

深度学习技术在医学影像学领域应用主题演化分析

陈 旭¹ 张鹏敏¹ 喻 曦¹ 姚 灵²

(¹ 贵州财经大学信息学院 贵阳 550025 ² 贵州医科大学附属肿瘤医院影像科 贵阳 550000)

〔摘要〕 **目的/意义** 揭示深度学习技术在医学影像学领域应用的主题演化轨迹，为研发资源配置与产业标准构建提供决策依据。**方法/过程** 构建“BERTopic + 动态相似度”双层主题分析框架，对 2010—2024 年 Web of Science 论文数据及德温特专利数据进行深度语义挖掘，结合时间滑窗机制下的余弦相似度算法，量化分析技术主题的裂变与融合轨迹。**结果/结论** 相关技术主题呈 3 阶段式演化，形成“理论－工程”双轮驱动生态，为理解医学影像学领域技术主题演化提供新视角。

〔关键词〕 深度学习；医学影像学；BERTopic 模型；技术主题识别；演化分析

〔中图分类号〕 R－058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.12.010

Topic Evolution Analysis of Deep Learning Technology Applied in the Field of Medical Imaging

CHEN Xu¹, ZHANG Pengmin¹, YU Xi¹, YAO Ling²

¹School of Information, Guizhou University of Finance and Economics, Guiyang 550025, China; ²Imaging Department, The Affiliated Cancer Hospital of Guizhou Medical University, Guiyang 550000, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To reveal the topic evolution trajectory of the application of deep learning technology in the field of medical imaging, and to provide decision-making basis for R&D resource allocation and industrial standard construction. **Method/Process** The “BERTopic + dynamic similarity” dual layer topic analysis framework is adopted to conduct deep semantic mining on Web of Science paper data and Derwent patent data from 2010 to 2024. Combined with the cosine similarity algorithm under the time sliding window mechanism, the fission and integration paths of technical topics are quantitatively analyzed. **Result/Conclusion** The technical topics show a three-stage evolution and form a “theory-engineering” dual-drive ecology, providing a new perspective for understanding the evolution of technical topics in the field of medical imaging.

〔Keywords〕 deep learning; medical imaging; BERTopic model; technical subject identification; evolutionary analysis

1 引言

深度学习作为机器学习核心分支，凭借多层神

经元结构实现数据高级抽象建模，可自动挖掘高维数据潜在特征并自主学习^[1]。在人工智能（artificial intelligence, AI）重塑医疗范式背景下，其与医学影像学融合推动精准医疗智能化升级，如卷积神经

〔修回日期〕 2025-10-29

〔作者简介〕 陈旭，博士，副教授，发表论文 10 余篇。

〔基金项目〕 国家自然科学基金项目（项目编号：62466008）；贵州省科技厅基础研究计划（自然科学类）项目（项目编号：黔科合基础-ZK〔2024〕一般 694）；贵州财经大学引进人才科研启动项目（项目编号：2023YJ21）。

网络（convolutional neural network, CNN）影像分析技术已在肺部结节检测等场景实现跨模态精准识别，显著提升诊断效率^[2]。但既往研究多局限于算法单点优化与单场景验证，缺乏对技术主题演化规律的系统解构，传统静态分析难以捕捉新兴主题动态轨迹^[3]，且主题识别滞后易导致研发资源分配失衡，阻碍 AI 医疗产业化。

本研究构建“BERTopic + 动态相似度”双层主题分析框架，挖掘 2010—2024 年论文与专利关联数据，量化分析技术主题裂变与融合轨迹，解构其从萌芽期到快速发展期的演进规律，为该领域技术生态研究与产业决策提供新范式。

2 相关研究

2.1 主题识别方法

主题识别是主题演化分析的基础，其核心为通过科学数据精准定位研究主题，支撑技术趋势研判，主要分为聚类算法与主题模型两大体系^[4]。其中主题模型是自然语言处理领域的重要突破^[5]，如 BERTopic 等融合深度学习的模型，借助预训练词向量与语义挖掘提升识别灵活性^[6]。国内将其用于专利分析、健康信息服务等^[7-11]；国外侧重特定领域优化，如识别泥炭地研究趋势，对比隐含狄利克雷分布（latent Dirichlet allocation, LDA）与 BERTopic 模型解析电商退货因素等^[12-14]，为主题建模技术发展与跨领域应用提供支撑。

2.2 主题发展演化方法

技术主题发展演化研究旨在揭示核心议题演化规律，主要包括定性与定量两类方法。定性法以领域知识和专家经验为核心，主流为德尔菲法及其衍生形式，可结合引文网络梳理路径^[15-16]，但存在专家主观差异影响一致性、动态捕捉滞后的局限^[17]。定量法依托数学统计与文本挖掘，利用词频分析、生命周期法等划分阶段或预测拐点^[18-21]，虽客观性强，但部分指标难量化、专业文本挖掘易存在语义偏差^[22]。

2.3 医学影像学技术主题识别

医学影像与智能技术融合领域的多元研究方法可分为两类，一是系统综述，如陈丽等^[23]探讨深度学习应用原理与挑战、Avanzo M 等^[24]追溯 AI 发展历程、王一凡等^[25]梳理其在乳腺癌影像中的应用，为实践提供理论支撑；二是技术挖掘，付姣慧等^[26]用知识图谱明确研究热点，刘洋等^[27]用 LDA、王安莉等^[28]用 BERTopic 模型挖掘主题，刘俊等^[29]以专利聚类法分析，均为识别融合趋势、把握产业方向提供了创新路径。

3 研究设计

3.1 分析框架构建

从 Web of Science 与德温特专利数据库获取数据，并进行预处理，针对传统方法局限，构建“BERTopic + 动态相似度”双层主题分析框架。采用 BERTopic 模型聚类主题，演化分析阶段计算文本相似度关联，生成可视化图谱，见图 1。

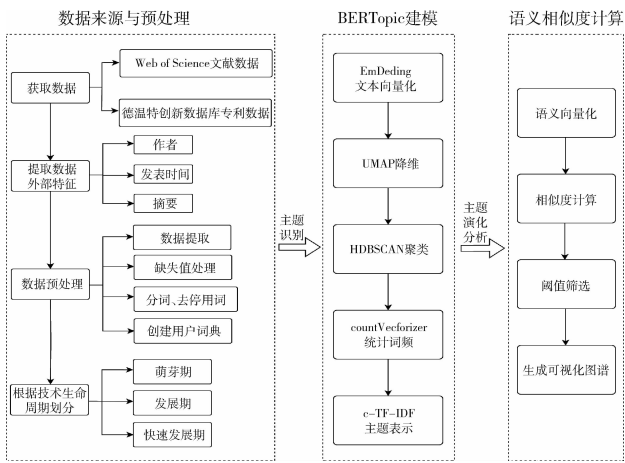


图 1 研究设计流程

3.2 基于 BERTopic 的主题识别

BERTopic 模型经语义嵌入、降维、聚类、主题表示 4 阶段，将原始文本转化为可解释主题。语义嵌入阶段采用 all - MiniLM - L6 - v2 模型将文本编码为 384 维向量，保留领域语义；降维阶段利用无监督降维算法构建拓扑结构，留存数据局部与全局

特征；聚类阶段以层次密度聚类算法识别高密度区域自动划分主题簇，无须预设数量；主题表示阶段通过词频 - 逆文档频率（term frequency - inverse document frequency, TF - IDF）算法，结合簇内相对词频与主题间逆文档频率计算词汇权重。其中， $t_{w,k}$ 为词汇 w 在主题 k 中的出现频次， $\sum_{w'} t_{w',k}$ 为主题 k 的总词频， n 为论文篇数或专利数量， n_k 为包含词汇 w 的主题数。选取权重最高的词汇，作为主题特征，结合医学领域知识完成主题命名。

$$TF-IDF(w,k) = \frac{t_{w,k} / \sum_{w'} t_{w',k}}{\log(1 + n/n_k)} \tag{1}$$

3.3 语义相似度与主题演化分析

结合语义向量转化与动态关联量化，构建主题演化关系网络，以语义相似度为核心指标揭示主题裂变、融合与继承规律。先用 Sentence Transformer 模型对各时期技术主题文本编码，再通过余弦相似度量不同时期主题关联强度。对于两个主题 T_1 和 T_2 ，其对应的语义向量分别为 $V_{T_1} = (v_1, v_2, \dots, v_{384})$ 和 $V_{T_2} = (u_1, u_2, \dots, u_{384})$ ，则二者的余弦相似度计算方式如下。

$$Sim(T_1, T_2) = \frac{\sum_{i=1}^{384} v_i \cdot u_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{384} v_i^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{384} u_i^2}} \tag{2}$$

根据数据特性，多次调参后设定 3 级阈值：高关联主题对（相似度 ≥ 0.6 ）、中关联主题对（ $0.4 < \text{相似度} < 0.6$ ）、弱关联主题对（相似度 ≤ 0.4 ）。再经层级划分、节点去重、阶段配色处理，用 pyecharts 构建交互式桑基图，以连线粗细表示关联强度，节点位置与流向表示演化方向。

4 实证研究

4.1 数据获取及预处理

从 Web of Science 核心数据库与德温特创新索引数据库检索数据，以“deep learning” and “medi * imag *”为检索式，覆盖 2010 年 1 月—2024 年 12 月相关论文与专利。制定纳排标准，纳入核心论文、授权/公开专利（含完整摘要等），排除

重复、信息不全及非研究性文献，最终获得有效专利 6 869 篇、论文 63 133 篇。以技术生命周期理论为基础，提取文本关键特征，用 logistic 生长模型拟合论文与专利年均增长率并识别拐点，将技术发展划分为萌芽期、发展期、快速发展期，见图 2—图 3。

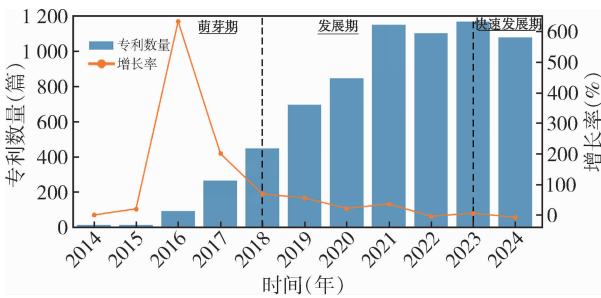


图 2 深度学习技术在医学影像学领域应用的年度专利授权/公开数量及增长率趋势

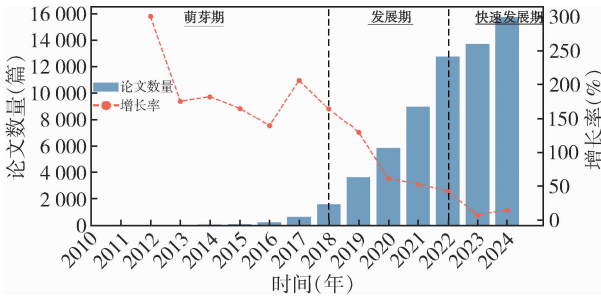


图 3 深度学习技术在医学影像学领域应用的年度论文发表数量及增长率趋势

对各时期数据进行分词处理，引入北美放射学会标准医学影像学术用语，构建用户词典。通过 Python 编写正则表达式，应用 NLTK 工具包进行多级处理：采用 word tokenize 模块实施自适应分词；执行词形还原，对动词进行时态归一化，对名词强制单数化等；加载 1 723 条医学停用词表，剔除通用词及模板语句。

4.2 深度学习技术在医学影像学领域应用主题识别结果分析

4.2.1 论文数据聚类主题结果 采用 3 级分类呈现主题识别结果，逻辑衔接紧密且针对性突出。主题表示是 BERTopic 模型直接识别出的 c - TF - IDF

权重最高的核心特征词集合，是技术主题的原始特征映射。二级标题是基于该核心特征词集合的语义关联，结合应用场景提炼而来，能够精准概括具体研究场景与核心任务，实现从原始特征到应用导向的聚焦。一级标题由二级标题及对应主题特征的共性技术属性凝练而来，直观锚定各阶段技术发展核心主轴，且特征词筛选全程融合医学影像学专业知识与技术生命周期演化规律，保障主题识别的科学性与层级划分的严谨性。调用 BERTopic、Sentence Transformer、UMAP 和 HDBSCAN 等相关 Python 包，使用 all - MiniLM - L6 - v2 作为嵌入模型，进行数据预处理。共识别出萌芽期主题 3 个、发展期主题 31 个和快速发展期主题 31 个。在萌芽期（2010—2017 年），深度学习在医学影像学领域的应用处于初步探索阶段，主题聚焦基础探索，样本自动分析为模型训练奠定数据基础，糖尿病诊断算法验证单一疾病应用可行性，EEG 技术开启信号与影像融合初步尝试，体现技术起步阶段核心需求，见表 1。发展期（2018—2022 年）主题，见表 2。主题覆盖多器官、多疾病场景，反映技术从基础探索向多场景渗透的演化特征。此时模型应用深化，主题数量

显著增加，形成多维度并行发展格局。图像分割方向聚焦糖尿病视网膜病变、脑肿瘤、心脏等器官分割；图像目标检测领域新增胸部 X 线检测、结肠镜息肉识别等热点场景，贴合临床应急需求；多模态学习、迁移学习等技术主题兴起，体现模型泛化能力提升的研究趋势，为技术规模化应用奠定基础。快速发展期（2023—2024 年）主题呈现精细化特征，见表 3。图像分割向动态分析升级，如心脏 MRI 左心室动态分割主题新增动态功能分析特征词，体现从静态分割到功能评估的延伸；跨域迁移学习、联邦学习相关特征词出现，聚焦多中心数据分布不均问题；预测分析主题强化与临床预后关联推动技术从诊断向治疗指导延伸。

表 1 论文数据萌芽期主题

一级标题	二级标题	主题表示
图像处理	样本自动分析	automatically、patch、sample、make
图像分割	糖尿病诊断算法	diabetic、sensitivity、specificity、algorithm
信号处理与脑机接口	EEG 脑电图与情感接口技术	EEG、imagery、interface、subject

表 2 论文数据发展期主题

一级标题	二级标题	主题表示
图像分割	糖尿病视网膜病变 OCT 影像分析	diabetic、OCT、glaucoma、macular

图像目标检测与识别	胸部 X 线（CXR）病变检测	coronavirus、CXR、pandemic、U - Net

图像分类与分级	皮肤镜图像分类	dermoscopic、ISIC、dermoscopy、LSTM

图像重建与生成模型	低剂量/欠采样 PET - CT 影像重建	PET、low dose、under sampled、IDCT、GAN
	超声成像优化	beam forming、vivo、channel data、wave、GNN
多模态学习	乳腺钼靶与病理关联	mammogram、woman、Histopathology、GAN
	脑肿瘤分割与生存预测	brat、tumour、dice、survival、LSTM
时序分析与序列模型	fMRI 认知衰退研究	fMRI、MCI、cognitive、neuro、imaging

迁移学习与跨域适应	医学图像分割中的多器官识别改进	dice、decoder、encoder、skip、ResNet50
三维建模与 3D 卷积	脊柱侧弯三维建模	COBB、curvature、IDH、dice、MobileNet
	自动分割冠状动脉 CTA 血管中心线结构	CCTA、centerline、IVUS、strut、GCN
图像配准	脑图像变形场配准	deformation、deformable、field、Gleason
自然语言处理	放射科医生技能评估	radiologist、PTC、SWE、BERT、CRF
	医疗影像文本分析	text、entity、BERT、sentence、EfficientNet
强化学习	手术机器人操作辅助	instrument、surgeon、robotic、mask、R - CNN
	操作技能评估	instrument、surgeon、skill、assessment、BERT
信号处理与脑机接口	EEG 情绪识别	EEG、emotion、BCI、emotion recognition、3D、U - Net
	心电与脉搏信号分析	radiomics、survival、LIDC - IDRI、1D - CNN

表 3 论文数据快速发展期主题

一级标题	二级标题	主题表示
图像分割	OCT 图像分割糖尿病视网膜病变	diabetic、OCT、glaucoma、macular、U – Net

目标检测与定位	CXR 病变定位	CXR、coronavirus、ResNet

分类与分级	X 线骨质疏松风险评估	radio、graph、BMD

图像重建与降噪	低剂量 CT 图像重建与噪声抑制	LDCT、denoising、AE、CNN

预测与关联分析	fMRI 预测轻度认知障碍	cognitive、neuro imaging、MCI、fMRI、LSTM

多模态与跨域	跨域医学图像迁移学习	dice、unlabeled data、pseudo、domain、adaptation

时序与动态分析	步态异常与跌倒风险监测	fall、gait、sensor、gesture、LSTM

图像匹配	脑部 MRI 多模态对齐	deformation、field、DRN
模式识别与诊断	皮肤镜图像黑色素瘤诊断	dermoscopic、ISIC、EfficientNet
信号处理与脑机接口	EEG 情绪识别与脑机接口	EEG、emotion、BCI、1D – CNN
机器人与技能评估	手术机器人操作技能评估	instrument、surgeon、skill、robot assessment、YOLOv7
量化与计数	肾活检图像肾小球自动计数	CKD、sediment、glomerulus、U – Net

4.2.2 专利数据聚类主题结果 专利数据与论文数据在文本特征上存在显著差异。专利摘要更侧重技术方案的应用场景、硬件适配及落地可行性，因此在主题识别中，经人工清洗后虽沿用 BERTopic 模型架构，但聚类时重点捕捉应用导向术语，以区分论文的理论研究属性与专利的工程应用属性。基于此，共识别出萌芽期主题 2 个、发展期主题 13 个、快速发展期主题 8 个，见表 4。专利技术发展期（2018—

2022 年）聚焦技术落地与多场景应用拓展。智能检测与识别、糖尿病视网膜病变合并青光眼影像分析等主题占比突出，图像配准与变形分析技术已取得实质性进展。专利技术快速发展期（2023—2024 年）主题词频呈精细化 + 前沿化趋势。影像重建向高分辨率、三维建模方向发展，适用于低剂量 CT 去噪等实际需求，整体体现从影像诊断向精准治疗、单一模态向多模态融合延伸态势。

表 4 专利数据聚类主题结果

阶段	一级标题	二级标题	主题表示
萌芽期	设备成像算法优化	设备操作优化	engine、module、scanne、candidate
	图像识别与检测	自动检测导航	domain、develop、automatically detect
发展期	图像识别与诊断	智能检测与识别	identification、display、detect、intelligent
	
	图像配准与变形分析	图像关键匹配	instruction、configure、execute
	
	图像分割	二维语义自动分割	divide、semantic、threedimensional、automatic
	多任务与多模态学习	多任务 CNN 预测	plurality prediction、cnn、prediction model
	治疗规划与剂量计算	剂量粒子规划	learn algorithm、abnormality learn
	基础算法	电子学习算法	divide、reserve、ultrasonic、threedimensiona
	智能系统与自动化控制	指令配置执行	imagelevel、guide、sheet、key
	设备成像算法优化	PET 成像设备研究	original、pet、apparatus、subject
	
快速发展期	图像分割	肿瘤分割解码器	healthcare、tumour、architecture
	
	图像重建与建模	光谱稀疏超分辨率重建	superresolution、spectrum、sparse、reconstruct
	
	图像配准与变形分析	三维模型配准变形	threedimensional model、register、deformation
	多模态与注意力机制	多模态医学数据注意力建模	modal、multimodal data、multihead、data detail

4.3 深度学习技术在医学影像学领域应用主题演化情况分析

基于技术生命周期划分，结合语义相似度量化结果，设余弦相似度 ≥ 0.6 为强传承标准，分别梳理论文数据与专利数据的纵向演化轨迹。在此基础上，进一步开展两类数据来源的关联分析，揭示二者在技术传承路径与创新方向上的内在逻辑。

4.3.1 论文数据主题演化路径 深度学习在医学影像学领域应用的技术主题呈现显著传承与创新特征，见图4。传承性体现在核心技术的持续迭代。发展期心脏MRI左心室分割经模型优化发展为心脏

MRI左心室动态分割（Dice优化），通过Dice系数提升实现动态功能分析；萌芽期EEG脑电图与情感接口技术演进为EEG情绪识别与脑机接口，借助3D U-Net与1D-CNN模型，完成从信号采集到精准识别的跨越。创新性体现在新兴主题的突破性拓展。跨域医学图像迁移学习解决多中心数据分布不均问题，多模光纤显微图像重建推动微观影像分析，低剂量CT重建与噪声抑制技术通过自编码器模型实现辐射剂量降低与图像质量提升。既延续了技术积累，又拓展了应用边界，形成螺旋上升的演化轨迹。

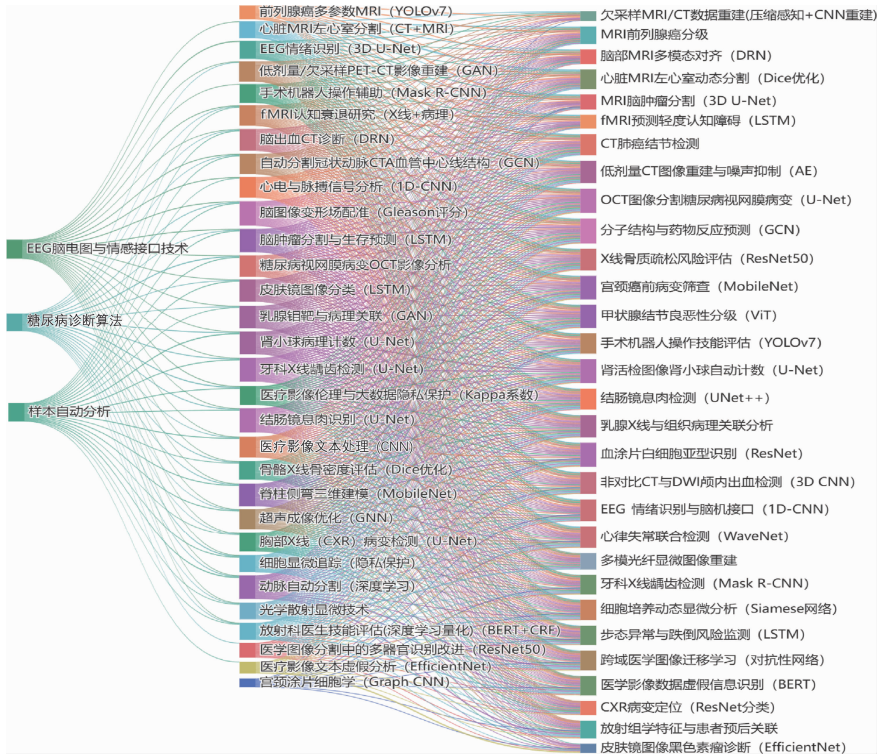


图4 深度学习技术在医学影像学领域应用的发展路径（论文数据）

4.3.2 专利数据主题演化路径 专利数据的技术主题发展路径清晰反映了技术从研发到应用的转化轨迹，见图5。萌芽期核心主题设备操作优化、自动检测导航，与发展期图像关键匹配、变形无监督配准关联紧密，为后续图像配准技术奠定基础；图像分割领域，二维语义自动分割向二维/三维 CBCT建模演化，实现从二维到三维及细分领域建模的突破，完成从基础建模到精准病灶分割的跨越。

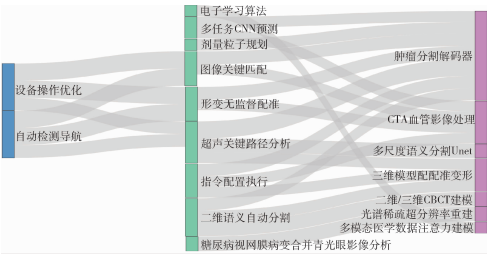


图5 深度学习技术在医学影像学领域应用的发展路径（专利数据）

4.3.3 深度学习技术在医学影像学领域应用主题关联分析 论文与专利主题演化在时间维度具有连续性，均遵循技术生命周期从基础探索向应用拓展推进，但因理论与工程落地节奏差异，二者关联演化存在 1~2 年时间差。基于 BERTopic 模型聚类结果，按技术阶段对主题依次赋值。论文二级标题依次设为 data1—data65，专利二级标题依次设为 DATA1—DATA23，确保标识可追溯。通过 TF-IDF 向量转化主题特征词后计算余弦相似度，并按阈值分级：相似度 ≥ 0.6 为强关联（浅蓝色粗实线）、 $0.4 < \text{相似度} < 0.6$ 为中等关联（浅绿色实线）、 $0.3 < \text{相似度} < 0.4$ 为弱关联（浅紫色虚线），过滤相似度 < 0.3 的数据以减少噪声干扰。论文与专利关联呈“论文引领—专利跟进”特征，关联强度随技术成熟度提升而增强，见图 6。

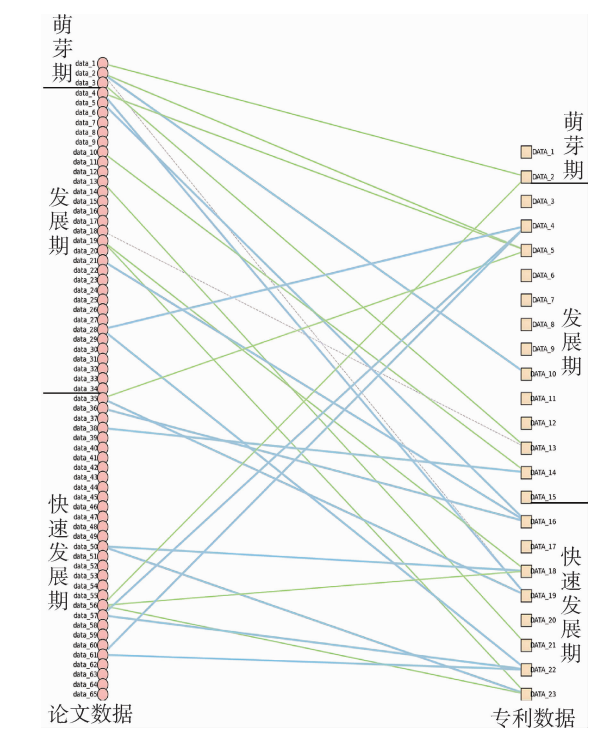


图 6 论文与专利数据关联

萌芽期论文主题与专利主题关联普遍较弱，如论文 data1 样本自动分析与专利 DATA1 设备操作优化，相似度仅 0.32，反映技术起步阶段理论与工程应用衔接尚不紧密。发展期关联强度与关联主题数量显著提升，平均相似度达 0.52，出现多组中等关联与强关联组合，如论文 data 4 糖尿病视网膜

病变 OCT 影像分析与专利 DATA5 糖尿病视网膜病变合并青光眼影像分析（相似度 0.65），体现临床热点技术与多场景应用技术的理论研究向工程落地快速转化。快速发展期平均相似度进一步提升至 0.63，强关联主题占比显著增加，形成“理论创新—工程转化—临床应用”的闭环体系。

5 结语

本研究发现，医学影像学领域深度学习技术主题呈 3 阶段阶梯式发展。萌芽期聚焦样本自动分析、单一疾病诊断算法等基础验证，发展期向多器官分割、CXR 病变检测等多场景渗透，快速发展期趋向 3D 动态分割、跨域迁移学习等精细化与前沿化方向，形成“理论创新—工程落地”双轮驱动、技术—应用—产业三维融合生态，为研发资源配置与产业标准构建提供依据。

本研究存在两方面局限。一是驱动机制分析不足，未探讨 AI 医疗监管政策、临床需求规模等外部因素对主题方向的影响，难解释“脑肿瘤分割”等热点主题深层成因。二是临床效能脱节，仅通过文本挖掘梳理技术趋势，未结合临床真实数据验证应用价值，削弱了对临床实践的指导意义。

未来可从 3 方面深化研究。一是拓展多语言、多类型数据，结合知识图谱构建“技术—机构—人员”多维网络。二是联合医疗机构建立“算法 Dice 系数—临床漏诊率”映射关系，推动研究转向“临床价值导向”。三是聚焦生成式、多模态大模型应用，研究联邦学习解决多中心数据共享难题。

作者贡献：陈旭负责文献调研、论文撰写与修订；张鹏敏负责文献调研、实验实施、论文撰写；喻曦负责研究设计、论文修订；姚灵负责论文修订。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

1 林冰洁, 王梅云. 深度学习在医学影像学中的研究现状及发展前景 [J]. 山东大学学报 (医学版), 2023, 61 (12): 21-29.

2 王举鑫. 基于深度学习的医学影像多维特征融合方法研

- 究 [D]. 吉林: 吉林化工学院, 2024.
- 3 王蓝蓝, 刘艳丽. 基于 BERTopic 的计算机视觉领域热点技术主题及演化分析 [J]. 科学观察, 2024, 19 (2): 46–60.
- 4 张家惠, 丁敬达. 基于 BERTopic 和 LSTM 模型的新兴主题预测研究 [J]. 情报科学, 2025, 43 (1): 98–105, 126.
- 5 冯瑞珂. 基于 BERTopic 的情报学主题特征及交叉研究 [D]. 保定: 河北大学, 2024.
- 6 周隽如, 刘智勇. 医学人工智能领域专利技术主题发展态势研究 [J]. 世界科技研究与发展, 2024, 46 (4): 497–510.
- 7 黄怡, 隗玲, 张凯. 基于 PaECTER–BERTopic 与大模型的专利技术主题识别及演化分析——以生成式人工智能领域为例 [J]. 数字图书馆论坛, 2025, 21 (2): 1–11.
- 8 聂亚青, 吴庭璋, 王若佳, 等. 基于 BERTopic 模型的健康信息学主题挖掘与发展演化研究 [J]. 情报科学, 2024, 42 (4): 98–110, 118.
- 9 高春玲, 姜莉媛, 董天宇. 基于 BERTopic 模型的老年人健康信息需求主题演化研究——以新浪微博平台为例 [J]. 情报科学, 2024, 42 (4): 111–118.
- 10 陶成煦, 吴江, 税典程, 等. 取向与趋向: 数据要素交易政策主题挖掘与演化研究 [J]. 情报理论与实践, 2024, 47 (6): 39–48.
- 11 王益成, 蒋星宇, 郑彦宁. 基于 BERTopic 模型的科技报告主题挖掘与演化分析——以生物技术领域为例 [J]. 情报科学, 2024, 42 (9): 51–60.
- 12 YANG A R, CHAE J, CHOI E. Analysis of peatland research trends based on BERTopic [J]. Land, 2024, 13 (5): 1–17.
- 13 LÉCHAUDÉ R, MARC P. Decoding customer feedback: employing topic modelling (BERTopic) to understand product return drivers from online reviews [D]. Milan: Politecnico di Milano, 2023.
- 14 JIN Y. Travel guide using text mining and BERTopic [D]. Los Angeles: University of California, 2022.
- 15 周志远, 万隆, 马利亚. 深度学习技术在医疗领域中的应用探讨 [J]. 互联网周刊, 2024 (7): 24–26.
- 16 张永明, 陈艳佳, 郭威, 等. 基于科学引文数据库的医学教育领域人工智能应用研究的可视化分析 [J]. 中华医学教育杂志, 2024, 44 (5): 339–345.
- 17 PORTER A L, GARNER J, CAELEY S F, et al. Emergence scoring to identify frontier R&D topics and key players [J]. Technological forecasting and social change, 2019, 146 (9): 628–643.
- 18 张哲尧, 徐凯. 深度学习在医学影像学中的国内研究新趋势: 基于 CiteSpace 的科学计量分析 [J]. 放射学实践, 2024, 39 (9): 1233–1237.
- 19 胡泽文, 韩雅蓉, 王梦雅. 基于 LDA–Word2vec 的图书情报领域机器学习研究主题演化与热点主题识别 [J]. 现代情报, 2024, 44 (4): 154–167.
- 20 冉从敬, 田文芳, 贾志轩. 技术生命周期视域下专利技术主题演化分析方法研究 [J]. 情报理论与实践, 2024, 47 (9): 124–133.
- 21 李豪, 张柏苑, 邵蝶语, 等. 融合 BERTopic 和 Prompt 的学者研究兴趣生成模型——以计算机科学领域为例 [J]. 情报科学, 2025, 43 (1): 127–136, 160.
- 22 程芮, 张海军. 一种基于数据增强的科技论文关键词提取模型 [J]. 情报杂志, 2024, 43 (1): 135–141, 120.
- 23 陈丽, 曹红格. 人工智能技术在影像诊断中的应用及展望 [J]. 现代医用影像学, 2020, 29 (1): 19–21.
- 24 AVANZO M, STANCANELLO J, PIRRONE G, et al. The evolution of artificial intelligence in medical imaging: from computer science to machine and deep learning [J]. Cancers, 2024, 16 (21): 3702.
- 25 王一凡, 刘静, 马金刚, 等. 深度学习在乳腺癌影像学检查中的应用进展 [J]. 计算机科学与探索, 2024, 18 (2): 301–319.
- 26 付姣慧, 常晓丹, 沙俏丽, 等. 2011 年—2020 年深度学习用于医学影像学研究论文分析 [J]. 中国介入影像与治疗学, 2022, 19 (1): 53–57.
- 27 刘洋, 孙旭, 王澍. 国内医疗健康领域人工智能研究热点及趋势分析 [J]. 中国医药导报, 2024, 21 (25): 191–196.
- 28 王安莉, 张文婷, 文庭孝, 等. 基于 BERTopic 与 CiteSpace 的中国中医药领域研究热点与主题演化分析 [J]. 医学信息学杂志, 2024, 45 (7): 55–61.
- 29 刘俊, 王修来. FPC–Kmeans++ 专利聚类分析与技术主题识别研究——以无人机领域为例 [J]. 软件工程, 2024, 27 (5): 14–20.