	-10.585 *** (1.272)	-0.643 *** (0.080)	-0.808 *** (0.089)
<i>Ind</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Obs</i>	10531	9148	10531	10531	7854
<i>Kleibergen - Paap rk Wald F</i>	14.032				
<i>Adj_R²</i>	0.167	0.188	0.193	0.195	0.189

剔除 AI 研发为主业的行业样本。鉴于 AI 能力差距基于 AI 专利测量，部分以 AI 技术研发为主业的企业（如计算机、通信及其他电子设备制造业以及软件和信息技术服务业），其 AI 专利更可能反映企业的产品输出能力，而非日常运营中的信息处理能力，从而可能对 AI 能力的测度产生干扰。为此，本文剔除上述行业样本后重新进行回归分析。如表 5 第（5）列所示，AI 能力差距（*Aig*）的回归系数依然显著为

正，表明在排除相关行业影响后，研究结论依然成立。

替换回归模型。本文采用泊松伪最大似然估计作为替代模型进行稳健性检验。该方法不仅适用于计数型因变量，同时在因变量为 0 - 1 虚拟变量的情况下亦可得到一致的估计结果，并且能够较好地缓解异方差问题。本文在保持核心解释变量和控制变量设定不变的前提下，利用替代模型对主效应进行重新估计。回归结

果如表 6 列 (6) 所示, AI 能力差距 (Aig) 的回归系数依然显著为正, 表明本文结论在不同模型设定下具有一致性。

替换联盟关系持续时间窗口。参考王艳艳等 (2026), 本文对联盟时间窗口的设定进行了检验。基准模型中, 联盟时间采用了公告颁布后五年的窗口期。为验证结论的稳健性, 本文将时间窗口缩短至三年, 并重新构建相关变量后进行回归分析。回归结果如表 6 列 (7) 所示, AI 能力差距 (Aig) 的回归系数依然显著为正, 表明本文结论并不依赖于特定的时间窗口设定。

排除潜在解释。本文进一步检验了潜在的替代性解释。考虑到联盟建立后, 焦点企业首

次在合作伙伴技术领域单独申请专利的行为, 未必完全为技术入侵, 也可能源于知识共享或学习效应。为此, 本文考察了该行为对双方市场价值的影响。具体地, 以托宾 Q 值衡量市场价值 ($Tobinq$ 表示合作伙伴市场价值, $TobinQ$ 表示焦点企业市场价值), 回归结果如表 6 列 (8) 和列 (9) 所示, 联盟建立后, 焦点企业在合作伙伴技术领域单独申请专利的行为导致合作伙伴的市场价值下降, 但该行为显著提高了焦点企业的市场价值。这一发现表明, 该行为更符合“技术入侵”而非“合作”或“学习”的解释, 从而排除了潜在解释, 为本文关于技术入侵的界定提供了进一步证据。

表 6 稳健性检验结果 (续)

变量	(6)	(7)	(8)	(9)
	替换模型	替换时间窗口	排除潜在解释	
	Ti	Ti	Tobinq	TobinQ
Aig	0.038 ** (0.017)	0.006 *** (0.002)		
Ti			-0.041 * (0.025)	0.072 *** (0.022)
$Size$	0.217 *** (0.018)	0.009 *** (0.003)	-0.054 *** (0.011)	-0.296 *** (0.016)
Lev	0.076 (0.139)	0.006 (0.015)	0.015 (0.082)	-0.186 (0.116)
$Fixed$	-0.118 (0.157)	-0.026 (0.020)	-0.010 (0.105)	-0.140 (0.114)
Roe	0.270 * (0.140)	0.006 (0.007)	0.128 ** (0.063)	0.689 *** (0.074)
Age	-0.200 *** (0.027)	0.017 *** (0.005)	-0.017 (0.020)	-0.006 (0.019)
Mo	0.001 (0.001)	0.054 *** (0.019)	-0.001 (0.001)	-0.005 *** (0.001)
Top	0.411 *** (0.124)	-0.007 (0.018)	-0.102 (0.079)	-0.214 *** (0.066)

续表

变量	(6)	(7)	(8)	(9)
	替换模型	替换时间窗口	排除潜在解释	
	Ti	Ti	Tobinq	TobinQ
<i>Rdi</i>	1.242 *** (0.268)	0.011 (0.020)	0.828 *** (0.294)	2.871 *** (0.258)
<i>Ts</i>	1.391 *** (0.081)	0.891 *** (0.024)	-0.220 *** (0.079)	-0.096 (0.075)
<i>Gpd</i>	0.019 (0.063)	0.047 *** (0.013)	0.092 ** (0.041)	0.082 ** (0.036)
<i>Ir</i>	0.281 *** (0.046)	0.011 (0.010)	-0.036 (0.035)	-0.100 *** (0.034)
<i>Ae</i>	-0.048 ** (0.020)	-0.009 * (0.005)	0.046 ** (0.023)	0.077 *** (0.025)
<i>Sd</i>	-0.039 *** (0.006)	-0.011 *** (0.003)	0.024 *** (0.001)	-0.004 ** (0.002)
<i>Constant</i>	-6.206 *** (0.383)	-0.233 *** (0.059)	3.208 *** (0.241)	8.695 *** (0.355)
<i>Ind</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Year</i>	Yes	Yes	Yes	Yes
<i>Obs</i>	10531	5809	10531	10531
<i>Adj_R²</i>	—	0.410	0.125	0.336

五、主要研究结论及启示

（一）研究结论与理论贡献

本文基于 2010—2023 年中国上市公司联盟数据，系统考察了企业间 AI 能力差距对联盟中技术入侵行为的影响。研究表明，当联盟伙伴在 AI 能力上存在较大差异时，处于技术优势地位的企业更可能利用其信息处理能力和技术优势，在合作过程中实施技术入侵。调节效应分析发现，股权式联盟作为一种正式治理机制，能够通过信息机制（提升信息透明度）与成本机制（放大事后惩罚）两条路径，有效抑制 AI 能力差距所带来的技术入侵风险。较高的

关系嵌入性通过增强联盟成员之间的行为可预期性与信任约束，强化非正式治理机制，同样能够削弱 AI 能力差距对技术入侵行为的促进作用。此外，相比于依赖信任和关系规范的非正式治理机制，基于产权和控制权安排的正式治理机制在缓解 AI 能力差距引致的机会主义行为方面更为有效。

本文做出了三个理论贡献。首先，本文将 AI 能力差距这一新型组织间不对称性纳入联盟机会主义的分析框架。已有文献关注传统不对称性（如规模差异、网络中心性等）对联盟机会主义的影响（Tang et al.，2023；Ryan - Charleton & Galavan，2024），但未充分考虑 AI 等新兴技术催生的新型不对称性。本文发现 AI 能力

差距构成了一种区别于传统不对称性的“信息处理能力不对称”，它直接作用于信息识别、获取和整合过程本身，在联盟互动中创造出传统理论框架未曾考虑的信息结构失衡。这意味着TCE中关于信息不对称诱发机会主义的经典命题需要拓展——信息不对称不再仅是外生的制度条件，还可以内生于企业技术能力差异。这一发现为未来研究探讨其他数字技术是否同样通过信息处理机制影响联盟治理提供了理论基础。

其次，本文通过比较正式治理与关系治理的调节效应，推进了联盟治理机制的理论认知。Cao & Lumineau (2015) 指出两种治理机制的相对有效性取决于具体情境，Kemp (2024) 提出的“情境化 AI”理论强调 AI 活动受不同治理结构的差异化影响，但均缺乏实证检验。本文实证结果表明，在 AI 驱动的信息不对称情境下，正式治理的制度化约束可能比关系治理的信任约束更为关键，因为 AI 技术的“黑箱”特性使得基于经验积累的关系认知难以有效识别技术层面的异常行为。未来研究可进一步关注如何设计新型治理机制（如技术审计、算法透明性要求）来弥补传统治理手段的不足。

最后，本文从联盟治理的微观视角考察了 AI 能力差距对联盟中特定机会主义行为的影响，拓展了 AI 治理研究的分析层次。当前 AI 治理文献多从宏观政策层面展开讨论（张佳敏等，2024），对微观组织间合作关注不足。本文揭示了现有联盟治理工具在抑制 AI 引致风险方面的有效性与局限性，为联盟治理制度设计提供了新依据——在选择治理结构时，应将 AI 能力匹

配度作为重要考量。未来研究可在跨国样本中检验上述发现的普适性，并探讨联盟双方能否通过 AI 技术透明性承诺来缓解能力差距带来的信任赤字。此外，本文在假设 3 的论证中主要强调了关系嵌入性通过信任与未来收益约束抑制机会主义的主导机制，但重复合作也可能通过增加知识交换深度与技术暴露程度反而为技术入侵创造条件。当合作关系接近终结或行业竞争加剧时，关系嵌入性的约束效力可能被削弱，这一关系嵌入性的双刃剑效应值得未来研究进一步探索。

（二）研究启示

本研究围绕人工智能能力差距如何影响战略联盟中的技术入侵行为展开，实证结果不仅揭示了 AI 能力差距在联盟治理中的潜在机会主义风险，也进一步说明了正式治理与关系治理在其中发挥的作用。这些发现对企业的战略选择与管理实践具有重要的启示意义，同时也为政策制定者在构建数智时代的制度保障与监管框架方面提供了借鉴。

对于企业而言，本研究提示，在评估潜在合作伙伴时，不仅应关注其资源禀赋和市场地位，还需重视双方在人工智能能力上的差距。当这种技术能力差距过大时，合作关系可能面临更高的技术入侵风险，从而影响战略协同效果。因此，企业在制定合作策略和选择合作对象时，应将技术能力匹配作为重要考量维度，而不仅仅依赖传统的财务指标、行业互补性或表面上的战略契合度，从而更全面地评估合作潜在价值与风险。进一步来看，企业应根据合作的不确定性和技术复杂程度，审慎选择合适的联盟类型，并将正式治理结构作为抑制机会

主义风险的重要工具。正式化程度较高的联盟通过明确权责划分、强化信息披露要求以及引入更严格的监督机制，有助于提升合作过程中的信息可见性。在此制度安排下，即便合作双方在技术能力或信息处理能力上存在差距，技术优势方对关键信息节点和知识接口的单方面控制空间也会受到限制，从而降低其将信息优势转化为技术入侵行为的可能性。与此同时，企业在联盟管理中还应重视关系嵌入性的培育，将其作为正式治理之外的重要补充机制。通过持续互动与长期协作，企业能够逐步积累对合作伙伴行为特征、技术投入重点及资源配置方式的认知，从而缓解信息不完整带来的不确定性。高度嵌入的合作关系不仅促进多渠道信息流动，也有助于形成稳定的协作惯例与更高的过程透明度，使异常的知识流动或行为偏离更易被识别和纠正。因此，管理者可通过稳定合作安排、跨组织团队协作及常态化沟通机制，降低联盟中的机会主义风险。

从政策层面看，政府在推动人工智能技术发展的同时，不仅应关注技术扩散和应用效率，也需重视由此可能加剧的企业间信息不对称问题。AI能力差距可能使部分企业在信息获取与处理方面形成显著优势，从而影响合作关系中的行为透明度与可预期性，并提高联盟治理的复杂性。若缺乏相应制度约束，这种差距可能削弱合作稳定性，甚至损害创新生态的协同效应。因此，政策制定者在制定相关产业政策时，应在鼓励技术进步的同时兼顾不同企业间的利益平衡。政府可通过推动联合研发、建设中立协作平台以及制定技术标准等方式，降低能力差距带来的结构性风险。

接受编辑：贾良定

收稿时间：2025 年 10 月 5 日

接收时间：2026 年 5 月 6 日

作者简介

于金雷（E-mail: 1120241537@mail.nankai.edu.cn），南开大学商学院企业管理系博士研究生，研究方向为战略管理、组织间网络与创新。已在 *Journal of International Management*、*Structural Change and Economic Dynamics* 等期刊发表论文。

陈锐（E-mail: 2114022@mail.nankai.edu.cn），南开大学商学院企业管理系硕士研究生，研究方向为公司金融、财务管理与企业绩效，尤其关注财务战略和治理机制对企业成长及市场价值的影响。

吴淇（通讯作者，E-mail: winckqi@stu.xmu.edu.cn），厦门大学管理学院管理科学系博士研究生，国家留学基金委（CSC）资助南洋理工大学南洋商学院联合培养博士研究生。研究方向为国际商务、家族企业与人机交互。已在 *Asia Pacific Journal of Management*、*Management and Organization Review*、*Journal of International Management*、*Accounting and Finance*、*IEEE Transactions on Industrial Informatics*、*Journal of Parallel and Distributed Computing* 等期刊发表论文。

参考文献

[1] 程聪、陈锋、杨泽、缪泽锋：《数字技术的逆向塑造：论数字技术的张力》，《科学学研究》，2023 年第 2 期。

- [2] 程聪、胡嘉阳：《什么样的数字能力能促进在华跨国公司数字创新——基于fsQCA的研究》，《科技进步与对策》，2023年。
- [3] 程聪、胡嘉阳：《数字能力对在华跨国公司数字创新绩效的影响机制——基于fsQCA的研究》，《科技进步与对策》，2024年第19期。
- [4] 黄勃、李海彤、江萍、雷敬华：《战略联盟、要素流动与企业全要素生产率提升》，《管理世界》，2022年第10期。
- [5] 李果、白云朴：《人工智能应用如何影响制造企业创新绩效？》，《财经论丛》，2024年第12期。
- [6] 王嘉鑫、赵牧：《“人工智能+”如何赋能券商高质量发展？——基于IPO抑价率的解释》，《管理世界》，2025年第11期。
- [7] 王艳艳、余阳洋、于李胜：《行业战略联盟的价值溢出效应研究》，《系统工程理论与实践》，2026年。
- [8] 徐二明、徐凯：《资源互补对机会主义和战略联盟绩效的影响研究》，《管理世界》，2012年第1期。
- [9] 姚加权、张锬澎、郭李鹏、冯绪：《人工智能如何提升企业生产效率？——基于劳动力技能结构调整的视角》，《管理世界》，2024年第2期。
- [10] 尹志锋、曹爱家、郭家宝、郭冬梅：《基于专利数据的人工智能就业效应研究——来自中关村企业的微观证据》，《中国工业经济》，2023年第5期。
- [11] 张佳敏、韩念辰、刘原：《人工智能在个体、组织与产业的多层面研究现状及未来展望》，《管理学季刊》，2024年第4期。
- [12] Artz, K. W., & Brush, T. H. 2000. Asset specificity, uncertainty and relational norms: an examination of coordination costs in collaborative strategic alliances. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 41 (4): 337–362.
- [13] Bag, S., Dhamija, P., Singh, R. K., Rahman, M. S., & Sreedharan, V. R. 2023. Big data analytics and artificial intelligence technologies based collaborative platform empowering absorptive capacity in health care supply chain: An empirical study. *Journal of Business Research*, 154, 113315.
- [14] Cao, Z., & Lumineau, F. 2015. Revisiting the interplay between contractual and relational governance: A qualitative and meta-analytic investigation. *Journal of Operations Management*, 33: 15–42.
- [15] Carson, S. J., Madhok, A., Varman, R., & John, G. 2003. Information processing moderators of the effectiveness of trust-based governance in interfirm R&D collaboration. *Organization Science*, 14 (1): 45–56.
- [16] Carter, C. R., & Stevens, C. K. 2007. Electronic reverse auction configuration and its impact on buyer price and supplier perceptions of opportunism: A laboratory experiment. *Journal of Operations Management*, 25 (5): 1035–1054.
- [17] Cherbib, J., Chebbi, H., Yahiaoui, D., Thrassou, A., & Sakka, G. 2021. Digital technologies and learning within asymmetric alliances: The role of collaborative context. *Journal of Business Research*, 125: 214–226.
- [18] Collins, C., Dennehy, D., Conboy, K., & Mikalef, P. 2021. Artificial intelligence in information systems research: A systematic literature review and research agenda. *International Journal of Information Management*, 60, 102383.
- [19] Cui, A. S. 2013. Portfolio dynamics and alliance termination: The contingent role of resource dissimilarity. *Journal of Marketing*, 77 (3): 15–32.
- [20] Cui, V., Yang, H., & Vertinsky, I. 2015. Do alliances lead to competition? An empirical analysis of the US biopharmaceutical industry. In *Academy of Management Proceedings* (Vol. 2015, No. 1, p. 18342). Briarcliff Manor, NY 10510: Academy of Management.
- [21] Cui, V., Yang, H., & Vertinsky, I. 2018. Attacking your partners: Strategic alliances and competition be-

tween partners in product markets. *Strategic Management Journal*, 39 (12): 3116 – 3139.

[22] Das, T. K. , & Teng, B. S. 1996. Risk types and inter – firm alliance structures. *Journal of Management Studies*, 33 (6): 827 – 843.

[23] Das, T. K. 2006. Strategic alliance temporalities and partner opportunism. *British Journal of Management*, 17 (1): 1 – 21.

[24] Das, T. K. , & Teng, B. S. 2000. A resource – based theory of strategic alliances. *Journal of Management*, 26 (1): 31 – 61.

[25] Davenport, T. H. , & Ronanki, R. 2018. Artificial intelligence for the real world. *Harvard Business Review*, 96 (1): 108 – 116.

[26] Dyer, J. H. , & Singh, H. 1998. The relational view: Cooperative strategy and sources of interorganizational competitive advantage. *Academy of Management Review*, 23 (4): 660 – 679.

[27] Dyer, J. H. 1997. Effective interim collaboration: how firms minimize transaction costs and maximise transaction value. *Strategic Management Journal*, 18 (7): 535 – 556.

[28] Enholm, I. M. , Papagiannidis, E. , Mikalef, P. , & Krogstie, J. 2022. Artificial intelligence and business value: A literature review. *Information Systems Frontiers*, 24 (5): 1709 – 1734.

[29] Gligor, D. M. , Pillai, K. G. , & Golgeci, I. 2021. Theorizing the dark side of business – to – business relationships in the era of AI, big data, and blockchain. *Journal of Business Research*, 133: 79 – 88.

[30] Gopalakrishnan, S. , Matta, M. , & Cavusoglu, H. 2022. The dark side of technological modularity: opportunistic information hiding during interorganizational system adoption. *Information Systems Research*, 33 (3): 1072 – 1092.

[31] Granovetter, M. 1992. Economic institutions as social constructions: a framework for analysis. *Acta Sociologica*, 35 (1), 3 – 11.

[32] Grewal, D. , Guha, A. , Saturnino, C. B. , & Schweiger, E. B. 2021. Artificial intelligence: The light and the darkness. *Journal of Business Research*, 136: 229 – 236.

[33] Gulati, R. 1998. Alliances and networks. *Strategic Management Journal*, 19 (4): 293 – 317.

[34] Hagedoorn, J. 1993. Understanding the rationale of strategic technology partnering. *Strategic Management Journal*, 14 (5): 371 – 385.

[35] Hamel, G. 1991. Competition for competence and interpartner learning within international strategic alliances. *Strategic Management Journal*, 12 (S1): 83 – 103.

[36] Handley, S. M. , & Benton Jr, W. C. 2012. The influence of exchange hazards and power on opportunism in outsourcing relationships. *Journal of Operations Management*, 30 (1 – 2): 55 – 68.

[37] He, Q. , Meadows, M. , Angwin, D. , Gomes, E. , & Child, J. 2020. Strategic alliance research in the era of digital transformation: Perspectives on future research. *British Journal of Management*, 31 (3): 589 – 617.

[38] Hofacker, C. , Golgeci, I. , Pillai, K. G. , & Gligor, D. M. 2020. Digital marketing and business – to – business relationships: a close look at the interface and a roadmap for the future. *European Journal of Marketing*, 54 (6): 1161 – 1179.

[39] Hoffmann, W. , Lavie, D. , Reuer, J. J. , & Shipilov, A. 2018. The interplay of competition and cooperation. *Strategic Management Journal*, 39 (12): 3033 – 3052.

[40] Inkpen, A. C. , & Tsang, E. W. 2005. Social capital, networks, and knowledge transfer. *Academy of Management Review*, 30 (1): 146 – 165.

- [41] Kemp, A. 2024. Competitive advantage through artificial intelligence: Toward a theory of situated AI. *Academy of Management Review*, 49 (3): 618 – 635.
- [42] Li, J. , Liu, B. , & Qian, G. 2019. The belt and road initiative, cultural friction and ethnicity: Their effects on the export performance of SMEs in China. *Journal of World Business*, 54 (4): 350 – 359.
- [43] Liu, B. , Qian, G. , Li, L. , & Wu, Q. 2025. The effects of ceos' personality traits on firm's internationalization rhythm. *Asia Pacific Journal of Management*, 1 – 43.
- [44] Lou, B. , & Wu, L. 2021. AI on drugs: Can artificial intelligence accelerate drug development? Evidence from a large – scale examination of bio – pharma firms. *MIS Quarterly*, 45 (3): 1451 – 1482.
- [45] Lumineau, F. , & Henderson, J. E. 2012. The influence of relational experience and contractual governance on the negotiation strategy in buyer – supplier disputes. *Journal of Operations Management*, 30 (5): 382 – 395.
- [46] Lundvall, B. Å. , & Rikap, C. 2022. China's catching – up in artificial intelligence seen as a co – evolution of corporate and national innovation systems. *Research Policy*, 51 (1), 104395.
- [47] Luo, H. , Yu, J. , Mu, T. , & Zhou, P. 2025. Spillover Effects of Enterprise Digital Transformation on Supply Chain Carbon Emissions: Evidence from China. *Structural Change and Economic Dynamics*.
- [48] Mowery, D. C. , Oxley, J. E. , & Silverman, B. S. 1996. Strategic alliances and interfirm knowledge transfer. *Strategic Management Journal*, 17 (S2): 77 – 91.
- [49] Papagiannidis, E. , Mikalef, P. , Conboy, K. , & Van de Wetering, R. 2023. Uncovering the dark side of AI – based decision – making: A case study in a B2B context. *Industrial Marketing Management*, 115: 253 – 265.
- [50] Park, B. J. R. , Srivastava, M. K. , & Gnyawali, D. R. 2014. Walking the tight rope of coopetition: Impact of competition and cooperation intensities and balance on firm innovation performance. *Industrial Marketing Management*, 43 (2): 210 – 221.
- [51] Paschen, J. , Wilson, M. , & Ferreira, J. J. 2020. Collaborative intelligence: How human and artificial intelligence create value along the B2B sales funnel. *Business Horizons*, 63 (3): 403 – 414.
- [52] Poppo, L. , & Zenger, T. 2002. Do formal contracts and relational governance function as substitutes or complements? *Strategic Management Journal*, 23 (8): 707 – 725.
- [53] Rong, K. , Parente, R. , Deng, Z. , Kang, Z. , Mudambi, R. , & Newbury, W. 2025. The data – based power of big – tech multinational enterprises. *Journal of International Business Studies*, 1 – 16.
- [54] Rudin, C. 2019. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence*, 1 (5): 206 – 215.
- [55] Ryan – Charleton, T. , & Galavan, R. J. 2024. Multimarket contact between partners and strategic alliance survival. *Strategic Management Journal*, 45 (10): 1988 – 2017.
- [56] Shamim, S. , Zeng, J. , Khan, Z. & Zia, N. U. 2020. Big data analytics capability and decision making performance in emerging market firms: the role of contractual and relational governance mechanisms. *Technological Forecasting and Social Change*, 161, 120315.
- [57] Son, B. G. , Kim, H. , Hur, D. , & Subramanian, N. 2021. The dark side of supply chain digitalisation: supplier – perceived digital capability asymmetry, buyer opportunism and governance. *International Journal of Operations & Production Management*, 41 (7): 1220 – 1247.
- [58] Son, B. G. , Kocabasoglu – Hillmer, C. , & Roden, S. 2016. A dyadic perspective on retailer – supplier re-

relationships through the lens of social capital. *International Journal of Production Economics*, 178: 120 – 131.

[59] Tang, L., Wang, T., Fan, Q., & Liu, L. 2023. When does competitive learning occur? The impact of alliance network embeddedness on technological invasion. *British Journal of Management*, 34 (2): 1023 – 1041.

[60] Townsend, D. M., Hunt, R. A., Rady, J., Manocha, P., & Jin, J. H. 2025. Are the futures computable? Knightian uncertainty and artificial intelligence. *Academy of Management Review*, 50 (2): 415 – 440.

[61] Uzzi, B. 1997. Towards a network perspective on organizational decline. *International Journal of Sociology and Social Policy*, 17 (7/8): 111 – 155.

[62] Villena, V. H., Revilla, E., & Choi, T. Y. 2011. The dark side of buyer – supplier relationships: A social capital perspective. *Journal of Operations Management*, 29 (6): 561 – 576.

[63] Wan, Q., Tang, S., & Jiang, Z. 2023. Does the development of digital technology contribute to the innovation performance of China's high – tech industry? *Technovation*, 124, 102738.

[64] Wathne, K. H., & Heide, J. B. 2000. Opportunism in interfirm relationships: Forms, outcomes, and so-

lutions. *Journal of Marketing*, 64 (4): 36 – 51.

[65] Williamson, O. E. 1985. *The Economic Institutions of Capitalism: Firms, Markets, Relational Contracting*. New York: The Free Press.

[66] Wooldridge, J. M. 2002. *Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data*. Cambridge, MA: MIT Press.

[67] Xia, S., Song, J., Ameen, N., Vrontis, D., Yan, J., & Chen, F. 2024. What changes and opportunities does big data analytics capability bring to strategic alliance research? A systematic literature review. *International Journal of Management Reviews*, 26 (1): 34 – 53.

[68] Yang, C. H. 2022. How artificial intelligence technology affects productivity and employment: firm – level evidence from Taiwan. *Research Policy*, 51 (6), 104536.

[69] Yang, H., Lin, Z., & Peng, M. W. 2011. Behind acquisitions of alliance partners: Exploratory learning and network embeddedness. *Academy of Management Journal*, 54 (5): 1069 – 1080.

[70] Yu, J., Luo, H., Lin, A., & Mu, T. 2026. From pollution halo to haven: Two – sided environmental spillovers of foreign firms in China. *Journal of International Management*, 101338.