

基于动态图神经网络的医学技术机会发现方法研究^{*}

陈逸菲 王龙超 王德超 李永洁 唐小利

(中国医学科学院/北京协和医学院医学信息研究所/图书馆 北京 100005)

〔摘要〕 **目的/意义** 提出一种基于动态图神经网络的技术机会发现方法，为动脉粥样硬化相关技术创新提供智能决策支持。**方法/过程** 从 incoPat 获取 2004—2024 年动脉粥样硬化领域专利数据，提取技术要素，构建包含技术要素的动态技术语义网络，提出动态图神经网络模型 DynGNN-TOD，采用滑动时间窗对动脉粥样硬化相关专利数据进行划分，并通过对比实验验证模型性能。**结果/结论** DynGNN-TOD 模型的 AUC-ROC 达 0.932，Accuracy@10 为 62.3%，相较于其他 3 种基线模型均有不同程度的提升，能够为技术机会发现提供可靠的预测支持。

〔关键词〕 技术机会发现；动态图神经网络；技术语义网络；技术组合进化理论

〔中图分类号〕 R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.03.006

Study on Technology Opportunity Discovery Method in Medical Field Based on Dynamic Graph Neural Network

CHEN Yifei, WANG Longchao, WANG Dechao, LI Yongjie, TANG Xiaoli

Institute of Medical Information/Library, Chinese Academy of Medical Sciences & Peking Union Medical College, Beijing 100005, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To propose a method of technical opportunity discovery based on dynamic graph neural network, so as to provide intelligent decision support for the innovation of atherosclerosis-related technologies. **Method/Process** The patent data in the field of atherosclerosis from 2004 to 2024 are obtained from incoPat, the technical elements are extracted, and a dynamic technical semantic network containing the technical elements is constructed. A dynamic graph neural network model named DynGNN-TOD is proposed, and the atherosclerotic patent data are divided by sliding time window. The performance of the model is verified by comparative experiments. **Result/Conclusion** Experimental results show that the AUC ROC of DynGNN-TOD is 0.932 and Accuracy@10 is 62.3%, which are improved in different degrees compared with the other 3 baseline models, and can provide reliable prediction support for technical opportunity discovery.

〔Keywords〕 technology opportunity discovery; dynamic graph neural network; technical semantic network; evolutionary theory of technology combination

1 引言

全球科技竞争日益激烈，技术创新已成为衡量国家综合实力的重要指标，尤其在医学领域，精准识别技术机会对新药研发、医疗器械创新、疾病诊疗技术进步等至关重要。本研究针对医学领域技术机会发现方法研究，提出基于动态图神经网络的技

〔修回日期〕 2025-03-05

〔作者简介〕 陈逸菲，硕士研究生，发表论文 2 篇；通信作者：唐小利，研究馆员，硕士生导师。

〔基金项目〕 中国医学科学院医学与健康科技创新工程项目（项目编号：2021-I2M-1-033）。

术机会发现模型 (dynamic graph neural network for technology opportunity discovery, DynGNN-TOD) 及方法体系, 以提升对技术演化趋势及技术机会的识别能力。

技术组合进化理论为本研究提供了路径支撑, 其强调新技术来源于旧技术的融合和重组^[1]。近年来, 有学者^[2-3]结合复杂网络理论, 提出技术系统的动态演化特征, 认为新技术的组合和重组推动了网络结构的变化, 为技术机会的动态预测提供理论支持。在此基础上, 技术要素重组的发现成为关键问题。技术要素是技术系统的最小单元, 包括产品、材料、组件、方法、功能等^[4]。有研究^[5-6]通过提取 SAO 三元组结构来表示技术要素, 构建技术要素网络, 验证了技术重组能有效发现潜在技术机会。然而, 现有方法大多依赖于静态网络, 难以有效捕捉技术演化过程中的动态特征, 影响了预测的准确性和前瞻性。动态图神经网络 (dynamic graph neural network, DGNN) 因其在捕捉技术要素动态变化方面的优势, 为技术机会精准预测提供了可能。本研究旨在构建基于动态图神经网络的技术机会发现方法体系, 以提升技术机会预测精度, 并为医学领域的技术创新、技术机会动态识别与预测提供参考。

2 相关研究

2.1 基于技术组合进化理论的技术关联构建

目前基于技术组合进化理论的研究主要使用两类方法: 基于文本内外部特征的组合分析和基于语义单元的组合分析。前者通过国际专利分类 (international patent classification, IPC) 号、关键词等表层特征表示技术, 采用关联规则、共现分析或引用网络等挖掘潜在技术组合。例如, 张振刚等^[7]使用 IPC 号代表专利的知识要素, 借助关联规则进行数据挖掘, 设计出用于判断知识要素再利用与重组可能性的指标, 得出纳米能源领域的重要研发方向; 任海英等^[8]构建关键词共现网络, 并使用链路预测技术探讨新的关键词组合, 为技术预见研究提供新思路。这类方法虽然能有效预测技术要素组合, 但依赖表层特征通常难以捕捉要素间的深层次关联, 导致语义的可解释性和准确

性较低。后者聚焦于基于语义单元的组合分析, 特别是使用“主语-谓语-宾语” (subject-action-object, SAO) 语义分析法。Han X 等^[9]提出从医学文献标题和摘要中提取 SAO 结构并构建语义网络, 以预测潜在的技术组合, 并验证技术机会的存在。周潇等^[10]同样构建 SAO 语义技术网络, 并结合密度聚类算法 (clustering by fast search and find of density peaks, CFDP) 发现核心技术点, 利用节点的距离和密度关系揭示潜在技术创新组合。张硕等^[11]通过构建与技术或产品相关的 SAO 语义网络, 运用语义挖掘算法识别结肠癌领域的产品-技术组合模式。与基于文本内外部特征的组合分析方法相比, 基于语义单元的组合分析通过 SAO 结构将文本中的语义信息结构化表示, 保留词与词之间语义关系, 能够满足学者对技术机会深度挖掘和精准研判的需求, 从而更全面地呈现技术要素之间的互动和依赖关系, 提升技术机会的识别精度。

2.2 基于图神经网络的动态技术机会发现

在构建技术要素关联网的基础上, 如何进行有效的网络分析同样重要。传统网络分析方法, 如度中心性和中介中心性^[12], 以及链路预测算法^[9], 在处理复杂且庞大图结构数据时存在局限性, 尤其是在网络动态特征较强时。随着技术的进步, 图神经网络 (graph neural network, GNN) 等深度学习模型因其在处理复杂且庞大的图结构数据 (如技术网络) 方面的优势, 已被广泛应用于技术网络研究。Jiang S 等^[13]提出基于异构图框架的深度学习网络, 通过构建石墨烯行业的 IPC 号网络, 识别不同领域的技术融合趋势; Wang C 等^[14]提出基于可解释图的药物反应预测方法 (explainable graph-based drug response prediction, XGDP)。上述研究为技术融合和预测提供了新思路, 但其未充分考虑网络的时间属性, 可能遗漏技术融合过程中的关键节点, 导致对技术融合路径揭示不全面。尤其在医学领域, 药物反应受代谢过程、患者生理状态等多种因素影响, 忽略时间属性可能导致预测结果出现偏差。

总体而言, 静态网络通过分析节点和边构成的拓扑结构展示技术网络的整体特征, 计算复杂度较低, 但未能反映技术系统随时间变化的演变过程, 可能导

致预测结果滞后于实际技术发展。因此，进行动态技术机会发现研究，分析图结构随时间的演化过程，成为提升预测准确性的关键。Aqil K 等^[15]提出构建患者节点与阿尔茨海默病诊断之间的动态二分图，并强调时间信息对预测模型的重要性。随着时间推移，患者节点与疾病诊断节点之间会形成新的边，利用时序图神经网络模型能够精准预测阿尔茨海默病的进展。基于该思路，本研究提出基于动态图神经网络的技术机会发现方法体系，构建动态技术机会识别模型 DynGNN - TOD，通过动脉粥样硬化领域数据检验模型效果，为技术机会发现提供新思路。

3 研究设计（图 1）

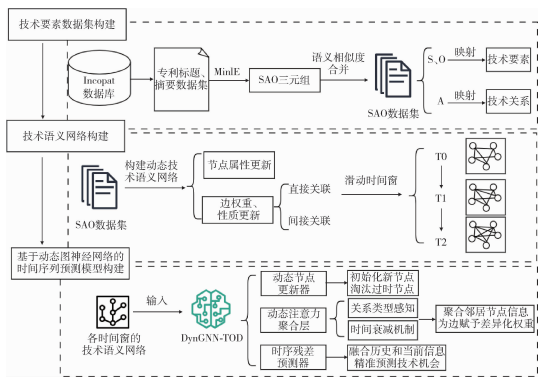


图 1 动态技术机会识别模型构建技术路线

动态技术机会识别模型构建技术路线主要包含 3 个关键步骤：首先从 incoPat 中获取专利摘要数据，从中抽取 SAO 三元组并与技术要素、关联关系形成映射；其次构建基于 SAO 结构的技术语义网络，采用滑动时间窗进行语义网络划分；最后借助动态图神经网络处理技术语义网络的演化预测任务，通过分析技术网络的演化过程，提高技术机会识别的准确性。

4 技术要素语义网络构建

4.1 SAO 三元组抽取

对技术要素的抽取主要基于 SAO 三元组。在 incoPat 专利数据库中检索动脉粥样硬化相关专利，以 (((TIAB - DWPI = (atheroscleros * OR Atherogenes * OR Arteriosclerosis)) AND (PD = [20040101 TO 20241101])) 为检索式，共得到 60 089 条专利数据。使用大语言模型去除相关度低或缺乏完整技术内容的专利，最终得到 28 758 条有效专利数据。借助 Gashteovski K 等^[16]提出的开放信息提取工具 MinIE 进行抽取，并使用语义相似度模型 all - MiniLM - L6 - v2 对 S、O 进行同义归并，减少数据冗余，部分抽取结果，见表 1。

表 1 SAO 抽取结果示例

公开号	S	O	A	S 标签	O 标签	关系
TR2021020035 A2	sunny pomegranate juice concentrate production method	method for production of turbid pomegranate juice	concerns	技术主体	技术主体	包含关系
US10604501 B2	prodrug and profluorescent compounds	use of prodrugs susceptible to nitroreductase activation	relates to	技术主体	作用机制	影响关系
CN113750087 A	anti - thrombus effect	anticoagulant effect	is realized by	技术功效	技术功效	方式关系
MX2020011006 A	PCSK9 gene expression	atherosclerosis	be used to treat	作用机制	应用领域	应用关系
CN109844106 A	systemic lupus erythematosus animal model	brain injury	was selected from	技术主体	应用领域	共现关系

4.2 技术要素及关系类别确定

关于技术要素及关系类别划分，目前尚无统一标准。参考宋红燕^[6]、鄢金鸣等^[17]提出的技术要素划分方法，通过检索并分析动脉粥样硬化领域的专

利摘要内容，对小样本数据进行特征提取与人工标注，发现医学专利文本中的技术要素可归纳为 4 类，见表 2。通过领域调研与专家访谈，将技术要素间的核心关系归纳为 5 类，并构建相应的触发词集，用于后续关系识别任务，见表 3。

表 2 技术要素及其定义

技术要素	定义
技术主体	专利的终端产物，反映技术创新的核心。可以是一种产品，如某种化合物，也可以是一种方法，如新的技术方案
技术功效	技术主体发挥作用后实现的效果，是检验技术主体市场价值的标准
作用机制	技术主体实现功效时应用的物理、化学和生物等基本原理
应用领域	位于整个技术创新过程的末端环节，反映专利在市场上的定位、企业或研究机构的研发方向

表 3 技术要素关系

关系类别	定义	触发词集（部分）
包含关系	指一个技术要素在概念或结构上被另一个技术要素所包含的情况	comprising、includes、contain、contains、consisting、consisting of、composed of、made of、incorporate、assemble、constitutes、integrated、combined、embedded 等
影响关系	指技术要素之间在功能或效果方面的相互影响或协作情况	have effect on、improve、enhance、increase、decrease、boost、facilitate、reduce、modulate、affect、induce、augment、optimize、strengthen、elevate、adjust、promote、alter、improves、improved、enhance 等
应用关系	指一个技术要素在另一个技术要素的具体应用或实现过程中的作用	use、treat、prevent、diagnose、apply、utilize、implement、execute、employ、adopt、be used for、used to、be useful in、be used in、applied、intended for、suitable for、suitable for、suitable 等
方式关系	指一种技术要素通过某种方式在另一种技术要素上发挥作用	by + V - ing、react、inhibit、modulate、occur、change、shift、respond、generate、cause、produce、yield、transform、elicit、contribute to 等
共现关系	同一文本中，如果两个 S 和 O 之间满足以上 4 种关系，则二者为共现关系	—

4.3 SAO 三元组与技术要素、关联关系的对应

为使 S、O 正确对应到技术要素，A 正确对应到关联关系，采用支持向量机（support vector machines, SVM）分类器，对技术要素进行自动分类，通过词频 - 逆文档频率（term frequency - inverse document frequency, TF - IDF）向量化提取文本中的关键信息，使用词性标注（part - of - speech tagging, POS Tagging）帮助分类器理解语言组成，借助依存关系分析提高分类准确性。同时，结合规则匹配与特征工程，进一步增强模型的精度。关系提取时使用线性支持向量机算法（linear support vector classification, LinearSVC）进行监督学习，自动学习复杂的技术要素关系。首先通过规则匹配判断谓语是否出现在触发词集中，匹配成功直接分类，否则交由 SVM 分类器进一步处理。其次通过 TF - IDF 向量化、词性标注和依存关系分析进行特征提取，增强模型对数据的理解能力。同时引入前后 3 词的上下文窗口，以更好地捕捉技术要素间的潜在关系。最后 SVM 分类器基于规则特征、TF - IDF 和依存关系等多维特征进行训练，显著提升分类准确性。

4.4 动态语义网络构建

在动态技术语义网络中，节点代表技术要素，边代表技术要素之间的关系。不同时间段内的技术要素和技术组合可能发生显著变化。采用滑动时间窗的切片方法，以 5 年为时间窗口，1 年为步长，将 2004—2024 年间的专利数据划分为多个时间片段，如 {G1, G2, G3, G4, ...}。这种切片方法的优势在于能够充分考虑技术演化的周期性变化，同时兼顾短期和长期技术趋势，能够有效捕捉技术的动态演化。通过训练动态图神经网络，可以学习不同时间窗下技术要素及其关系的动态演化过程，预测未来技术组合的可能性，这种变化具体体现为节点属性和边强度的更新。一方面，随着技术发展和研究成果的积累，节点属性需不断更新。例如，新的研究或技术突破可能会导致节点属性（如节点度数）的变化。这种变化可以通过定期更新节点的嵌入向量来反映，确保网络能够准确捕捉技术的最新进展。另一方面，随着技术演化，边的强度和重要性可能会发生变化。例如，当新研究表明某两种技术要素之间的关系更为紧密时，边的权重应做出相

应调整。此外，随着出现新技术或新的研究发现，边的性质也可能发生变化（如“抑制”关系可能变为“增强”关系）。边的更新通过图神经网络实现，对每个时间步的图结构进行学习使网络能够捕捉到技术要素间关系的演化。为了更精确地表达技术要素间关系的强弱，采用综合考虑语义相似度、直接关联强度和间接关联强度的权重计算方法。

$$\omega_{ij}^t = \alpha \cdot \text{sim}(v_i, v_j) + \beta \cdot R(v_i, v_j) + \tau \cdot \sum_k \frac{1}{2^{d_k(v_i, v_j)}} \quad (1)$$

其中， ω_{ij}^t 表示时间点 t 时刻，节点 i 与节点 j 之间边的权重； α, β, τ 是系数，用于调节各因素对总权重的影响程度。 $\text{sim}(v_i, v_j)$ 表示两个节点之间的语义相似度， $R(v_i, v_j)$ 反映技术要素之间直接关联的强度， $\sum_k \frac{1}{2^{d_k(v_i, v_j)}}$ 表示间接关联对边权重的影响，其中 $d_k(v_i, v_j)$ 是两节点之间的间接路径跳数，跳数越大，影响越小，反映了技术要素间间接联系的衰减效应。

5 DynGNN – TOD 模型架构设计

5.1 动态节点更新器

5.1.1 新节点初始化 在技术语义网络中，代表新技术要素的新节点可能在某一时间片段内出现。对于每个新加入的节点，其嵌入向量通过与其相似节点的嵌入向量加权平均来初始化。

$$h_{\text{new}}^t = \frac{\sum_{v \in N_{\text{new}}} \text{sim}(v_{\text{new}}, v) \cdot h_v^t}{\sum_{v \in N_{\text{new}}} \text{sim}(v_{\text{new}}, v)} \quad (2)$$

其中， h_{new}^t 表示新节点的嵌入向量， N_{new} 表示与新节点语义相似的邻居节点集合， h_v^t 表示时间步 t 时刻节点 v 的嵌入向量， $\text{sim}(v_{\text{new}}, v)$ 表示新节点与邻居节点之间的语义相似度。该方法能够有效地初始化新节点的特征向量，从而反映新技术要素与现有技术要素之间的关系。如果新节点在初始化时无法有效与现有节点建立强关联关系，则将其初始嵌入向量设为零向量，并通过模型训练逐步调整，使其在网络中的位置和关联逐渐明确，最终实现与相关技术要素的潜在关系学习。通过该策略，可确保在新节点加入时，既能够利用相似节点的信息，又能够解决关系不明

显导致的潜在关联未被充分学习的问题，进而提升网络预测能力和技术机会识别精度。

5.1.2 过时节点淘汰 技术网络中的节点并非永久存在，随着时间推移，某些节点可能不再重要，或者与其他节点之间的相关性减弱，成为过时节点，需要被淘汰。因此引入度中心性衰减率评估节点的过时程度。

$$\lambda = \frac{\Delta \text{degree}}{\Delta t} \quad (3)$$

其中， Δdegree 表示节点的度数变化， Δt 为时间步的变化量。当节点的度中心性衰减率小于 -0.2 且节点的度数小于 5 时，认为该节点已不再在技术网络中发挥重要作用，考虑将其从网络中移除。

5.2 动态注意力聚合层

5.2.1 关系类型感知 在动态技术语义网络中，不同类型的关系（如影响关系、包含关系、应用关系等）对节点聚合的贡献是不同的。为了准确反映每种关系的权重，设计关系类型感知的注意力机制。对于每一条边 e_{ij}^t ，其注意力系数 α_{ij}^t 被定义为：

$$\alpha_{ij}^t = \text{softmax}(\sigma(W_a[h_i^t \parallel h_j^t \parallel e_{ij}^t])) \quad (4)$$

其中， W_a 是动态注意力机制中的权重矩阵， h_i^t 和 h_j^t 分别表示节点 i 和节点 j 在时间步 t 时的嵌入向量， e_{ij}^t 是边属性向量（包括语义权重和关系类型编码）。通过这种注意力机制，网络能够根据不同的技术关系类型自动调节每条边对节点嵌入的贡献大小。

5.2.2 时间衰减机制 在动态图中，节点和边的状态随时间不断变化。引入时间衰减机制反映历史信息对当前状态的影响，即历史信息的权重会随着时间的推移逐渐减弱，以指数衰减函数表示历史权重：

$$\delta = Y^{(t-k)} \quad (5)$$

其中， Y 为衰减因子，用于控制历史信息对当前状态的影响程度，设定为 0.8， t 表示当前时间步， k 表示历史时间步。该机制确保了技术要素之间的历史关联随着时间的推移逐渐减弱，反映技术演化过程中的动态变化。

5.3 时序残差预测器

5.3.1 状态传递 引入门控循环单元（gated recurrent unit, GRU），使模型能够有效学习节点和图

的时间依赖关系。在每个时间步 t ，当前图状态 H^t 和上一时刻的状态 H^{t-1} 被输入 GRU 单元中，通过以下公式进行状态更新：

$$z^t = \text{GRU}(H^t, H^{t-1})$$

(6)

其中， z^t 表示由 GRU 单元输出的更新信息， H^t 和 H^{t-1} 分别表示当前和前一时间步的节点嵌入矩阵。

5.3.2 残差连接 为了保持信息的流动性，避免信息在多次更新过程中丢失，在状态更新中引入残差连接。最终的节点嵌入 H_{out}^t 由当前图状态 H^t 和 GRU 输出的更新信息 z^t 相加得到：

$$H_{\text{out}}^t = H^t + W_r z^t$$

(7)

其中， W_r 是时序残差预测器的权重矩阵。残差连接的引入帮助网络更好地保持图中的重要信息，尤其是在多次时间步更新过程中，能够避免信息过度损失，提高模型的稳定性和性能。

综上，动态节点更新器能够及时加入新节点并淘汰过时节点；动态注意力聚合层通过关系类型感知和时间衰减机制有效聚合邻居节点信息；时序残差预测器则通过融合历史和当前信息，为未来的技术机会提供精准预测。该设计框架不仅能够处理大规模的技术数据，还能有效捕捉技术要素及其关系的动态演化，确保技术机会预测的准确性和可解释性。

6 实验分析

6.1 实验设定

使用 MinIE 工具对 28 758 篇专利进行文本抽取，得到 423 451 条 SAO 三元组，经语义归一化处理形成标准化技术要素库。采用滑动时间窗划分数据：每个时间窗口为 5 年，步长 1 年，共形成 16 个动态图快照 (G_1 至 G_{16})。每个图中节点数为 20k ~ 32k，边数约 180k ~ 280k。数据划分比例为训练集 (2004—2019 年)、验证集 (2020—2021 年)、测试集 (2022—2024 年)。

6.2 实验设计

6.2.1 对比模型设计 GAT (静态)：基于图注意力网络的静态预测模型，通过多头注意力机制聚合邻居节点信息，节点特征更新仅依赖单一时间片内的图结构。EvolveGCN：动态图神经网络的经典模型，采用图卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 串联循环神经网络 (recurrent neural network, RNN)，通过参数更新捕捉图结构的时间演化。以网络参数动态化方式间接捕捉节点时序变化，但难以支持对技术要素节点增删与关系衰减的学习。DynGCN：采用耦合动态图与时间序列的混合框架，利用 GRU 建模节点属性的时序依赖，通过平滑更新策略处理图结构的变化。

6.2.2 实验设置 所有模型的节点嵌入维度设置为 256，注意力头数设为 4，GRU 隐藏层为 128 维。本研究目的为预测技术要素组合，并从大量技术要素组合中识别出最有潜力的技术机会，即对新预测出的组合进行排序，因此评估指标包括排序能力 Accuracy@K ($K = 10/50/100$) (前 K 个结果中预测的准确率)、AUC - ROC 和回归误差 (包括均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE))，回归误差越接近 0，代表预测值越接近真实值。

6.3 实验结果对比分析

DynGNN - TOD 模型的 AUC - ROC 达到 0.932，较最优基线 DynaGNN 提升了 4 个百分点，Accuracy@K 较其他 3 种模型均有不同程度的提升，表明模型在潜在技术要素组合预测和技术演化路径预测中展现了较强的判别力和准确性。此外，DynGNN - TOD 的回归误差最低，表示其预测值最接近真实值，见表 4。

表 4 技术机会预测模型性能对比

模型	AUC - ROC	Accuracy@10 (%)	Accuracy@50 (%)	Accuracy@100 (%)	RMSE	MAE	MAPE (%)
GAT (静态)	0.784	50.3	42.1	38.9	0.53	0.49	13.4
EvolveGCN	0.845	56.7	47.3	44.2	0.46	0.43	11.5
DynGCN	0.892	59.4	52.1	48.5	0.42	0.41	9.7
DynGNN - TOD (本文)	0.932	62.3	56.8	54.1	0.38	0.36	8.2

7 结语

本研究提出一种基于动态图神经网络的技术机会发现方法，在动脉粥样硬化领域的技术预测中表现出显著优势。通过构建包含 SAO 三元组的技术语义网络，结合动态图神经网络的优势，有效捕捉了技术要素的时空演化特征，有助于提升技术机会发现的准确性。实验结果表明 DynGNN – TOD 模型在诸多评估指标上超越了传统静态图模型，能够为动脉粥样硬化相关技术创新提供可靠的预测支持。本研究仅验证了模型效果，在具体实践层面探索不足，未来将进一步聚焦于发现该领域药物研发、诊疗手段等方面的具体技术机会，并挖掘技术机会的生成路径，增强预测的可靠性和可解释性，为科研人员提供更精准的研发方向。

作者贡献：陈逸菲负责研究设计、论文撰写；王龙超负责技术支撑；王德超负责数据采集、理论验证；李永洁负责文章审核与修订；唐小利负责研究设计、提供指导。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

1 ARTHUR W B. The nature of technology: what it is and how it evolves [M]. London: Penguin Books, 2009.

2 BARABÁSI A L. Network science [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2016.

3 徐霞, 赵明明, 吴福象. 企业技术网络结构与关键核心技术创新速度——基于组合创新逻辑 [J]. 中国工业经济, 2024 (9): 100 – 117.

4 李晓曼, 张学福, 宋红燕, 等. 专利文献技术要素识别方法研究——以纳米肥料领域为例 [J]. 图书情报工作, 2020, 64 (6): 59 – 68.

5 孔令凯, 杨朝均, 齐浩, 等. 基于 SAO 结构的关键技术要素识别研究——以高速芯片为例 [J]. 数字图书馆论坛, 2023, 19 (10): 40 – 51.

6 宋红燕. 基于专利技术要素的技术机会识别研究 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2021.

7 张振刚, 罗泰晔. 基于知识组合理论的技术机会发现 [J]. 科研管理, 2020, 41 (8): 220 – 228.

8 任海英, 于立婷, 王菲菲. 国内外技术预见研究的热点和趋势分析 [J]. 情报杂志, 2016, 35 (2): 8.

9 HAN X, ZHU D, WANG X, et al. Technology opportunity analysis: combining SAO networks and link prediction [J]. IEEE transactions on engineering management, 2021, 68 (10): 1288 – 1298.

10 周潇, 许银彪, 史益. 基于深度学习与语义挖掘的技术创新组合识别与追踪 [J]. 图书情报工作, 2022, 66 (10): 33 – 44.

11 张硕, 李荣荣, 乔亚丽. 技术组合进化视角下的产品创新机会识别研究 [J]. 情报理论与实践, 2024, 47 (12): 133 – 142.

12 赵育慧. 基于知识网络的技术机会发现方法研究 [D]. 北京: 北京工业大学, 2020.

13 JIANG S, MENG Y, ZHOU D. Identifying the trends of technological convergence between domains using a heterogeneous graph perspective: a case study of the graphene industry [C]. Berlin: Artificial Neural Networks and Machine Learning – ICANN 2024: 33rd International Conference on Artificial Neural Networks, 2024.

14 WANG C, KUMAR G A, RAJAPAKSE J C. Drug discovery and mechanism prediction with explainable graph neural networks [J]. Scientific reports, 2025, 15 (1): 179.

15 AQIL K, DUMPURI P, RAM K, et al. Predictive modeling of Alzheimer’s disease progression: integrating temporal clinical factors and outcomes in time series forecasting [J]. Intelligence – based medicine, 2024, 10: 100159.

16 GASHTEOVSKI K, GEMULLA R, CORRO L. Minie: minimizing facts in open information extraction [C]. Copenhagen: The 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2017.

17 邹金鸣, 姚茹, 吴俟, 等. 技术创新要素及其关联识别方法研究——以合成生物学为例 [J]. 图书情报工作, 2024, 68 (17): 68 – 83.