

全球视野与中美方阵:AI 跨学科主题及演进

姜春¹, 贺星²

(1. 暨南大学公共管理学院/应急管理学院, 广东广州 510632; 2. 河海大学公共管理学院, 江苏南京 211100)

摘要:面对人工智能(AI)技术快速演进的新形势,跨学科融合日益成为推动技术突破与知识创新的重要路径。然而已有研究鲜有探讨AI的跨学科知识及其演进体系,制约了对AI发展内在规律的理解,进而影响掌握发展主动权的能力。该研究聚焦AI领域的跨学科知识融合与结构演化问题,引入BERTopic模型,运用学科多样性与凝聚力指数和主题强度与内容演化分析方法,构建“主题识别-结构解析-机制比较”研究框架,识别全球AI领域的典型跨学科主题,系统分析其知识结构特征与演进模式,并聚焦中美两国的演化路径差异与驱动机制对比。研究发现,AI领域形成23个结构类型各异、融合程度不一的跨学科主题,呈现多范式共生、异质知识集成与结构耦合演进的特征,表明AI本身已成为复杂技术-社会系统中典型的跨学科集成平台;中美分别形成“范式驱动-系统扩散型”(美国)与“任务导向-技术整合型”(中国)两类典型路径,在制度逻辑、组织机制与资源配置方面展现出深层差异,美国侧重自由探索与多元协同,中国则强调战略导向与集中攻关。研究提出构建异质耦合平台、优化立项机制、完善接口学科生态等政策建议,以增强中国AI领域的跨学科整合能力与系统创新韧性。研究有助于深化对AI跨学科知识生产和演进规律的理解,并为评估中美科技竞争态势提供学理支撑与启示。

关键词:人工智能;跨学科;主题识别;主题演进;中美竞争

中图分类号:TP18;G301;G353

文献标识码:A

2025年4月,习近平总书记在中共中央政治局集体学习时指出,人工智能(AI)作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,深刻改变人类生产生活方式。AI已成为全球科技竞争的制高点,既重塑全球创新格局也深刻影响国家发展与安全。《全球AI创新指数报告2025》显示,全球竞争呈现美中两国大幅领先格局,美国以77.97分居全球第一,中国58.01分排名第二。全球大模型技术创新加速演进,顶尖大模型交替领先,性能差距缩小。美国政府制定了《赢得竞争——美国AI行动计划》(Winning the Race: American's AI Action Plan),明确提出对抗中国的国际影响力,确保美国在全球AI领域的主导地位。

AI快速发展的关键在于其跨学科知识的深度融合^[1]。从源起于数学、逻辑学、计算机科学到拓展至生物学、物理学、神经科学等,AI始终依托多学科交叉协同发展,反过来也促进学科融合创新。换言之,跨学科特征是AI发展的本质属性。2024年

诺贝尔化学奖与物理学奖均授予AI相关科学家,印证其跨学科创新的潜能。尽管当前AI研究在技术与理论层面取得进展,但对其跨学科演化机制研究仍有不足。当前美国及其盟友对华“脱钩断链”与“技术围堵”,如何科学识别AI跨学科知识及其演变趋势,厘清中国优势与短板,抢占战略科技高地,成为亟需回应的时代命题。

基于此,本文聚焦全球视野下AI的跨学科研究,系统识别AI的跨学科主题,刻画其知识演化特征,并分析中美各自主导的跨学科主题知识演进路径差异及驱动机制。本文拓展了AI的跨学科理论研究,深化对其跨学科知识体系的理解,为研判乃至引导全球AI发展趋势,培育AI新技术新方向提供重要参考。

1 文献综述

1.1 AI的内涵与特征

AI指能完成推理、决策、问题解决等传统由人

类执行的复杂任务的计算机系统^[2]。20 世纪 50 年代以来,尤其达特茅斯会议后,AI 逐渐发展为一门独立学科。AI 具有跨学科整合性、适应性和集成能力等特征^[3,4],涵盖机器学习、自然语言处理、计算机视觉等多个子方向^[5]。这些领域既各自发展又相互交叉,推动 AI 整体演进。

1.2 AI 跨学科研究

AI 作为计算机科学的分支,融合心理学、神经科学、哲学等多学科理论和方法,具有跨学科特征^[6]。现有研究主要聚焦两个方面:一是面向实际应用,强调 AI 技术与农业^[7]、产业^[8]、医学^[9]、经济^[3]等领域融合;二是关注 AI 内部知识结构和演化机制,从学科定位^[10]、结构分布^[11]、伦理^[12]、治理特征^[13]等角度探讨其跨学科属性。也有研究关注知识流动特征,但仅停留在宏观引文分析层面^[14]。

1.3 AI 态势研究

相关研究主要基于专利、科技文献或政策数据,采用引文分析、共词分析与文献计量^[15]等方法,结合 CiteSpace 等可视化工具构建知识图谱^[16,17],识别结构洞与研究热点。同时,也广泛运用 Bibliometric 分析、突变术语检测^[16]、LDA 模型^[18]、DTM 模型^[19]等方法,描绘 AI 的研究前沿、知识流动路径及主题演进趋势^[20]。

综上,现有研究关注 AI 理论建构、技术创新和

发展态势等方面,但鲜有研究其跨学科特征。具体而言:视角上,多数研究侧重 AI 对其他领域的赋能,缺少对 AI 本体跨学科知识结构及演化过程的分析;方法上,传统识别方法侧重宏观共现,未揭示具体议题中知识交融的微观机制及动态演化轨迹;动力机制上,已有研究虽提出 AI 发展策略,但较少从跨学科这一本质特征出发探讨其演化动力机制差异。

基于此,本文构建一个融合 BERTopic 模型与学科多样性-凝聚力指数的综合分析框架,科学识别 AI 跨学科主题,并从主题强度和-content 两维度分析全球知识演进特征,比较中美各自主导的跨学科主题知识演进路径及驱动机制,为理解 AI 的跨学科知识生产及演进,明确中国战略发力点提供经验证据。

2 研究设计

2.1 研究方法

BERTopic 是融合 BERT 语义嵌入与 c-TF-IDF 权重机制的先进主题建模方法^[21]。相较 LDA、NMF 等传统模型,在语义理解、聚类效果及主题演化追踪^[22]方面表现更优。目前该方法广泛用于文本聚类与主题演化分析,并逐步扩展至跨学科研究领域^[23]。为揭示 AI 跨学科知识融合机制,本文从主题提取、过滤、识别、演进四阶段展开分析(图 1)。

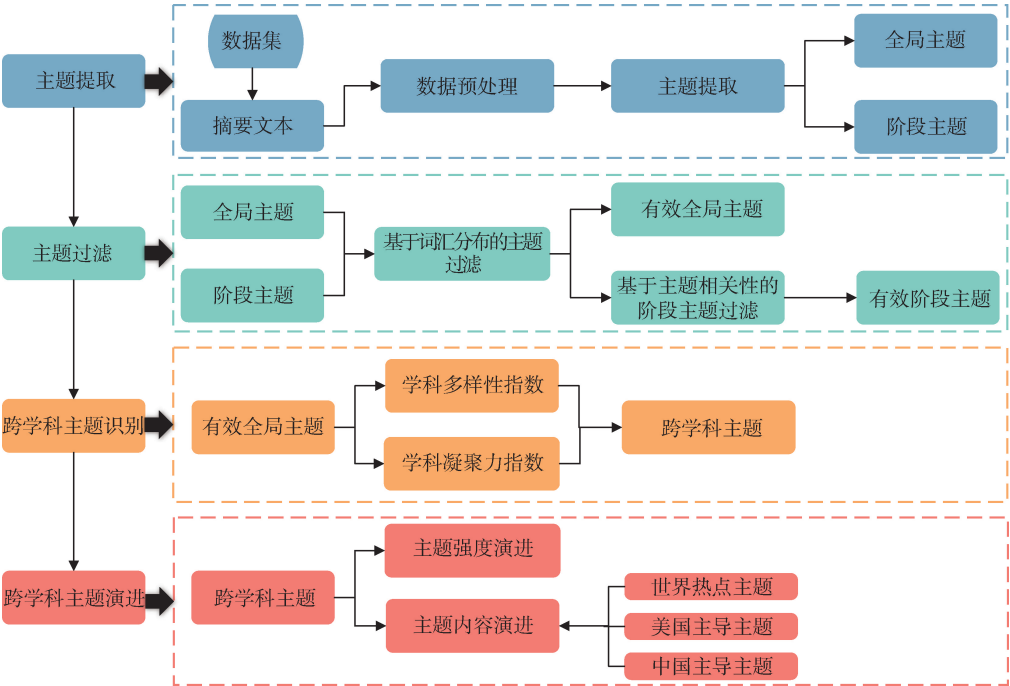


图 1 基于 BERTopic 模型的 AI 跨学科特征分析框架

Figure 1 Framework for interdisciplinary analysis of AI based on the BERTopic model

阶段 1:主题提取。首先,采用预训练 Sentence Transformer 模型将论文摘要编码为语义向量;其次,通过 UMAP 对向量降维,并利用 HDBSCAN 算法进行语义聚类;最后,基于 c-TF-IDF 提取主题特征词,采用 MMR 算法优化关键词。

阶段 2:主题过滤。信息熵衡量主题及词汇概率分布的离散度(式 1)。接着,通过余弦相似度(式 2)量化阶段主题 T_1 与全局主题 T_2 的语义相似度。最后,根据全局主题数 Z_i 与阶段主题数 Z_i 的比例调整过滤标准(式 3)。

$$\text{Entropy}(T) = -K \sum_{i=1}^m P(W_i/T) \ln P(W_i/T) \quad (1)$$

其中, K 为归一化常数, $P(W_i/T)$ 为词项 W_i 在主题 T 下的条件概率, m 为词汇总数。

$$CS(T_1, T_2) = \frac{T_1 \cdot T_2}{\|T_1\| \cdot \|T_2\|} = \frac{\sum_{i=1}^n ((X_i|T_1) \cdot (Y_i|T_2))}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i|T_1)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i|T_2)^2}} \quad (2)$$

其中, X 与 Y 分别为主题 T_1 和 T_2 中的关键词。

$$\text{threshold} = \frac{Z_i}{\sum_{i=1}^m Z_i} \quad (3)$$

阶段 3:跨学科主题识别。学科多样性^[24] 衡量主题术语在不同学科中的影响力离散程度,用 TI 指数(式 4)表征。学科凝聚力基于共现网络,采用网络密度(式 5)衡量学科间协同整合度。

$$TI = d \times \log tf \quad (4)$$

$$\text{Network Density} = \frac{2L}{N(N-1)} \quad (5)$$

其中, d 为主题学科数, tf 为相关文献数, N 为学科数量, L 为共现关系。

阶段 4:跨学科主题演进。主题强度结合论文数量与特征词分布衡量(式 6)。综合影响力(式 7)是基于文献数(N)、均被引频次(C)与高影响力论文占比(Q)^[25]。 Δ 值(式 8)衡量中美在人工智能主题中的相对影响力差异。

$$\theta_y^t = \sum_{k=1}^m \text{Num}_y(t) \times \theta_t^{w_k} \quad (6)$$

其中, $\text{Num}_y(t)$ 为时段 y 主题 t 的文献数, $\theta_t^{w_k}$ 表征特征词 w_k 对主题 t 的贡献度。

$$AII_i = 0.4 \cdot \tilde{N}_i + 0.4 \cdot \tilde{C}_i + 0.2 \cdot \tilde{Q}_i \quad (7)$$

其中, $\tilde{N}$, $\tilde{C}$, $\tilde{Q}$ 为标准化指标, i 表示研究主题。

$$\Delta = \frac{AII_{CN} - AII_{US}}{\max(AII_{CN}, AII_{US})} \quad (8)$$

2.2 数据获取与趋势分析

本研究以 Web of Science (WoS) 为数据源,为避免时滞影响,数据截至 2024 年 12 月 31 日。检索策略包括两步:一是参考 AI 知识图谱相关研究^[26,27],筛选高频核心术语;二是结合联合国《以人为本的 AI 治理》、美国白宫 OSTP《国家 AI 研发战略计划》和中国国务院《新一代人工智能发展规划》等报告,提取关键词。构建检索式:TS = (“artificial intelligence *” OR “machine learn *” OR “deep learn *” OR “neural network *” OR “computer vision *” OR “language model” OR “natural language process *”),获取初始文献 833,182 篇。

在数据筛选上,为保证数据权威性 & 学科代表性,本文聚焦 WoS 核心集中的“Computer Science, Artificial Intelligence”类别,筛得文献 104,448 篇。进一步限定语言为英语,文章类型为 Article,剔除页数不足 5 页,缺乏引文或重复项的记录,最终保留 90,212 篇。随后,采用双人背靠背法进行人工筛选。最终确定 89,448 篇有效文献用于分析。

进一步分析 AI 研究趋势与学科扩展特征发现,2010–2024 年 AI 研究以年均 18.04% 增速呈现指数级增长,覆盖的 WoS 学科从 30 增至 35 个,年均增幅仅 1.30%,低于文献增长速度。这表明 AI 跨学科扩展主要表现在既有学科间的纵深融合,而非新增学科的拓展。

3 研究结果

3.1 AI 研究主题提取

通过 BERTopic 模型初步提取 222 个全局主题,结合主题复杂性调参后,基于层次聚类和 c-TF-IDF 算法重构为 65 个全局主题^①。图 2 展示前 9 个主题贡献前 5 的关键词,辅助揭示其核心语义构成。接着,将 2010–2024 年划分为 5 个阶段,提取各阶

① 囿于篇幅,如需全局主题请向作者索取。

段主题。由于单期语料库相对较小,调整聚类参数 ($\text{min_cluster_size} = 5, \text{min_samples} = 5$) 以提升识别灵敏度。表 1 中阶段主题数呈指数增长,体现 AI 研究的知识生产加快。

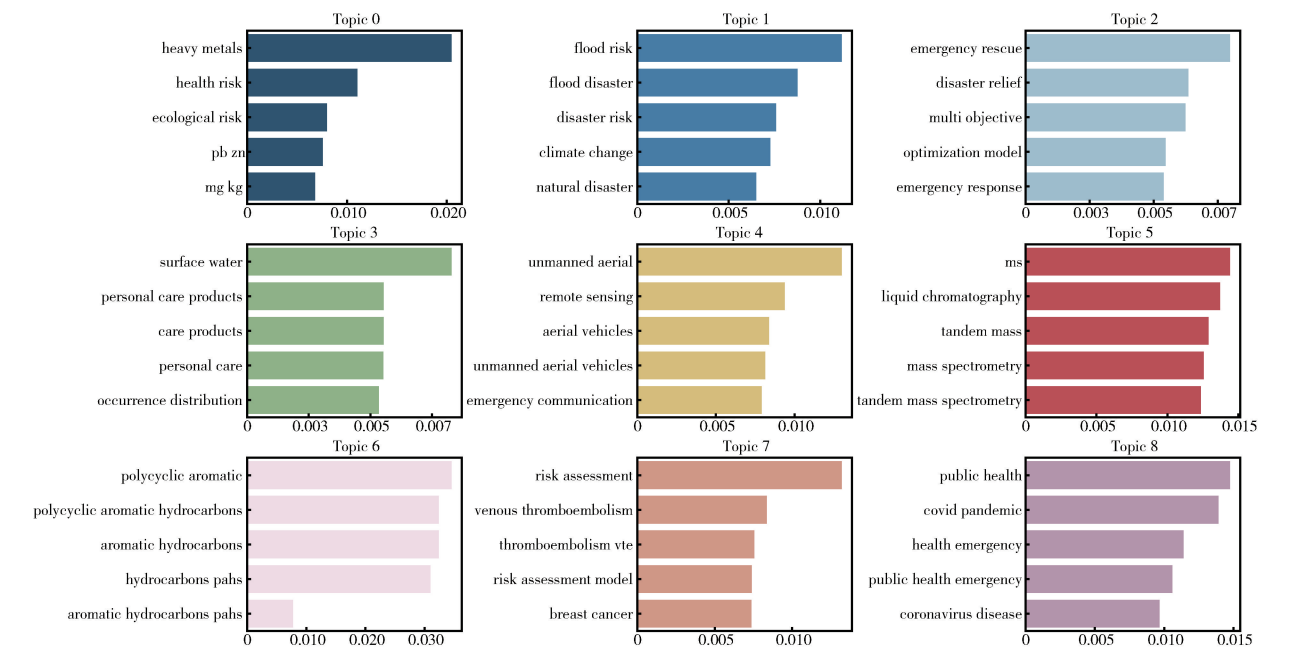


图 2 前九个全局主题 $c - TF - IDF$ 分值的前 5 词汇
Figure 2 Top 5 terms by $c - TF - IDF$ score for each of the first nine global topics

表 1 各阶段主题数及有效性					
Table 1 Number and validity of topics at each stage					
阶段	时间	文献数	阶段主题数	有效主题数	主题有效率
1	2010 - 2012	5,422	65	28	43.08%
2	2013 - 2015	6,805	84	43	51.19%
3	2016 - 2018	10,452	101	59	58.42%
4	2019 - 2021	23,735	226	116	51.33%
5	2022 - 2024	43,034	346	164	47.40%

3.2 AI 研究主题过滤

选取熵值低于平均熵(0.2353)的 30 个主题作为语义聚焦性强的有效全局主题。结合信息熵与语义相似度,计算阶段主题与全局主题匹配度(阈值为 0.0732),筛选有效阶段主题。表 1 所示有效主题率由 43.08% 升至 47.40%,表明阶段主题与全局知识体系一致性增强,AI 研究正由离散探索走向系统整合。

3.3 AI 研究的跨学科主题识别

(1)基于多样性指数的 AI 跨学科研究特征
学科多样性指数(TI)(表 2)表明主题交叉程度与文献量呈中度正相关(Pearson $r = 0.68, p < 0.001$),但文献规模超过 2,000 篇后 TI 增速趋缓,

学科交叉存在边际递减。
图 3 展示 30 个全局主题的学科多样性演变,特征如下:第一,技术驱动的学科融合呈阶梯式递进。基础突破期(阶段 1 - 2),深度学习推动多学科交叉。例如 topic #1(视觉行为识别)覆盖学科从 17 扩展到 25 个,CNN 技术广泛应用医疗影像、遥感等领域。场景扩散期(阶段 3 - 4),注意力机制等技术促进多模态融合。例如 topic #4(可解释 AI)TI 从 38.80 跃升至 84.50,AI 向司法、金融等领域渗透时对伦理与认知科学需求增加。范式转型期(阶段 5),大模型技术引发学科重组。如 topic #8(视觉缺陷检测)拓展至 25 个学科,人工智能与材料科学、光学工程在工业质检中融合。

第二, TI 演化具有多维协同特征。规模与多样性协同, 文献量达 500 篇后 95% 主题 TI 超 60, 研究扩张促进学科协作。资源集聚协同, 如 topic #0 (神经网络推荐系统) 文献量达 1, 980 篇, TI 值

65.93, 主题知识与资源集聚促进交叉。危机与创新协同, 如疫情推动 topic #38 (胸部影像与新冠检测) TI 从 3.8 增至 68.1, 突发事件促进学科联动以实现技术突破。

表 2 有效全局主题多样性指数
Table 2 Diversity index of valid global topics

主题	TI	文章数量	主题	TI	文章数量
#2	108.20	2,406	#6	79.05	1,966
#1	106.32	2,689	#3	77.12	2,254
#4	99.04	2,002	#22	75.47	1,044
#5	95.62	1,983	#41	75.17	608
#10	93.80	1,716	#38	73.15	651
#15	92.00	1,487	#39	73.01	643
#11	90.02	1,640	#40	69.62	609
#18	88.38	1,116	#36	68.24	697
#19	88.12	1,093	#52	61.33	464
#7	85.63	1,965	#44	57.60	553
#8	85.53	1,948	#50	56.68	500
#16	84.67	1,368	#12	54.44	1,593
#14	82.54	1,495	#34	51.51	727
#17	80.75	1,276	#28	41.35	898
#0	79.19	2,773	#61	37.05	295

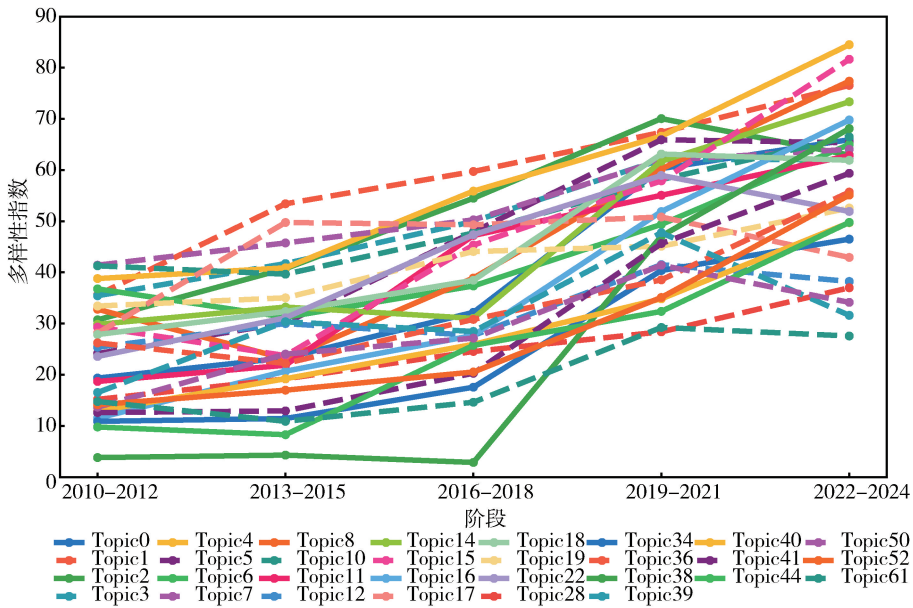


图 3 各阶段全局主题的学科多样性

Figure 3 Disciplinary diversity of global topics at each stage

第三, 技术演化出现拐点。首个拐点是方法论冲突(2013 - 2018), 如技术瓶颈导致 topic #12 (自

适应控制) TI 从 42.51 降至 38.23。随后是伦理觉醒(2019 - 2024), GPT - 3 发布促使 topic #4 (可解

释 AI) TI 突破 84, 法学、心理学等介入 AI 伦理框架。目前处于人文重构拐点, 扩散模型推动 topic # 15(图像融合修复与风格迁移) TI 升至 81.65, 艺术创作与文物保护融合转型。

(2) 基于凝聚力指数的 AI 跨学科研究特征

73.33% 主题凝聚力处于 0.10 - 0.13 之间, 表明 AI 已形成基本协作网络。具体主题的凝聚力存在差异: 高凝聚力主题如 topic #2(金融时间序列预测, 0.15), 体现金融数学与深度学习的协同深化; 而 topic #12(非线性系统自适应控制, 0.06) 代表单一学科主导的低凝聚力主题; topic #22(多视角聚类, 0.12) 虽 TI 中等, 却具高凝聚力, 反映子空间学习在多模态数据处理的协同潜力。

图 4 展示人工智能研究主题的四象限分布。学科多样性与凝聚力正相关 (Pearson $r = 0.72$, $p < 0.01$)。①高多样性 - 高凝聚力象限。代表性主题包括 topic #0、#1、#2 等 24 个, 平均 TI 值 83.83, 网络密度超 0.08, 融合多学科知识适配技术与场景,

凸显跨学科创新效能。以 topic #4(可解释 AI) 为例, 融合计算机科学、认知科学与法律伦理, 开发 LIME、SHAP 等工具应用于医疗与金融, 推动技术与规范协同发展。

②低多样性 - 高凝聚力象限。唯一主题 topic # 44(深度学习分析心电图与心血管疾病), 依托 U-Net 和 ResNet 架构将心脏相关知识嵌入深度学习模型, 构建医学影像分析的垂直整合范式。

③低多样性 - 低凝聚力象限。Topic #12、#28、# 34、#50 和 #61 位于该象限, 它们技术路径与学科结构单一。如 topic #28(风力发电与电力系统预测) 依赖能源工程与统计学传统技术, 未与气象、材料等学科交叉, 导致预测模型未突破气象敏感性、设备损耗等变量耦合分析瓶颈。

综上, topic #0、#1、#2、#3、#4、#5、#6、#7、#8、# 10、#11、#14、#15、#16、#17、#18、#19、#22、#36、#38、# 39、#40、#41 和 #52 是人工智能核心跨学科主题。

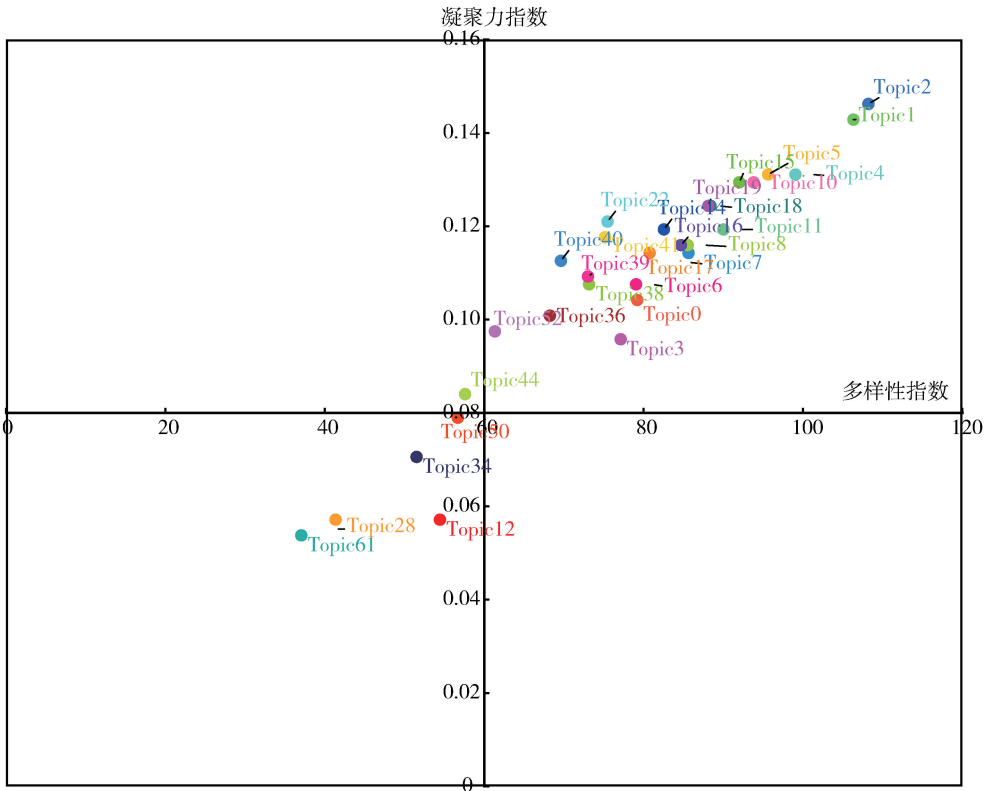


图 4 跨学科主题的多维象限分布

Figure 4 Multidimensional quadrant distribution of interdisciplinary topics

3.4 AI 跨学科主题演化

(1) 主题强度演化

图 5 展示 AI 跨学科主题强度在各阶段变化轨迹。据此, 主题类型归纳如下:

持续增长型。代表性主题如 topic #0(图神经网络推荐系统)增长近 50 倍。技术突破期(2016 – 2018 年)通过 GCN 提升推荐准确性,强度增长 226%;产业化爆发期(2019 – 2024 年)GraphSAGE 和 GAT 算法解决实时计算问题,强度年均增速达 80%,反映底层技术突破关键应用场景工程障碍后,相关主题研究迅速扩张,从学术探索转向产业落地。

早期波动后期增长型。以 topic #7(信用风险评估中的机器学习)为例,2010 – 2012 年因数据及模型问题研究停滞;随着欧盟开放银行数据共享法案实施,AI 模型可接入央行征信系统实现多源数据融合,结合 LSTM 与 Transformer 架构提升,研究强度回升至 38.98,体现数据开放与技术进步的协同驱动效应。

后期爆发型。此类主题前期研究强度低或停滞,后期因突发事件或技术突破大幅增长。如 topic #38(胸部影像与新冠检测)在 2010 – 2018 年研究强度均值 0.29,而 2019 年后升至 40.15。其爆发源

于疫情激发智能诊断需求,深度学习优化提高诊断灵敏度,美国和欧盟提供数据与资源支持。说明突发事件通过需求牵引、技术推动、资源保障的传导链条,重塑医学影像领域的 AI 技术研发优先级与创新节奏。

(2)主题内容演化:中美比较

表 3 显示美国主导全球 1/3AI 核心跨学科主题,强调基础研究与原始创新。它们聚焦方法突破和治理框架(如#0、#4、#52),同时,与医疗(#5)、金融(#7)、隐私伦理(#4)等高敏感性领域深度绑定,表明在高可信度 AI 系统建构方面的系统优势。中国强调工程化应用和效率。聚焦算法收敛与效率(#19)、实用型感知任务(#40)等“落地性强”的工程任务,在算法实用性、系统部署效率与识别准确性方面表现突出。另有 14 个中美共同竞争主题,分布在 CV、NLP、金融与医疗交叉等跨学科集成应用领域。由于这类主题有技术基础也有现实急需,同时代表了 AI 在泛领域基础设施方面演进的关键节点,最易形成中美并行、轮替领先的动态均衡区。

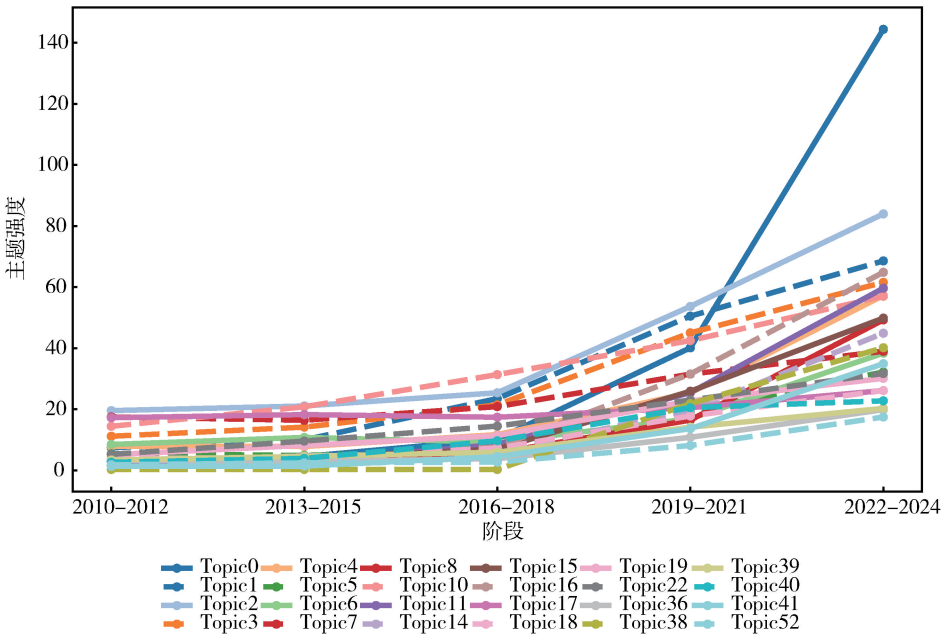


图 5 跨学科主题强度演进
Figure 5 Evolution of interdisciplinary topic intensity

本文依据全局主题与阶段主题的相似度筛选显著关联主题,并以此评估成熟度^②,然后分析各阶段

② 设置相似度阈值(<0.10)过滤低关联主题,有效主题分三级显示:绿色指萌芽或活跃阶段 $[0.10 - 0.40]$;黄色指发展阶段 $[0.40 - 0.70]$;红色指成熟阶段 $[0.70 - 1]$ 。桑基图中节点位置垂直分布体现相似度梯度,靠近顶部的红色节点是成熟主题,绿色节点是新兴方向,未达阈值的灰色节点作为辅助信息保留。

③ S1 – T1 指在第一阶段的 topic #1。阶段主题间相似度以线条粗细和颜色区分。相似程度等级划分为 $[0.10, 0.40)$, $[0.40, 0.70)$, $[0.70, 1]$,低于 0.10 的线条用灰色表示。红色粗线指高度相似,核心概念稳定;绿色细线表示低相似度,反映较大转变或新主题出现。

主题间的知识演化路径^③。图 6 展示了代表性跨学科主题的知识流动路径,涉及共同竞争主题(topic # 1 和#2),美国主导主题(topic #3 和#4),中国主导主题(topic #19 和#40)。

表 3 中美在 AI 跨学科主题中的贡献^④

Table 3 China and US contributions to AI interdisciplinary topics

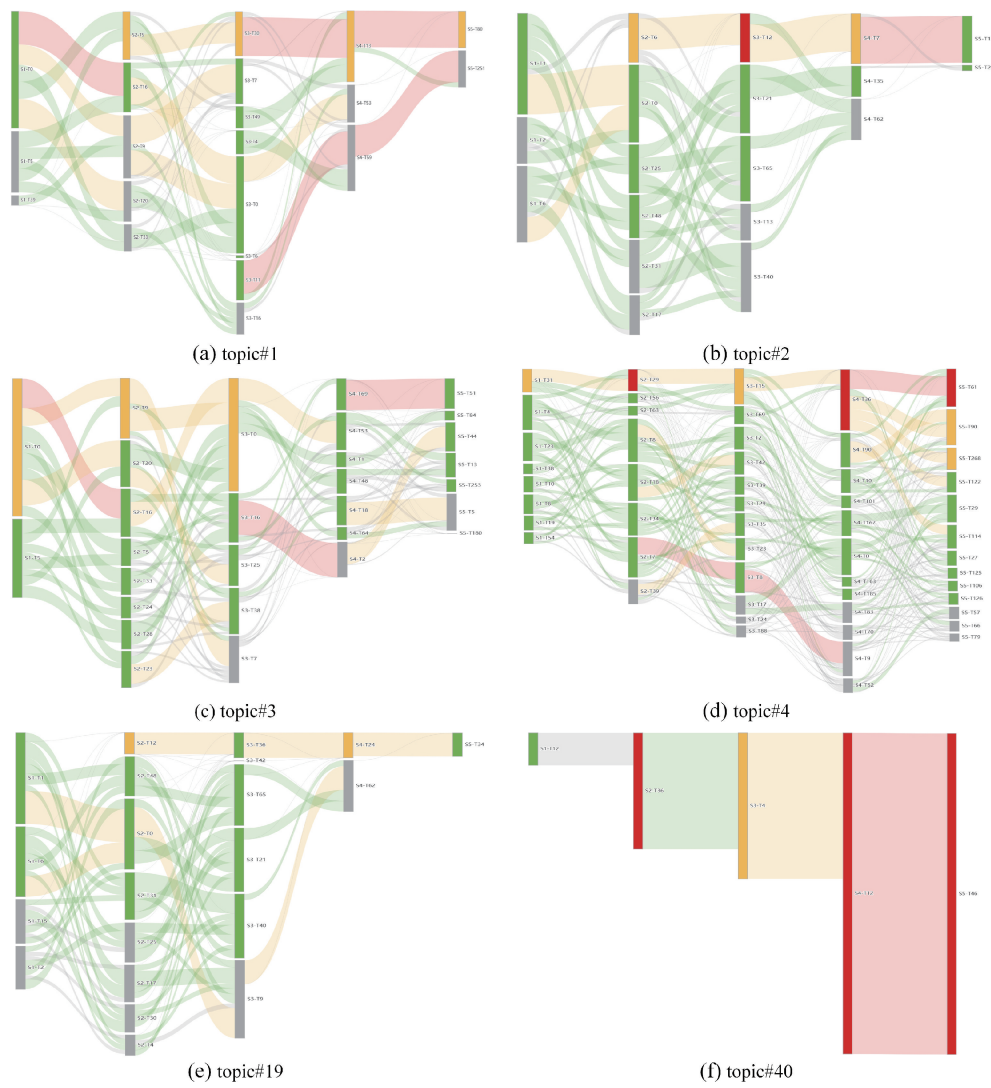
主题	文章数量		均被引值		前 10% 文章比例		AII 值		中美对比
	中国	美国	中国	美国	中国	美国	中国	美国	
#0	1,785	155	13.64	28.16	7.84%	16.77%	0.69	0.87	-0.21
#1	1,013	179	28.33	47.39	10.86%	18.44%	0.76	0.90	-0.16
#2	838	116	26.59	43.67	7.88%	13.79%	0.76	0.88	-0.14
#3	1,205	133	28.39	238.20	7.55%	16.54%	0.54	0.88	-0.38
#4	336	288	13.14	39.91	8.04%	12.15%	0.66	0.99	-0.33
#5	788	79	14.37	27.20	5.20%	15.19%	0.68	0.86	-0.21
#6	601	86	21.14	31.82	6.99%	12.79%	0.78	0.88	-0.12
#7	651	148	27.00	73.25	7.07%	13.51%	0.65	0.91	-0.28
#8	778	97	17.69	29.27	8.23%	17.53%	0.74	0.88	-0.16
#10	775	99	31.42	41.52	9.81%	15.15%	0.83	0.88	-0.05
#11	819	85	24.24	25.71	9.16%	12.94%	0.92	0.87	0.06
#14	325	234	17.64	31.88	5.85%	13.68%	0.71	0.98	-0.28
#15	839	55	40.10	51.06	10.01%	25.45%	0.79	0.84	-0.06
#16	408	54	28.92	47.20	9.80%	20.37%	0.74	0.87	-0.14
#17	395	31	22.84	27.76	10.38%	12.90%	0.89	0.83	0.07
#18	281	80	10.1	31.12	6.05%	28.75%	0.57	0.91	-0.37
#19	511	90	35.08	28.31	9.78%	8.89%	1.00	0.79	0.21
#22	591	84	36.83	39.43	11.51%	9.52%	0.97	0.84	0.13
#36	254	63	22.12	37.56	9.84%	12.70%	0.79	0.90	-0.12
#38	130	23	26.75	51.85	12.31%	17.39%	0.75	0.86	-0.13
#39	252	28	12.96	21.03	8.33%	21.43%	0.72	0.84	-0.14
#40	196	27	40.49	21.75	13.78%	14.81%	0.99	0.67	0.32
#41	242	45	18.57	34.43	7.02%	13.33%	0.72	0.88	-0.18
#52	195	32	21.71	61.29	8.21%	31.25%	0.59	0.86	-0.31

Topic #1 (视觉行为识别):以人脸表征与识别技术为核心,知识流动经历五代演进。协同优化探索期,融合图像分割与目标检测技术(S1 - T0),构建复杂场景分析框架;稀疏表征驱动期,利用稀疏编码与低秩分解方法(S2 - T5)识别静态表情;CNN 技术爆发期,推动端到端学习模型(S3 - T30)提升识别精度;多属性分析深化期,基于 ResNet 架构与 VGGFace2 数据集扩展年龄与情绪识别(S4 - T13);

安全防御重构期,针对 Deepfake 构建检测防御一体化体系(S5 - T80),结合 TEE 与欧盟 AI 法案塑造新技术范式。2016 年以来,CNN 架构创新成为 topic # 1 新兴方向。S3 - T11 解决卷积 - 全连接层参数耦合问题,S4 - T59 完成 MobileNet 移动端部署,S5 - T251 用 3D CNN 增强自动驾驶行为预测与手术动作分析能力。

Topic #2 (金融时间序列预测):呈现算法、数

④ 本文参考百分位划分方法,结合 Δ 值分布于 $(-0.4, 0.4)$ 特征,将相关主题划分为中国主导($\Delta > 0.2$)、美国主导($\Delta < -0.2$)和共同竞争领域($-0.2 \leq \Delta \leq 0.2$)。



机制,回应 AI 治理需求。2022 年涌入两个新兴方向:一是聚焦可解释系统的机理建模与验证方法(S5-T90),通过决策机理可视化建模(如神经路径追踪)与动态验证协议(对抗测试框架),构建局部解释到全局可信度的评估体系;二是关注基层医疗中的智能辅助诊断架构(S5-T268),结合中医语义网络与西医检验数据,开发跨模态解释引擎,降低基层医生的认知负荷。

Topic #19(优化算法与神经网络训练):呈现出从理论探索到算法突破,再到场景应用的螺旋式演进特征。基础理论期,构建神经网络稳定性分析框架(S1-T3),融合群体智能优化方法(S2-T12),提出果蝇优化算法(S3-T36);关键突破期,引入动态权重调整机制(S4-T24),提升无人机路径规划收敛速度,提高解集均匀性;系统化阶段,基于双层参数调节元启发式算法(S5-T34),减少 ResNet 分类训练迭代,提升收敛效率。

Topic #40(场景文本与手写文字识别):融合工程技术与语言学,形成感知、语义、语言的链式融合路径。早期基于梅尔声学特征与 HMM 神经网络混合模型,识别低分辨率场景文本与音乐符号;系统化阶段,离线多模态识别系统通过集成光学字符检测技术,实现拉丁文字与特殊符号的并行处理,提升场景文本定位 F-score 值;深度学习浪潮下采用 DC-NN 融合文本与行人检测任务,实现三维场景理解;应用拓展期,构建文档图像与自然场景迁移学习框架,在古籍数字化等领域实现较高字符保真度;跨模态阶段,借助 GAN 统一手写体与印刷体特征,支持多语种与多模态智能解析系统。

(3) AI 跨学科主题的知识演进特征及其驱动机制

AI 跨学科主题知识演进特征。特征一:主题知识普遍沿着“吸收-成熟-裂变”的动态周期演进。演化初期, AI 核心学科(如计算机科学、逻辑学、数学等)主动吸纳语言学、生物医学、伦理学等外部学科资源,形成异质知识要素的交汇。随着技术系统和应用场景拓展,这些知识通过范式革新和方法集成进行系统整合。成熟期,主题知识裂变,衍生 AI 治理、社会影响评估等新兴子领域,完成“知识融合”向“知识再生”转化。这种周期性特征反映 AI 作为高度集成的交叉领域,其发展不仅依赖知识输入,更依赖范式牵引下的结构重组与边界拓展。

特征二:成熟度对知识融合结构和路径有显著

影响。新兴融合型主题(如 topic #40 场景文本识别)因其特定任务导向性,发展路径简短,结构收敛,形成工程驱动型范式结构;过渡集成型主题(如 topic #2 金融预测建模)逐步建构感知建模、语义理解等多个子系统,融合深度提升;成熟扩散型主题(如 topic #4 可解释 AI)已形成复杂的知识网络,不仅涵盖技术和认知维度,还延伸至伦理、法律等社会制度层面,形成“方法-范式-制度”三重互动的复合型知识扩散路径。这种成熟度差异不仅体现于技术系统的复杂性,更体现在跨学科资源能否被有效重构和再生产的能力上,决定主题未来演化潜力与拓展边界。

特征三:主题结构呈现“主干-接口-应用”相互嵌套的链状耦合特征。主干学科(如计算机科学、数学等)提供技术逻辑与方法范式,是知识演进的源发驱动力;接口学科(如心理学、语言学、统计学)在认知映射、语义桥接等关键环节发挥支撑作用,形成知识整合的中介机制;而应用学科(如医学、法学、金融等)承载技术成果的嵌入与转化,是推动主题社会价值实现的关键环节。这种结构逻辑不同于传统学科间的平面协作,是一种以技术范式为轴心、以中介学科为纽带、以场景嵌入为落点的分层式知识组织机制,体现 AI 跨学科知识系统演化的深层规律。

中美 AI 跨学科主题的知识演进路径及其驱动机制。中美 AI 跨学科主题的知识演进呈现出两种典型路径:中国表现为“任务牵引-技术整合-快速成熟”的收敛型路径,美国体现为“范式驱动-多元扩散-系统演化”的扩散型路径。中国以工程需求为起点,聚焦解决特定技术问题,通过相邻学科知识拼接,形成紧凑的知识结构和较短的演化链条。以 topic #19(优化算法)和 topic #40(场景文本识别)为代表,其研究路径明确、目标集中,突出任务导向和落地效能。相比之下,美国的研究更注重从方法创新出发,融合多学科知识源,在 topic #3(三维感知建模)、#4(可解释 AI)等主题展现较强的知识衍生性和学科扩展性,演进路径更开放、复杂和动态。

分析两者背后的驱动机制发现,中美路径的差异不仅源自科研议题选择,更根植于制度逻辑、组织模式与资源配置方式的不同。美国跨学科研究依托高度自治的科研体系,呈现多元主体参与、自由协同演化特征。加州大学、佛罗里达州立大学等高校与

NSF、能源部等联邦机构共同构建覆盖 53 国 271 个机构的全球协作网络,形成了分布式知识生产格局。其资助机制长期支持基础研究与方法探索,2024 年高达 1,090.8 亿美元的私人投资进一步强化了多学科协同与前沿探索能力。在此机制下,美国跨学科主题展现出多元知识协同生产推动知识系统整合,进而促进跨学科知识边界开放的演化特征。例如 topic #4 在后期发展出医疗诊断系统子主题 (T268),体现知识裂变与外溢能力。

相比之下,中国跨学科研究主要由集中统筹体制驱动,依赖国家战略导向和工程目标牵引,强调资源配置的组织化与目标的精确化。以中国科学院与重点高校(香港城大、哈工大等)为核心,形成以本土机构为主(占 64.73%)的内循环知识组织结构。《新一代人工智能发展规划》、“新工科改革”等政策强化研究议题的任务导向属性,使跨学科研究紧密围绕“卡脖子”技术展开,实现快速动员、集中攻关和成果转化。这种机制有效提升集成效率,但也导致知识融合路径趋于封闭,异质性知识耦合的广度与深度受限。

由此可见,中美 AI 跨学科研究在路径选择与驱动逻辑上具有典型制度性差异。美国强调方法先导与范式突破,通过自由探索实现知识网络自下而上扩张;中国强调目标导向与组织执行,通过制度动员实现技术系统自上而下整合。两种路径在当前各自国家科技战略中都展现出高度适配性,但在知识生态的开放性、多样性与系统演化能力方面存在结构性张力,也对未来中美跨学科协同与全球技术合作格局产生深远影响。

4 研究结论与政策启示

4.1 研究结论

AI 跨学科知识体系不仅是推动理论创新与技术突破的重要支撑,也是理解 AI 演化机制与知识协同逻辑的关键切口。针对跨学科主题识别模糊、演化路径不清与结构机制未明等问题,本文构建了涵盖结构识别、国家比较与机制解释的整体性研究框架,识别 AI 领域典型跨学科主题,揭示其在结构、路径和知识来源的异质性特征,并比较中美在跨学科主题分布、知识演化路径和驱动机制的差异。研究发现:

第一, AI 呈现高度异质性跨学科知识结构。基

于 BERTopic 与学科多样性-凝聚力指数分析,识别出 23 个多类型并存、融合程度不一的主题。其学科来源跨越计算机、数学、心理学等,反映知识整合不再围绕单一技术路线,而是在多个技术或理论范式间并行演化、交叉耦合, AI 本身已成为复杂技术-社会系统中典型的跨学科集成平台。

第二, AI 跨学科主题知识演进具有阶段性与结构耦合性。跨学科知识演化呈现“吸收-成熟-裂变”的路径,具有从异质知识引入、方法范式整合到新子主题分化的典型演进周期。不同主题的演进路径和结构复杂度存在差异,有新兴融合型、过渡集成型与系统扩散型三类。AI 知识融合不是简单拼接,而是通过接口机制,即“主干学科-接口学科-应用场景”链状耦合结构实现多层次嵌套协同。

第三,中美在 AI 跨学科主题分布与路径结构上有差异。美国主导主题集中于前沿范式(如可解释性、三维建模),而中国主导主题多围绕工程问题与应用优化(如 OCR 识别、算法调优)。中美共同竞争主题分布广泛,两国在中间层议题上具有一定共识与博弈空间。此外,美国注重从范式出发的“系统扩散型”路径,而中国更倾向于“目标驱动型”问题解决路径。

第四,中美跨学科知识演进驱动机制存在系统性差异。美国强调方法驱动与结构开放,依托多元主体参与和范式引领。科研组织网络化,制度上强调自由探索与协同演化。而中国机制强调任务导向与制度主导,侧重国家规划与工程需求牵引,形成“集中配置-快速整合-工程应用”的路径逻辑。这种复杂协同制与集中统筹制的差异,不仅塑造了不同的知识演化结构,也决定了中美在跨学科创新生态中的战略选择和演进节奏。

4.2 政策启示

AI 的全球竞争堪称一场“上甘岭战役”。中国亟需正视差距、加倍努力,在关键领域实现突破,抢占 AI 科技制高点,牢牢掌握未来主动权,逐步弥合与领先国家的差距,构建具有自主性和系统韧性的 AI 创新生态。

一是构建异质知识耦合平台,强化基础范式源头供给能力。中国在核心算法、系统架构与软硬协同等方面仍处于追赶阶段,尤其在设计制造环节存在结构性短板。建议依托国家重点实验室和未来技术学院,建设若干跨学科范式探索平台,鼓励数学、认知科学、工程科学与 AI 深度融合,聚焦类脑计算、

低功耗算法、自主学习框架等前沿方向,提升底层原创能力,逐步摆脱依靠硬件堆叠的路径依赖,实现范式层的自主突破。

二是推行自由议题与任务揭榜并行的立项机制,增强知识协同弹性与战略聚焦能力。中国AI发展具有资源动员快、政策集中度高的优势,但现有科研立项体系相对刚性,容易压缩探索空间。建议在科技重大专项基础上,推行自由申报与任务榜单并行的双轨机制,即面向青年学者设立灵活申报通道,鼓励开展软硬一体化、数据安全治理等交叉议题研究;同时围绕高端芯片、智能制造等领域发布重大任务榜,引导优势单位联合攻关,实现开放性与指向性的协同平衡。

三是培育接口学科生态,系统提升跨界集成能力。AI技术的系统集成依赖关键接口学科作为桥梁。中国在控制论、认知科学、系统工程等支撑性学科上的布局仍显薄弱。建议科技和教育主管部门联合实施接口学科支持计划,在资源分配、评价机制和学科建设中给予政策倾斜,推动基础理论、系统设计与应用场景之间有效衔接,增强从算法到架构再到功能实现的整体联动能力。

四是强化国际科研协同,释放场景、数据与供应链协同优势。依托重点实验室和特色平台,构建国际联合实验室和场景试验基地,深化与欧美在自动驾驶、城市计算、医疗AI等领域的共建机制。通过共建机制扩大国际影响力的同时,也有助于弥补功能设计滞后、标准话语权不足等薄弱环节,推动技术交流与规则共建并重。

五是优化科研评价和人才支持体系,增强创新韧性与回流吸引力。构建面向跨学科研究的评价体系,允许项目和成果在团队署名、周期评估和学科归属等方面体现协同特性。对在算法优化、架构设计与工程实现等多个层面具备综合能力的研究人员,应在资源配置、职称晋升和平台建设中给予重点支持,持续释放人才潜能与系统创新活力。

参考文献:

- [1] Sartori L, Theodorou A. A sociotechnical perspective for the future of AI: narratives, inequalities, and human control[J]. *Ethics and Information Technology*, 2022, 24(4): 1-11.
- [2] President's Council of Advisors on Science and Technology (PCAST). Supercharging research: Harnessing

artificial intelligence to meet global challenges [EB/OL]. https://bidenwhitehouse.archives.gov/wp-content/uploads/2024/04/AI-Report-Upload-29APRIL2024_SEND-2.pdf. 2024-04-29/2025-05-30.

- [3] 郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. *管理世界*, 2019, 35(7): 60-77, 202-203. Guo K M. Artificial intelligence, structural transformation and labor share[J]. *Journal of Management World*, 2019, 35(7): 60-77, 202-203.
- [4] 张鑫,王明辉. 中国人工智能发展态势及其促进策略[J]. *改革*, 2019(9): 31-44. Zhang X, Wang M H. Development status and promotion strategy of artificial intelligence in China[J]. *Reform*, 2019(9): 31-44.
- [5] Jordan M I, Mitchell T M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects[J]. *Science*, 2015, 349(6245): 255-260.
- [6] 郑海涛,李美微,胡杰,等. 跨学科流动对学者学术表现的影响——以人工智能领域为例[J]. *科学学研究*, 2025, 43(11): 2312-2323, 2335. Zheng H T, Li M W, Hu J, et al. The impact of interdisciplinary mobility on scholars' academic performance: A case study in the field of artificial intelligence[J]. *Studies in Science of Science*, 2025, 43(11): 2312-2323, 2335.
- [7] Ryan M, Isakhanyan G, Tekinerdogan B. An interdisciplinary approach to artificial intelligence in agriculture[J]. *NJAS: Impact in Agricultural and Life Sciences*, 2023, 95(1): 2168568.
- [8] 姜李丹,薛澜,梁正. 人工智能赋能下产业创新生态系统的双重转型[J]. *科学学研究*, 2022, 40(4): 602-610. Jiang L D, Xue L, Liang Z. Dual-transition of sectoral innovation ecosystem empowered by artificial intelligence[J]. *Studies in Science of Science*, 2022, 40(4): 602-610.
- [9] Abbonato D, Bianchini S, Gargiulo F, et al. Interdisciplinary research in artificial intelligence: Lessons from COVID-19[J]. *Quantitative Science Studies*, 2024, 5(4): 922-935.
- [10] 成素梅. 人工智能本性的跨学科解析[J]. *国外理论动态*, 2021(4): 155-163. Cheng S M. Interdisciplinary analysis of the nature of artificial intelligence[J]. *Foreign Theoretical Trends*, 2021(4): 155-163.
- [11] 曹嘉君,王曰芬,陈盛之,等. 多学科交叉综合的研究领域内学科间分布状态与演化研究[J]. *情报学报*, 2020, 39(5): 459-468. Cao J J, Wang Y F, Chen S Z, et al. Research on the distribution and evolution of interdisciplinarity in the multidisciplinary cross-synthe-

- sis research field[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2020, 39(5): 459–468.
- [12] 吴逸菲,樊春良. 中国语境下人工智能伦理治理的路径塑造——基于价值-工具二维理性的融合框架[J]. 科学学研究, 2025, 43(1): 79–90. Wu Y F, Fan C L. Shaping the ethical governance path of artificial intelligence in the Chinese context: An integrated framework of value-instrumental rationality[J]. Studies in Science of Science, 2025, 43(1): 79–90.
- [13] 黄萃,黄施旗,付慧真. 学科交叉视角下人工智能治理领域知识流动与研究主题的国际比较研究[J]. 信息资源管理学报, 2022, 12(6): 98–110. Huang C, Huang S Q, Fu H Z. An international comparative study of knowledge flow and research themes in artificial intelligence governance from the perspective of interdisciplinary research[J]. Journal of Information Resources Management, 2022, 12(6): 98–110.
- [14] Lin Y, Xu C, Xu K, et al. Research on the knowledge structure and sustainable development pathways of artificial intelligence from the perspective of technological science[J]. Sustainability, 2024, 16(20): 9019.
- [15] 王卫军,姚畅,乔子越,等. 基于词嵌入的国家自然科学基金学科交叉知识发现方法——以“人工智能”与“信息管理”为例[J]. 情报学报, 2021, 40(8): 831–845. Wang W J, Yao C, Qiao Z Y, et al. Method of discovering interdisciplinary knowledge of the National Natural Science Foundation of China based on word embedding: A case study on artificial intelligence and information management[J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information, 2021, 40(8): 831–845.
- [16] 王曰芬,曹嘉君,余厚强,等. 人工智能研究前沿识别与分析:基于领域全局演化研究视角[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(9): 1–7. Wang Y F, Cao J J, Yu H Q, et al. Identification and analysis of research fronts in artificial intelligence: A perspective based on global evolution study of the domain[J]. Information Studies: Theory & Application, 2019, 42(9): 1–7.
- [17] 赖红波,赵逸维. 全球视角下中国人工智能研究可视化分析[J]. 科研管理, 2023, 44(1): 8–15. Lai H B, Zhao Y W. A visual analysis of China's artificial intelligence research from a global perspective[J]. Science Research Management, 2023, 44(1): 8–15.
- [18] 李牧南,王雯殊. 基于文本挖掘的人工智能科学主题演进研究[J]. 情报杂志, 2020, 39(6): 82–88. Li M N, Wang W S. Research on the topic evolution of artificial intelligence based on text mining[J]. Journal of Intelligence, 2020, 39(6): 82–88.
- [19] 郑文佳. 基于动态主题模型的欧盟人工智能战略研究:热点、演化及解构[J]. 中国科技论坛, 2025(4): 162–175. Zheng W J. Research on EU artificial intelligence strategy based on DTM model: Hotspots, evolution and deconstruction[J]. Forum on Science and Technology in China, 2025(4): 162–175.
- [20] 史湘宁,房超,李辉,等. 我国人工智能关键技术体系演化路径及发展研究——基于科学计量视角[J]. 科学管理研究, 2022, 40(3): 2–11. Shi X N, Fang C, Li H, et al. Research on evolution path and development of key technology system of artificial intelligence in China: From the metrological perspective[J]. Scientific Management Research, 2022, 40(3): 2–11.
- [21] Grootendorst M. BERTopic: Neural topic modeling with a class-based TF-IDF procedure[EB/OL]. arXiv, 2022 [2025-05-30]. <http://arxiv.org/abs/2203.05794>.
- [22] Egger R, Yu J. A topic modeling comparison between LDA, NMF, Top2Vec, and BERTopic to demystify twitter posts[J]. Frontiers in Sociology, 2022, 7: 886498.
- [23] Wang Z, Chen J, Chen J, et al. Identifying interdisciplinary topics and their evolution based on BERTopic[J]. Scientometrics, 2024, 129(11): 7359–7384.
- [24] Xu H, Guo T, Yue Z, et al. Interdisciplinary topics of information science: A study based on the terms interdisciplinarity index series[J]. Scientometrics, 2016, 106(2): 583–601.
- [25] Min C, Zhao Y, Bu Y, et al. Has China caught up to the US in AI research? An exploration of mimetic isomorphism as a model for late industrializers[EB/OL]. arXiv, 2023 [2025-05-30]. <http://arxiv.org/abs/2307.10198>.
- [26] Mariani M M, Machado I, Magrelli V, et al. Artificial intelligence in innovation research: A systematic review, conceptual framework, and future research directions[J]. Technovation, 2023, 122: 102623.
- [27] 王友发,罗建强,周献中. 基于专利地图的人工智能研究总体格局、技术热点与未来趋势[J]. 中国科技论坛, 2019(10): 80–89, 127. Wang Y F, Luo J Q, Zhou X Z. Hotspots and development trend of artificial intelligence technology based on patent map[J]. Forum on Science and Technology in China, 2019(10): 80–89, 127.

Global perspectives and the Sino – US AI landscape: Interdisciplinary topic identification and evolution

JIANG Chun¹, HE Xing²

(1. School of Public Administration and Emergency Management, Jinan University, Guangzhou 510632, China;

2. School of Public Administration, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Against the backdrop of rapid advances in artificial intelligence (AI) and the accelerating reshaping of the global technological competition landscape, interdisciplinary integration has increasingly become a critical driver of technological breakthroughs and knowledge innovation. Particularly amid intensifying Sino – American technological rivalry, comparing the differences in AI interdisciplinary knowledge integration paths across countries is of significant practical relevance for optimizing innovation strategies and enhancing competitive resilience. However, existing studies have predominantly focused on AI theory development, technological innovation, and overall trends, with relatively limited systematic exploration of AI’s interdisciplinary knowledge system and its evolutionary mechanisms. This gap partially constrains understanding of the intrinsic patterns of AI development and, consequently, limits the ability to seize strategic initiative.

This study draws on the Web of Science (WoS) database, selecting 89,448 valid publications up to December 31, 2024, and constructs an integrated research framework encompassing “topic identification – structural analysis – mechanism comparison”. First, employing the BERTopic modeling method, the study identifies representative interdisciplinary topics in AI and characterizes their features in terms of knowledge sources, integration depth, and structural types by introducing disciplinary diversity and cohesion indicators. Second, by analyzing changes in topic intensity and content evolution, it reveals the evolutionary paths and coupling patterns of interdisciplinary knowledge across different stages. Finally, using the United States and China as comparative cases, the study examines differences in topic distribution, structural patterns, and driving mechanisms, exploring how institutional logic, organizational forms, and resource allocation shape interdisciplinary integration.

The findings indicate that the AI field has formed a complex interdisciplinary knowledge system composed of 23 heterogeneous topics, with significant variation across topics in disciplinary sources, integration depth, and structural complexity, displaying a combination of parallel paradigms, heterogeneous integration, and structural coupling. The evolution of interdisciplinary knowledge typically follows a cyclical process, progressing from the introduction of heterogeneous elements to the integration of methodological paradigms and the differentiation of new subfields, with coupling realized through multi – layered nested coordination between core and interface disciplines. International comparison shows that the U. S. emphasizes paradigm – driven, system – level diffusion, relying on open collaboration and multi – actor participation to promote parallel exploration across multiple directions, whereas China exhibits an engineering – and application – driven pattern, emphasizing concentrated resource mobilization and rapid integration, resulting in goal – focused and outcome – oriented pathways. These mechanistic differences not only influence the pace and direction of knowledge evolution but also shape each country’s relative advantages in frontier leadership and applied breakthroughs.

The study proposes high – level strategic directions for enhancing China’s interdisciplinary integration capacity and systemic innovation resilience in AI, including the development of heterogeneous coupling platforms, optimization of project and collaboration mechanisms, and the cultivation of interface discipline ecosystems. The research systematically extends the characterization of interdisciplinary knowledge structures, the identification of evolutionary paths, and comparative analysis of U. S. and Chinese mechanisms, offering a generalizable analytical framework and methodological approach. It deepens understanding of the patterns and mechanisms of interdisciplinary integration in AI and provides a novel theoretical perspective for studying the complexity of technological convergence. By elucidating cross – national differences in interdisciplinary innovation paths and driving logics, the study provides scholarly support and practical guidance for formulating forward – looking AI development strategies and strengthening competitiveness global technological competition.

Key words: artificial intelligence; interdisciplinarity; topic modeling; topic evolution; China – US competition