

【院士专栏：中华文化数字化创新设计研究新范式】

人工智能赋能文化遗产领域的研究综述 ——基于 CiteSpace 的可视化分析

窦金花, 张彬蕊, 钱晓松

(北京科技大学 机械工程学院, 北京 100083)

摘要: **目的** 对人工智能赋能文化遗产的国内外研究现状进行系统的梳理与总结, 分析当前研究的热点与未来趋势。**方法** 以 Web of Science 数据库和 CNKI 数据库中人工智能赋能文化遗产领域的文献为研究对象, 运用 CiteSpace 软件对文献进行可视化, 从文献发表数量、学科分布、作者与机构合作、国家与地区分布、研究热点、研究趋势六个方面, 以文献计量的方法对可视化结果及文献主题进行分析与综述。**结果** 国内外对人工智能赋能文化遗产的研究总量较少, 但总体研究数量呈增长趋势; 受人工智能技术发展影响较大, 研究多在计算机学科中展开; 核心作者与机构之间合作较少, 需要进一步加强合作; 中国、意大利、西班牙、英国开展了较多研究且影响力较高, 研究影响力与学者所在国家的文化遗产丰富程度密切相关; 研究热点上, 深度学习、知识图谱是该领域内较为热门的应用技术, 对文化遗产的数字化处理、信息组织与虚拟修复是较为热门的研究范畴; 研究趋势上, 文化遗产与人工智能技术将会进一步紧密结合, 应用人工智能技术对物质文化遗产、非物质文化遗产进行保护与传承具有重要意义。**结论** 研究梳理了文化遗产与人工智能技术的结合现状, 探索了未来文化遗产事业发展的新方向, 在文化遗产与科技创新融合的路径上, 为文化遗产保护与传承的研究提供了更多思路。

关键词: 文化遗产; 人工智能; CiteSpace; 可视化分析

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)14-0001-20

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.14.001

A Review of AI-empowered Cultural Heritage: Visualization Analysis Based on CiteSpace

DOU Jin-hua, ZHANG Bin-rui, QIAN Xiao-song

(School of Mechanical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

ABSTRACT: The work aims to systematically sort out and summarize the Chinese and foreign researches of AI-empowered cultural heritage, and analyze the current research hotspots and future trends. With literature of AI-empowered cultural heritage in Web of Science and CNKI database as the research object, CiteSpace was used to visualize the literature and the visualization results and literature topics were analyzed and reviewed by bibliometric methods from six aspects: publication volume, discipline distribution, author and institution distribution, country and region distribution, research hotspots, and research trends. The total amount of research on AI-empowered cultural heritage in China and abroad was small, but the overall number of research was increasing. The field of AI-empowered cultural heritage was greatly affected by the development of artificial intelligence technology, and the research was mostly conducted in computer science. There was less cooperation between core authors and institutions, and cooperation was required to be further strengthened. China, Italy, Spain, and the United Kingdom conducted more research and had a high

收稿日期: 2022-02-14

基金项目: 北京市社会科学基金项目 (21YTB019)

作者简介: 窦金花 (1978—), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为人机交互、智慧公共文化服务、人工智能与创新设计、产品服务系统设计、文化遗产的可持续发展与设计创新等。

通信作者: 钱晓松 (1983—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为工业设计、交互设计、用户体验、设计思维。

influence, and the research influence was closely related to the cultural heritage richness of the scholar's country. For research hotspots, deep learning and knowledge graph were popular technologies in this field. The digital processing, information organization and virtual artifact restoration of cultural heritage were popular research fields. In terms of research trend, cultural heritage and AI would be further closely integrated, and the application of AI was of great significance to the protection and inheritance of tangible cultural heritage and intangible cultural heritage. The current situation regarding the integration of cultural heritage and AI technology is summarized and the new directions for the development of the field of cultural heritage are explored to provide more ideas for research on the protection and inheritance of cultural heritage in the path of integrating cultural heritage with technological innovation.

KEY WORDS: cultural heritage; artificial intelligence; CiteSpace; visualization analysis

文化遗产（Cultural Heritage，CH）包括物质文化遗产和非物质文化遗产，从存在形态来看，也分为有形文化遗产和无形文化遗产。对有形的文化遗产，根据《保护世界文化和自然遗产公约》定义，文化遗产包含古迹、建筑群、遗址^[1]。对无形的文化遗产，根据联合国教科文组织《保护非物质文化遗产公约》中的定义，“非物质文化遗产”指被各社区、群体，有时是个人，视为其文化遗产组成部分的各种社会实践、观念表述、表现形式、知识、技能及相关的工具、实物、手工艺品和文化场所^[2]。近年来，随着人工智能（Artificial Intelligence，AI）、大数据分析等技术在各领域的应用，国内外文化遗产领域结合人工智能技术开展了一系列的研究工作。人工智能是研究开发能够模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术及应用系统的一门技术科学^[3]。随着人工智能技术的快速发展，人工智能生成内容（AI Generated Content，AIGC）技术的应用也使文化领域面临新的机遇与挑战，基于人工智能技术推动文化遗产的创造性转化及创新性发展，对文化遗产的保护与传承具有重要意义。人工智能技术作为新一轮科技革命和产业变革的核心力量，在国内外文化遗产的保护与传承工作中发挥着重要的作用，人工智能技术如何赋能文化遗产领域成为学界关注的热点。

本文运用 CiteSpace 软件对 Web of Science 数据库与 CNKI 数据库中的国内外相关文献进行计量与可视化分析，并结合文献内容梳理人工智能赋能文化遗产领域的研究现状及研究热点，预测该研究主题的发展趋势，为文化遗产的保护、传承及可持续性发展提供参考。

1 数据来源与研究方法

1.1 数据来源与处理

国际文献在 Web of Science 核心合集数据库中以“cultural heritage”“AI”及具体的人工智能技术关键词作为主题进行组合检索，共检索到 347 条文献记录，检索式如下：TS = (((AI) OR (knowledge graph) OR (deep learning) OR (machine learning) OR (neural networks) OR (CNN) OR (NLP) OR (LSTM) OR

(RNN) OR (GNN) OR (GAN) OR (GA)) AND (cultural heritage))。国内文献则在 CNKI 数据库中以“文化遗产+人工智能（AI）关键词”为主题对中文总库进行组合检索，仅保留有检索记录的检索式进行列表（检索式见表 1），共得到 236 条文献记录。以“非遗”或“文化”+“AI 关键词”的方式进行补充检索，并添加领域知名学者文献，最终获得检索结果记录 244 条。为确保文献质量，本研究对以上检索结果进行了精炼，剔除了会议记录、在线发表、社论材料等，去除重复文献，并手动剔除了综述类文献、与人工智能算法及文化遗产研究不相关的文献，最终得到 256 篇国际文献和 209 篇国内文献作为本文分析工作的数据源，检索与筛选流程见图 1。按照上述检索方式进行检索并筛选后得到的文献在 WOS 数据库中最早发表于 2003 年，在 CNKI 数据库中最早发表于 2006 年，受本研究对文献进行检索时的时间限制，设置检索文献的发表时间截至 2022 年 12 月 31 日。因此，本文将分析文献的发表时间为 2003 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日。

表 1 CNKI 数据库主要检索式列表
Tab.1 List of main search strategies of the CNKI database

序号	检索式
1	主题=“文化遗产”+“人工智能”
2	主题=“文化遗产”+“AI”
3	主题=“文化遗产”+“CNN”
4	主题=“文化遗产”+“卷积神经网络”
5	主题=“文化遗产”+“神经网络”
6	主题=“文化遗产”+“自然语言处理”
7	主题=“文化遗产”+“知识图谱”
8	主题=“文化遗产”+“深度学习”
9	主题=“文化遗产”+“机器学习”
10	主题=“文化遗产”+“生成对抗网络”
11	主题=“文化遗产”+“LSTM”
12	主题=“文化遗产”+“算法”

1.2 研究方法

本文以精炼后的 256 篇国际文献和 209 篇国内文献作为分析样本，选用 CiteSpace 软件进行计量分析，

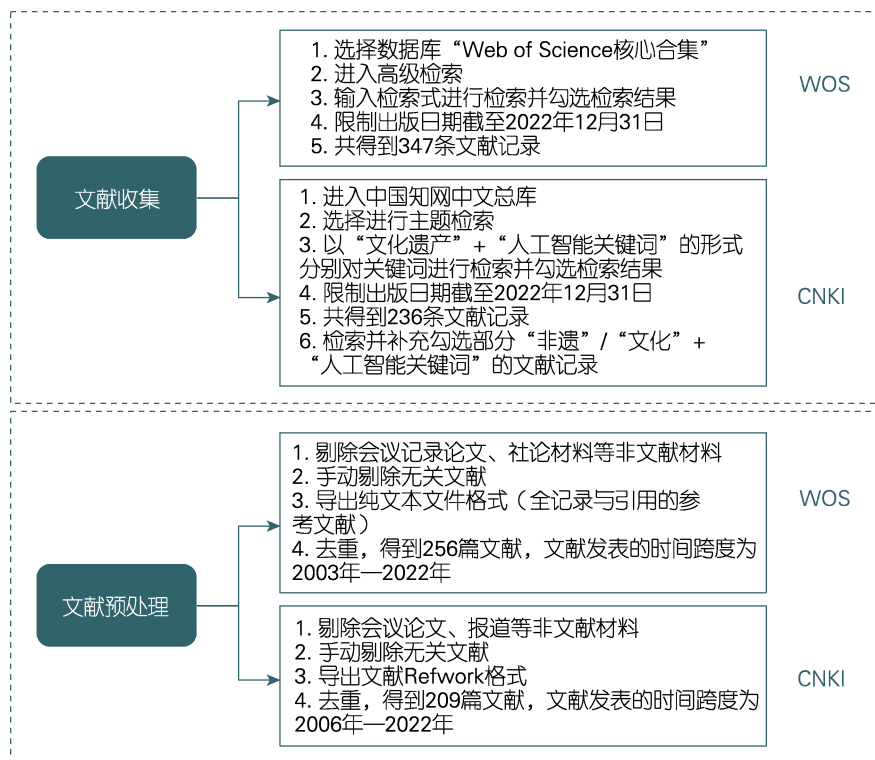


图 1 文献检索与处理流程

Fig.1 Process of literature search and processing

绘制文献知识图谱,从文献发表数量、学科领域、作者合作、机构合作、研究主题五个角度出发,梳理国内外人工智能赋能文化遗产领域的研究热点与趋势,探讨研究进展。

2 国内外研究基本情况

2.1 文献发表数量

基于时间分布的文献发表数量可以从宏观角度反映该研究领域的发展状况。如图 2 所示,该图反映了 WOS 数据库中 2003 年至 2022 年人工智能赋能文化遗产领域研究的文献发表数量情况。从总体上看,

近 20 年间国际该领域文献数量呈显著增长趋势,从 2014 年起文献开始增多,2017 年文献数量突增,2018 年有所回落,2019 年至 2021 年文献发表数量呈逐年激增趋势。如图 3 所示,展示了 CNKI 数据库中 2006 年至 2022 年该研究领域的文献发表情况,分析可知,国内与国际文献发表情况几乎一致。2017 年文献数量的爆发式增长与 2016 年谷歌 AlphaGo 击败世界围棋高手,迎来“人工智能 60 周年”发展拐点有关^[4]。自此事件后,各国纷纷将人工智能技术研发提升至国家战略层面,对人工智能技术相关研究的关注度日益上升。国内学界为响应国家《“互联网+”人工智能三年行动实施方案》和《促进新一代人工智能产业发展

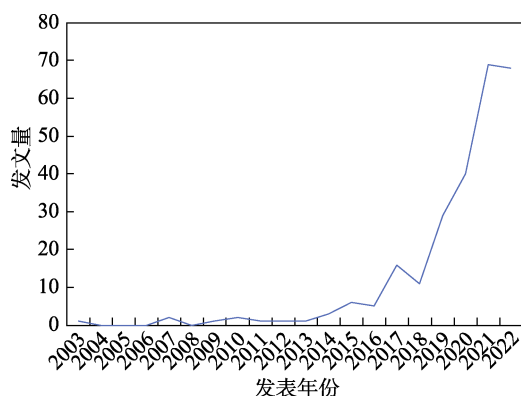


图 2 2003 年至 2022 年 WOS 数据库人工智能赋能文化遗产领域文献发表数量趋势

Fig.2 Trend in the publication volume of literature for AI-empowered cultural heritage in WOS from 2003 to 2022

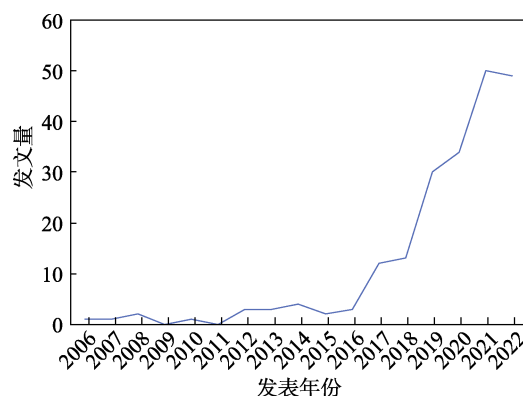


图 3 2006 年至 2022 年 CNKI 数据库人工智能赋能文化遗产领域文献发表数量趋势

Fig.3 Trend in the publication volume of literature for AI-empowered cultural heritage in CNKI from 2006 to 2022

三年行动计划（2018—2020 年）》等计划方案，纷纷投入与人工智能技术相关的研究当中，将人工智能技术与行业结合的应用实践研究推向了高潮^[5]。

观察国内外文献发表趋势，2022 年人工智能应用于文化遗产领域的文献发表数量有所减少。在中国知网检索“人工智能”关键词，选择中文期刊数据库并将检索结果可视化，观察到 2022 年人工智能相关研究数量同样有所减少。由于计算机算力限制、学科发展规律等原因，人工智能技术的发展不可避免地会受到部分阻碍，因此人工智能赋能文化遗产的相关研究数量也有所减少。然而观察 AIGC 在 2023 年年初的高热度，未来 1~2 年对人工智能赋能文化遗产的研究热度将有所提升，且人工智能技术尚有广阔的提升空间，未来学界对人工智能技术的研究将持续保持较高热度，新技术最终要在实践应用中落地，人工智能应用于文化遗产领域仍有广阔的研究前景。

综上所述，对比国际与国内的文献发表数量分布情况可知，国内外文献发表的趋势基本一致，2017 年出现第一波文献发表数量的小高峰，从 2019 年起至 2021 年呈激增趋势。由于样本中文献的研究范畴为人工智能与文化遗产两学科交叉，多体现为技术在人文领域的应用，因此文献发文趋势与人工智能领域的发展情况存在较大关联。

2.2 学科分布

2.2.1 国际研究学科分布

如图 4 所示，展示了 WOS 数据库中本研究检索文献的学科分布情况。分析可知，近 20 年国际上对人工智能赋能文化遗产领域的研究与计算机科学、工程学、化学、材料科学、通讯、地理、遥感、环境科学、艺术、物理学等学科密切相关。其中，计算机科学、工程学分别占学科分布的 31%、22%，这说明国际上该领域研究多在计算机科学与工程学科中展开，且多为将文化遗产作为研究对象的技术方法研究。此外，化学、材料科学分别占学科分布的 9%和 7%，这和文化遗产保护与修复相关研究有关。地理、遥感、环境科学等学科与建筑文化遗产研究密切相关。

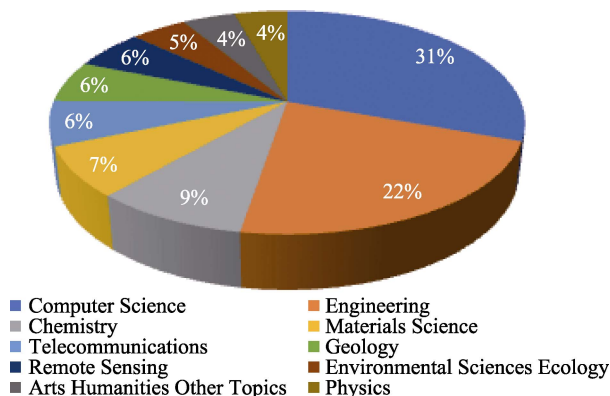


图 4 WOS 数据库排名前 10 的学科分布
Fig.4 Top 10 disciplines in WOS

2.2.2 国内研究学科分布

统计国内人工智能赋能文化遗产的文献学科分布情况，取统计结果中排名前 10 的学科进行可视化处理，其分布情况见图 5。其中，计算机软件及计算机应用占学科分布的 33%，占比第一，这说明国内人工智能与文化遗产领域的研究在计算机软件及计算机应用学科中展开最多。自动化技术占学科分布的 18%，占比第二，自动化技术与人工智能的学科领域有所交叉，人工智能包括对机器的感知、思维和行为三个方面的能力研究，人工智能的应用体现了自动化的特点，即让机械能够体现人类的意识，并加强对机器控制的自动化^[6]；应用人工智能技术对文化遗产的图像、音频、文稿等数字资源进行自动化分类、识别等，能够提高文化遗产研究的效率，优化文化遗产资源的存储与管理模式。美术书法雕塑与摄影学科占学科分布的 10%，占比第三，聚集在文化遗产领域应用人工智能技术进行视觉相关的处理工作。考古学科占学科分布的 9%，占比第四，图书情报与数字图书馆学科占比 7%，建筑科学与工程学科占比 3%。此外，热门学科分布中还包括轻工业手工业、文化、音乐舞蹈，体现了人工智能与手工艺、设计、艺术的密切关联。

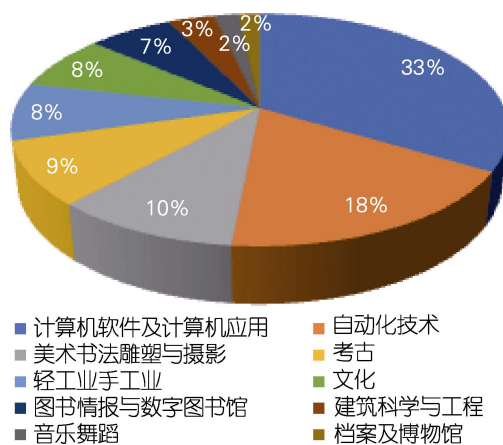


图 5 CNKI 数据库排名前 10 的学科分布
Fig.5 Top 10 disciplines in CNKI

2.3 核心作者与机构

2.3.1 国际研究核心作者与机构分布

2.3.1.1 核心作者

通过对该领域研究人员的了解，可以掌握该领域的核心作者，从作者的角度获知该领域的研究重点与热点。在 CiteSpace 软件中选择“Author”节点，时间为 2003 年 1 月至 2022 年 12 月，选择时间切片为 1，进而对作者情况进行可视化，得到文献作者共现图谱（见图 6），分析图谱可以得出领域作者的合作情况。图中每个节点代表 1 名作者，节点越大，说明该作者出现的频次越高，节点与节点之间的连线代

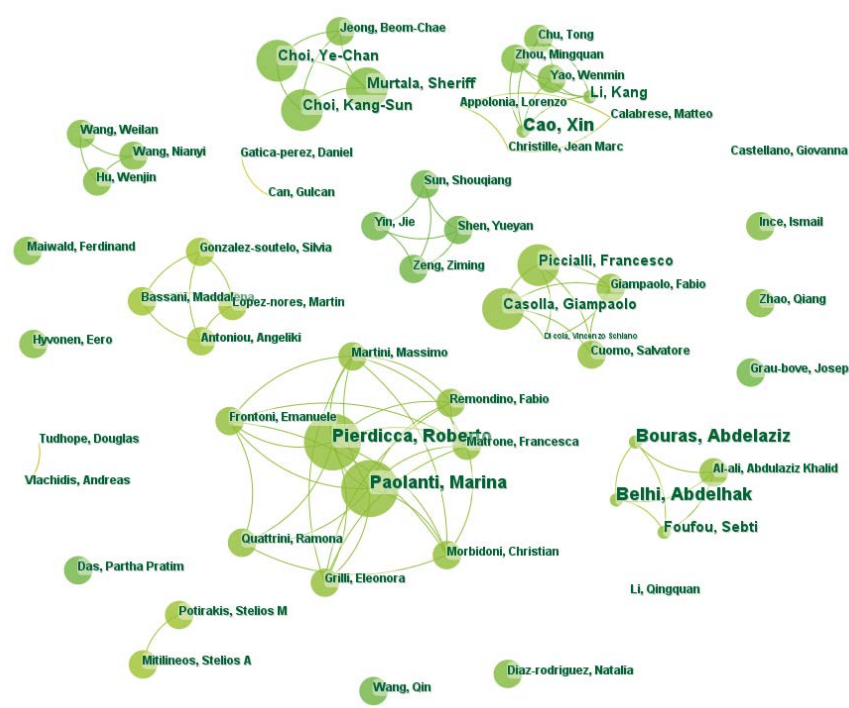


图 6 WOS 数据库文献作者共现图谱
Fig.6 Authors co-occurrence map in WOS

表作者之间建立的合作关系。根据普莱斯定律，半数论文为一部分杰出学者所撰，这些杰出学者在数量上约等于全部作者总数的平方根，用数学语言表述即 $m \approx 0.749\sqrt{n_{\max}}$ ，其中 $n_{\max}$ 为某学科最高产的作者论文数^[7]。WOS 数据库中人工智能赋能文化遗产研究的作者 $n_{\max}$ 值为 4，计算得 $m=1.498$ ，即文献发表数量大于等于 2 的作者为该领域的核心作者。统计作者的发文频次，记录发文频次大于等于 2 的作者列表，共有 57 人，由于篇幅限制，文中仅展示发文频次大于 2 的作者，见表 2。

表 2 WOS 数据库文献核心作者列表
Tab.2 List of core authors in WOS

序号	频次	核心作者名
1	4	Marina Paolanti
2	4	Roberto Pierdicca
3	4	Abdelhak Belhi
4	4	Abdelaziz Bouras
5	4	Xin Cao
6	3	Giampaolo Casolla
7	3	Kang-Sun Choi
8	3	Sebti Foufou
9	3	Ye-Chan Choi
10	3	Francesco Piccialli
11	3	Sheriff Murtala
12	3	Kang Li

观察节点之间连线情况可以发现曾建立合作的作者团体。结合领域作者图谱与发文频次统计表，分

析作者合作情况可知，以 Pierdicca 和 Paolanti 为首的作者团体将人工智能技术应用于文化遗产领域的多个研究中。他们提出了一种游客视觉注意力模型，使用深度卷积神经网络对观察画作的成人和儿童的眼动数据进行学习，进而通过眼动数据实现对游客的分类^[8]。对历史建筑的数字化重构，他们提出了一种基于点云分割的深度学习框架，使用深度学习技术对历史建筑的 3D 点云进行语义分割。对点云进行高效语义分割能够帮助研究人员快速识别不同类型的历史建筑元素，从而提高分析历史建筑结构、构建参数化 3D 模型的效率^[9]。

以 Belhi 和 Bouras 为首的作者团体基于深度学习技术对文化遗产图像进行了系列应用方法的研究。在文化遗产图像修复的工作中，他们提出了一种改进的基于深度学习的文化遗产图像修复及补全框架，以提高文化遗产图像的修复效果^[10]。针对文化遗产图像的研究，他们还提出了一种基于深度学习的文化遗产图像缺失标签的补全方法，使用深度学习算法对文化遗产图像及其文本标签进行训练，从而实现机器对文化遗产图像的自动分类，进而补全该文化遗产作品的缺失标签^[11]。三维全息成像技术可应用于博物馆中，提供文化遗产的数字化交互方式，他们提出了一种基于深度学习的方法以提高三维全息成像的质量，以博物馆中的文物作为研究对象，对他们提出的方法开展实验及验证工作^[12]。

Cao 作为通讯作者，与 Geng、Yao、Chu、Ren 都曾开展过研究合作，这 5 人互相之间也存在着合作关系，该作者团体对文物虚拟修复开展了一系列研

表 3 国际研究机构列表
Tab.3 List of international institutions

序号	频次	机构名	中文机构名	国家/地区
1	7	Univ Naples Federico II	那不勒斯费德里科二世大学	意大利
2	5	Northwest Univ	西北大学	中国
3	4	Tianjin Univ	天津大学	中国
4	4	Qatar Univ	卡塔尔大学	卡塔尔国
5	4	Wuhan Univ	武汉大学	中国
6	3	Aristotle Univ Thessaloniki	塞萨洛尼基亚里士多德大学	希腊
7	3	Univ Catania	卡塔尼亚大学	意大利
8	3	Bruno Kessler Fdn FBK	布鲁诺凯斯勒基金会	意大利
9	3	Konya Tech Univ	科尼亚科技大学	土耳其
10	3	Univ Politecn Marche	马尔凯理工大学	意大利
11	3	Univ Lumiere Lyon 2	里昂第二大学	法国
12	3	Politecn Torino	都灵理工大学	意大利
13	3	UCL	伦敦大学学院	英国
14	3	Beijing Normal Univ	北京师范大学	中国

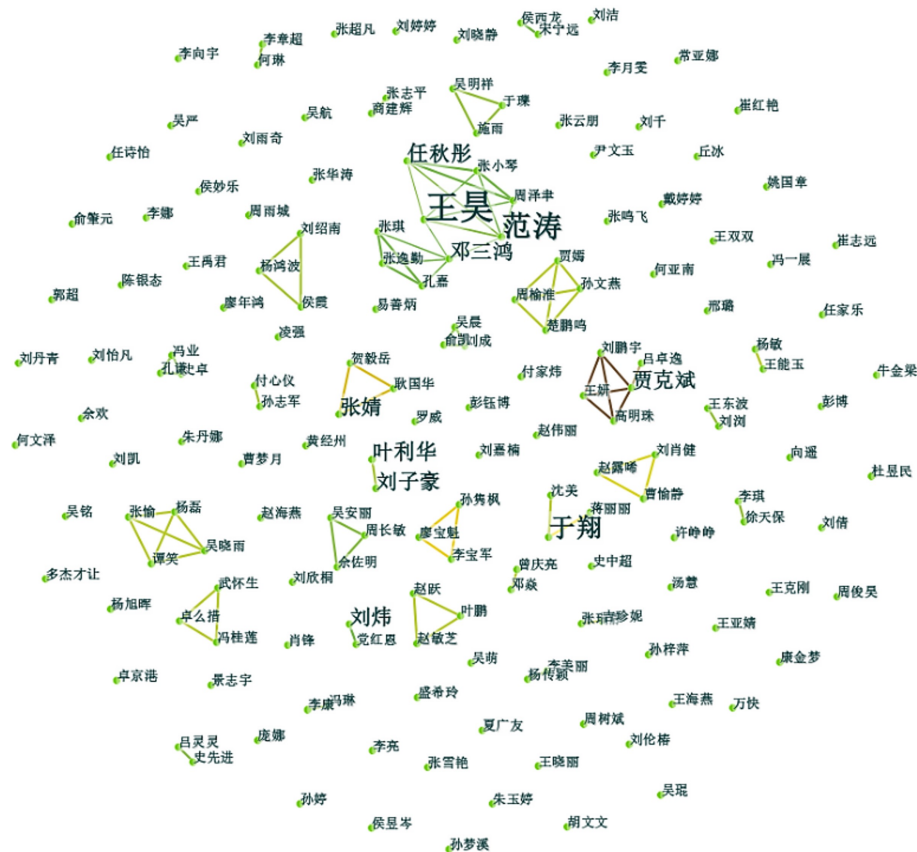


图 8 CNKI 数据库文献作者共现图谱
Fig.8 Author co-occurrence map in CNKI

利用远程监督的方法自动构建非遗文本属性标注语料库,以解决非遗领域属性抽取标注库匮乏的问题。张卫等^[19]以古琴艺术知识为研究对象,针对非结构化的非遗文本构建了古琴艺术知识图谱,梳理了构建非遗知识图谱的技术实现路径。对于非遗的图像分类,周泽聿等^[20]针对中华传统刺绣分类问题,以深度学习

技术为基础,采用迁移学习的方法对现有 Xception 模型进行了改进,提出了一种改进的刺绣分类模型。范涛等^[21]针对非遗图像构建了基于多模态融合的非遗图片分类模型,以多模态融合的方式对年画图片进行分类。

刘子豪、叶利华与贾小军、邓洪涛等曾构建较为

表 4 CNKI 数据库文献核心作者列表
Tab.4 List of core authors in CNKI

序号	频次	作者
1	5	王昊
2	4	范涛
3	3	于翔
4	2	邓三鸿
5	2	任秋彤
6	2	刘子豪
7	2	贾克斌
8	2	张婧
9	2	刘炜
10	2	叶利华

紧密的合作关系，他们针对非遗纹样开展了一系列研究。他们首先提出了一种基于 VGGNet 卷积神经网络的蓝印花布纹样分类方法^[22]。而后，他们又基于卷积神经网络对蓝印花布纹样基元开展了分类工作^[23]。

综上所述，国内外作者对人工智能和文化遗产领域结合的研究文献发表数量较少，且侧重点不同。国际研究人员更倾向于对人工智能技术应用于文化遗产虚拟修复展开研究，而国内研究人员则更倾向于对非遗文本、图像、纹样开展研究工作。

2.3.2.2 发文机构

统计国内人工智能与文化遗产领域文献的发文机构情况，可得国内研究机构合作图谱（见图 9），并统计出现频次大于等于 3 的国内研究机构，记录于表 5 中。国内在该领域进行过研究的机构数统计为

124，机构间建立过的合作数量为 46。网络密度是一个社会网络中成员间相互联系的强度，成员间交流的密切程度和频度决定了他们的网络密度^[24]。图谱中该领域国内研究机构的网络密度为 0.006，网络密度的数值过低，说明国内机构之间并未建立起颇具凝聚力的科研团体。

综合分析可知，国内研究机构同样以大学为主。以南京大学信息管理学院为中心，与江苏省数据工程与知识服务重点实验室、武汉大学信息管理学院、南京农业大学信息管理学院、金陵图书馆、上海科学技术情报研究所等实验室、高校、机构建立了领域合作关系。咸阳博物院与北京建筑大学、北京市测绘设计研究院曾建立领域合作关系，实现产学研互通。此外，西北大学、青海师范大学、华中师范大学、云南师范大学、宁夏大学等高校在领域内发文频次较多，贡献了较多研究成果。

2.4 国家/地区分布

据统计，国际上有 53 个国家对人工智能+文化遗产的交叉领域开展了研究工作。国家之间的合作关系及研究情况见图 10。整合各国家在统计中出现的频次并进行排序，计算其中心性，受篇幅限制，文中仅取统计频次前 15 位进行展示，结果见表 6。其中，中国居首位，发表了 95 篇文章，且中介中心性最高，为 0.32，可见我国对该领域研究的重视程度与影响力。中介中心性是指网络中经过某点并连接这两点的最短路径占这两点之间的最短路径线总数之比^[25]，如果一个行动者处于许多交往网络的路径上，可以认

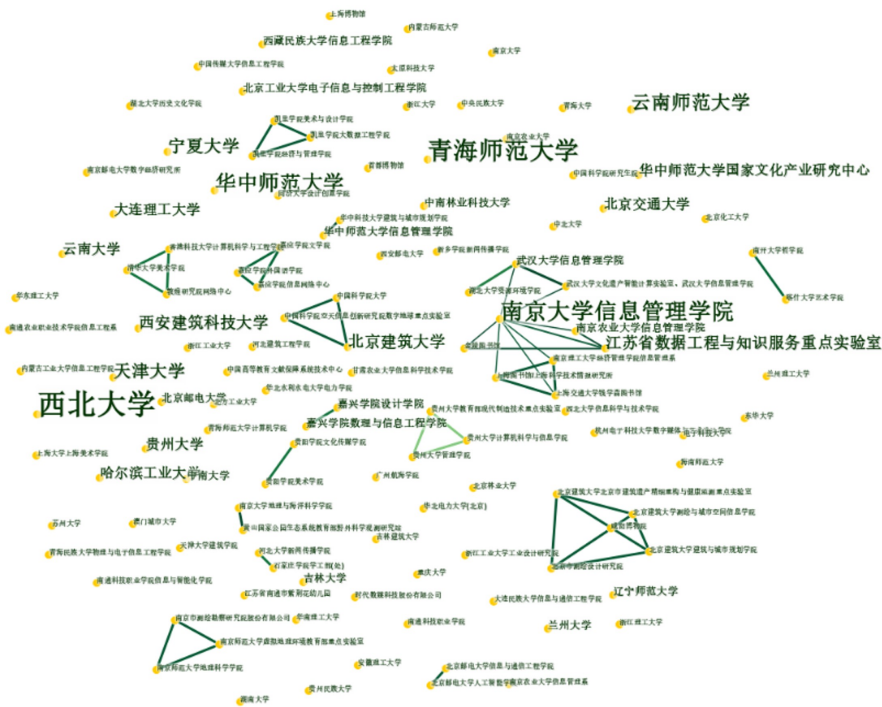


图 9 CNKI 数据库研究机构合作图谱
Fig.9 Research institution cooperation map in CNKI

表 5 CNKI 数据库研究机构
Tab.5 List of institutions in CNKI

序号	频次	机构
1	20	西北大学
2	11	青海师范大学
3	9	南京大学信息管理学院
4	7	华中师范大学
5	6	云南师范大学
6	5	天津大学
7	5	宁夏大学
8	4	西安建筑科技大学
9	4	江苏省数据工程与知识服务重点实验室
10	4	北京建筑大学

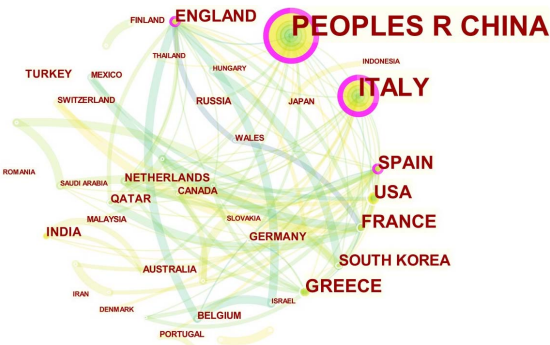


图 10 国家研究合作图谱
Fig.10 Map for research cooperation among countries

表 6 各国发文情况统计
Tab.6 Publication volume statistics of each country

序号	频次	中心性	年份	国家
1	95	0.32	2007	中国
2	55	0.24	2003	意大利
3	18	0.07	2011	法国
4	18	0.09	2010	美国
5	17	0.19	2007	西班牙
6	16	0.07	2009	希腊
7	15	0.16	2010	英国
8	11	0.09	2017	韩国
9	7	0.02	2018	印度
10	5	0	2012	土耳其
11	5	0	2016	德国
12	5	0	2018	卡塔尔
13	5	0.01	2019	荷兰
14	4	0	2015	比利时
15	4	0	2015	澳大利亚

为此人居于重要的地位^[26],具有较高中介中心性的节点在结构中占据十分重要的地位。在 CiteSpace 中,中介中心性超过 0.1 的节点称为关键节点,且中介中心性越高,节点的紫色边缘越厚。意大利居于第二位,发表了 55 篇文章,中介中心性为 0.24。可见,意大

利在该领域的研究地位也十分重要。西班牙、英国的中介中心性皆大于 0.1,说明其在人工智能赋能文化遗产领域研究工作的重要程度较高。

此外,法国、美国、希腊、韩国在该领域中皆发表了 10 篇以上的文章,在图 10 中可见这些国家彼此之间和与其他国家之间的联系都非常紧密,不可忽视这些国家对人工智能与文化遗产领域研究工作的重要性。

3 研究热点与趋势分析

3.1 研究热点分析

3.1.1 国际研究热点分析

3.1.1.1 高频关键词

关键词是文章的核心概括,其频次与热度呈正相关,因此可以通过对高频关键词的统计快速了解该领域的研究主题与热点^[27]。在 CiteSpace 软件中选择“Keywords”节点,其余参数不变,选择 WOS 数据库文献项目,生成关键词共现图谱,见图 11。图中每个节点代表一个关键词,节点半径的大小表示该关键词出现的频次高低,半径越大,该关键词出现的频次越高。统计各关键词出现频次,计算各关键词的中介中心性,结果见表 7。“文化遗产”“深度学习”“机器学习”是出现频次最高的三个关键词,关键词“文化遗产”的中介中心性最高,为 0.61,说明实验所用数据与文化遗产关联性高,未偏离研究范畴。深度学习与机器学习是人工智能领域的重要分支技术,两个关键词的中介中心性分别为 0.32 和 0.4,仅次于“文化遗产”的中介中心性,说明在文化遗产领域中应用人工智能技术时,深度学习和机器学习是主流技术。由于深度学习是机器学习的一个研究分支,在本文分析的文献样本中,关键词“机器学习”与“深度学习”常同时出现,因此两个关键词所指向的文献多有重合。

机器学习的研究主旨是使用计算机模拟人类的学习活动,它是研究计算机识别现有知识、获取新知识、不断改善性能和实现自身完善的方法^[28]。此处论述内容为传统机器学习技术相关文献,深度学习相关文献将在下文论述。在文献样本中,应用传统机器学习算法,主要是对文化遗产内容进行特征提取、分类、预测,其次还有针对文化遗产保护所做的部分工作。如 Rahaman 等^[29]基于光谱成像技术对文化遗产领域中的纺织品染料进行研究,运用机器学习算法提出了一种对纺织品无损的颜料分类方法。Stover 等^[30]为确定古代匿名文本的作者,运用机器学习方法对拉丁文本进行计算分析,进而确定了该文本的作者。

Granata 等^[31]提出了基于机器学习算法的威尼斯潮位预测模型,从建筑与城市保护的角度保护世界文化遗产。此外,一部分文献将传统机器学习算法与深度学习算法结合,以解决文化遗产领域中的问题。例

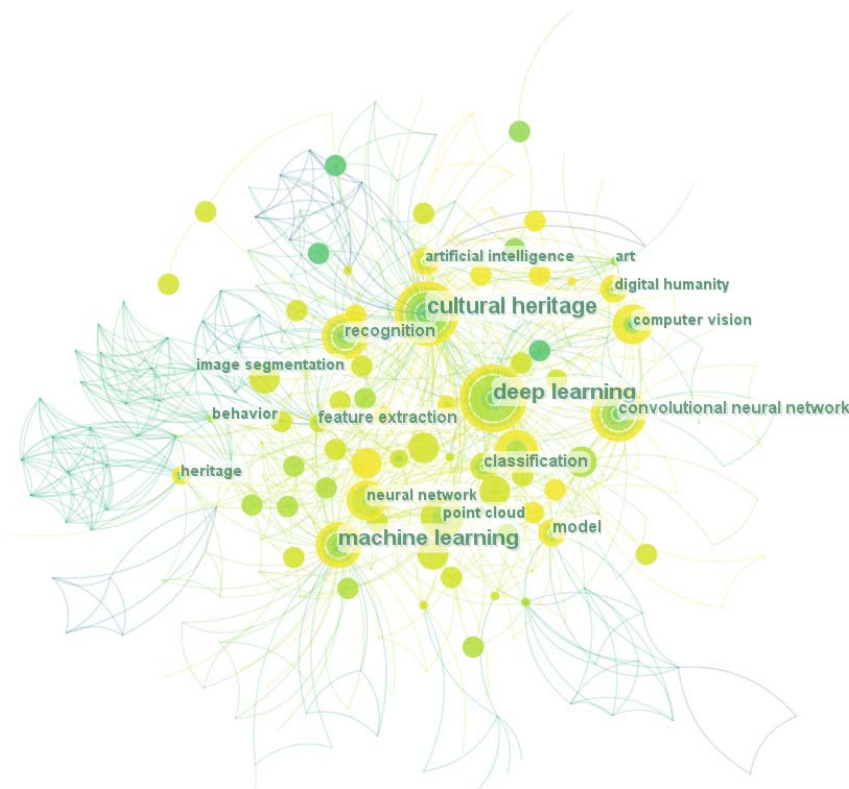


图 11 WOS 数据库文献关键词共现图谱
Fig.11 Co-occurrence map of key words in WOS

如, Matrone 等^[32]对大型三维文物分类的机器学习与深度学习方法进行了比较, 综合两种方法的优缺点, 提出了一种融合了两种方法优点的文化遗产点云语义分割体系结构。

深度学习的思想由多伦多大学的 Hinton 等^[33]于 2006 年提出。深度学习近年来在语音识别、计算机视觉等多类应用中取得了突破性的进展^[34]。深度学习架构模拟与人类大脑神经连接方式相似的结构, 可以从大量输入数据中学习有效的信息特征, 能够用于分类、回归和信息检索等特定问题中^[35]。通过深度学习得到神经元相互连接而成的深度网络结构称为深度神经网络, 其中, 卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)是深度神经网络中应用较多的网络结构之一。

卷积神经网络是重要的深度学习算法, 近年来已广泛应用于图像分类、人脸识别、音频检索等领域中^[36]。卷积神经网络是第一个真正意义上的成功训练多层神经网络的学习算法模型, 在网络的输入是多维信号时具有更明显的优势^[37]。“卷积神经网络”在文献关键词中出现频次排名第四, 且中介中心性为 0.1, 说明卷积神经网络在研究样本中应用较多。文化遗产包含视觉、听觉要素, 应用 CNN 对文化遗产领域中图像、音频进行分类、识别、检索取得一定成果。高频关键词中的“识别”“分类”在一定程度上印证了这一点, 同时也说明在文化遗产领域, 对文化遗产的识别和分类研究是较为热门的。

Bhuyan 等^[38]基于 SVM 算法和 CNN 模型, 对传统舞蹈表演的动作模式进行识别, 实现对传统舞蹈表演动作的分类。Tang 等^[39]基于 Faster R-CNN 检测和识别水族手稿字符。Jones 等^[40]运用 CNN 对 X 射线荧光光谱进行自动分类, X 射线荧光光谱在文化遗产领域中广泛应用于对艺术家所用颜料的鉴定。Zhang 等^[41]将 CNN 用于对中国书法的字体和风格进行分类。Condorelli 等^[42]提出了一种基于深度学习的自动检测视频素材中被毁古迹的方法, 以减少在视频历史档案中检索古迹的人力成本。

此外, 关键词“人工智能”“神经网络”“模型”“特征提取”“计算机视觉”“数字人文”“艺术”“点云”“非物质文化遗产”的出现频次也较高。表 7 中列举的关键词作为本领域的研究热点, 国际上在该领域以文化遗产为中心, 将深度学习、机器学习作为核心技术, 主要应用计算机视觉的方法, 对文化遗产进行识别、分类、特征提取、保护等, 这符合数字人文研究的跨学科性质。

3.1.1.2 高被引文献

高被引文献是领域内普遍认可且具有突出贡献的文献, 分析高被引文献的情况可以获知该领域的核心文献, 迅速了解领域内核心及热点的研究范畴。统计国际文献被引情况, 将文献在 WOS 全部数据库中的被引情况按照被引频次降序排列, 统计数据记录截止到本研究进行前。由于篇幅的限制, 文中仅取被引频次在排名前 10 的文献进行列表展示, 结果如表 8

表 7 WOS 数据库文献高频关键词列表
Tab.7 List of high-frequency key words in WOS

序号	频次	中心性	时间	关键词
1	66	0.61	2010	cultural heritage
2	48	0.32	2017	deep learning
3	35	0.4	2014	machine learning
4	18	0.1	2016	convolutional neural network
5	12	0.07	2014	recognition
6	11	0.08	2019	classification
7	11	0.04	2007	artificial intelligence
8	10	0.03	2020	neural network
9	9	0.07	2014	model
10	8	0.07	2014	feature extraction
11	8	0.04	2017	computer vision
12	8	0.04	2018	digital humanity
13	7	0.02	2017	art
14	7	0.04	2020	point cloud
15	6	0.01	2018	intangible cultural heritage

所示,高被引论文发表的时间跨度为 2015 年至 2020 年。其中,Yu 等^[43]于 2017 年发表的文献被引 71 次,该文章将知识图谱技术引入中医药领域,建立了中医养生知识库。知识图谱是人工智能重要的分支技术,中医药是中华民族重要的非物质文化遗产,将知识图

谱应用于中医药领域,是人工智能技术与非物质文化遗产领域的结合方式之一。Fiorucci 等^[44]于 2020 年发表的文献共被引 63 次,该研究调研了机器学习和文化遗产的相关文献及案例,对文化遗产领域中机器学习技术的使用情况进行了分析与总结。在建筑文化遗产领域,Pierdicca 等^[9]提出了一种针对点云分割的深度学习框架,以实现对建筑文化遗产数字模型的点云分割。同样在建筑文化遗产领域,Llamas 等^[45]于 2017 年发表的文献共被引 61 次,该研究应用基于深度学习技术对建筑文化遗产图像进行分类,以提升文化遗产数字化处理的效率。Grilli^[46]介绍了一种基于机器学习的 3D 文化遗产或其表面纹理分类的方法。Proietti 等^[47]描述了一种基于机器学习和模式识别的方法以检测和分析博物馆环境中的粉尘,为场馆管理人员提供参考,以减少灰尘对艺术作品的损害。Dou 等^[48]探索了构建非遗知识图谱的方法,以中国非遗文化之二十四节气为研究对象,建立非遗知识数据库,并构建了非遗知识图谱,为大众提供了更全面的知识体系,同时助力相关机构对非遗知识进行管理。

观察全部高被引文献可知,国际上该领域的核心研究主要基于深度学习与机器学习技术对文化遗产进行分类、识别、虚拟修复、保护,以及对文化遗产进行知识图谱的构建。

表 8 WOS 数据库高被引文献列表
Tab.8 List of highly cited literature in WOS

序号	文章标题	作者	发表时间	被引频次
1	Knowledge Graph for Tcm Health Preservation: Design, Construction, And Applications	Yu T, Li J, Yu Q, et al.	2017	71
2	Machine Learning for Cultural Heritage: A Survey	Fiorucci M, Khoroshiltseva M, Pontil M, et al	2020	63
3	Point Cloud Semantic Segmentation Using a Deep Learning Framework for Cultural Heritage	Pierdicca R, Paolanti M, Matrone F, et al	2020	61
4	Classification of Architectural Heritage Images Using Deep Learning Techniques	Llamas J, Leronés P M, Medina R, et al	2017	61
5	Classification of 3D Digital Heritage	Grilli E, Remondino F	2019	45
6	Dust Detection and Analysis in Museum Environment Based on Pattern Recognition	Proietti A, Panella M, Leccese F, et al	2015	41
7	An Edge Intelligence Empowered Recommender System Enabling Cultural Heritage Applications	Su X, Sperli G, Moscato V, et al	2019	37
8	Knowledge Graph Based on Domain Ontology and Natural Language Processing Technology for Chinese Intangible Cultural Heritage	Dou J, Qin J, Jin Z, et al	2018	37
9	Exploring Unsupervised Learning Techniques for the Internet of Things	Casolla G, Cuomo S, Di Cola V S, et al	2020	36
10	Appraisal of Opportunities and Perspectives for the Systematic Condition Assessment of Heritage Sites with Copernicus Sentinel-2 High-Resolution Multispectral Imagery	Tapete D, Cigna F	2018	36

3.1.2 国内研究热点分析

3.1.2.1 高频关键词

对国内文献进行关键词聚类，得到关键词共现图谱，见图 12。对关键词出现频次进行统计，并计算中介中心性，见表 9。结合图谱与列表分析可知，“知识图谱”与“深度学习”出现频次最高，且中心性分别为 0.23 和 0.49，说明国内于该领域研究的技术热点为知识图谱与深度学习技术，二者都是人工智能领域的重要分支技术。

知识图谱的概念由 Google 于 2012 年正式提出，其最初作为智能化搜索引擎的基础，被应用于提高搜索引擎的能力。知识图谱是结构化的语义知识库，用于以符号形式描述物理世界中的概念及其相互关系。其基本组成单位是“实体-关系-实体”三元组、实体及其相关属性-值对，实体间通过关系相互联结，构成网状的知识结构^[49]。随着智能信息技术的发展，知识图谱已被广泛应用于智能搜索、智能问答、个性化推荐等领域^[50]。

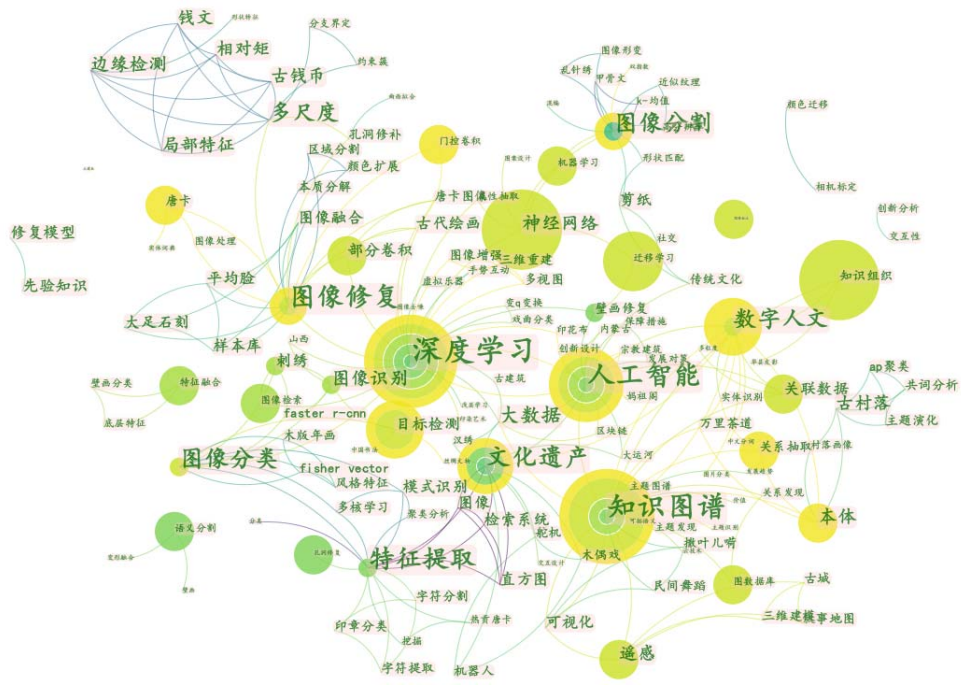


图 12 CNKI 数据库文献关键词共现图谱
Fig.12 Co-occurrence map of key words in CNKI

表 9 国内文献高频关键词列表
Tab.9 List of high-frequency key words in CNKI

序号	频次	中心性	时间	关键词
1	22	0.23	2018	知识图谱
2	20	0.49	2018	深度学习
3	14	0.28	2019	人工智能
4	10	0.10	2010	图像分割
5	8	0.09	2020	数字人文
6	8	0.11	2006	特征提取
7	7	0.13	2006	文化遗产
8	7	0.23	2013	图像修复
9	7	0.13	2014	图像分类
10	5	0.02	2021	目标检测

国内知识图谱技术在文化遗产领域的应用多见于文化遗产数字化领域，利用知识图谱对文化遗产文本内容进行信息组织，从而达到以数字化的方式对文

化遗产相关信息进行研究、管理、保护和传承。刘绍南等^[51]对文物知识图谱的构建方法与未来应用进行了总结与探讨。在古城文化遗产领域，钟琳颖等^[52]提出了基于知识图谱的叙事地图设计思路，为古城历史文化遗产研究提供了参考。梁勇奇等^[53]构建了全球世界文化遗产领域知识图谱，并基于领域知识图谱对世界文化遗产的景观特征、文化延续性、土地覆被状态及遗产与城市、社区的空间关系进行了特征分析。在文化遗产领域，深度学习技术应用广泛，在文化遗产的元素识别与处理、风格迁移、虚拟修复、图像与音频分类等方向均有相应的研究工作开展。胡昊天等^[54]基于机器学习与深度学习模型开发了非遗文本自动分词系统，为非遗文本自动分词及分词结果的多维可视化分析提供了工具。史先进等^[55]基于深度学习图像识别技术提出了一种甲骨文字符图像自动标注算法。邓筱等^[56]提出了一种改进的深度学习算法，综合考虑了中国传统织锦的特征，取得了较好的织锦作

品的风格迁移效果。在虚拟修复方面,刘洁^[57]基于对抗生成网络提出了一种改进的唐卡图像修复算法。陈玉红等^[58]基于卷积神经网络实现了对唐卡尊像的自动分类。

观察图谱可见“图像修复”“图像分割”“图像分类”“图像识别”节点的出现频次较高,这些是计算机视觉的热门研究方向。文化遗产的存在形式有较多视觉要素,因此应用计算机视觉相关技术对文化遗产展开的研究较多。将列表中的关键词作为领域研究热点,进一步分析可知,国内在人工智能与文化遗产结合领域的热点研究为,以知识图谱和深度学习为技术重点,关注计算机视觉技术在文化遗产领域的应用,对文化遗产的数字化图像资料进行图像分割、图像修复、图像分类、特征提取、目标检测,并以此开展了众多研究。

3.1.2.2 高被引文献

统计国内人工智能与文化遗产领域文献的被引情况,倒序排列并取被引频次>10 的文献展示,见表 10。分析可知,国内领域高被引文献集中出现在 2019

年至 2021 年,这与人工智能技术的发展和国家对文化遗产的政策支持有关。刘肖健等^[59]于 2016 年发表文献共被引 56 次。该文献使用聚类算法基于传统纹样图库提取色彩特征,并开发了基于色彩网络的配色设计辅助技术。黄永林等^[60]于 2019 年发表的文献提出将人工智能相关技术应用于媒体与传播中,以智能媒体构建新的传播形态,助力文化遗产的传播。向遥^[61]基于图像聚类和区域匹配的颜色迁移算法,对古建筑进行虚拟色彩修复。观察高被引文献列表可知,国内学者在该领域发表的核心文献多集中于使用机器学习、深度学习、知识图谱等技术,对文化遗产进行特征提取、分类、识别等,这一特点与国际相似。此外,将人工智能应用于非遗场景下的创新设计也是国内相关学者关注的热点。覃京燕等^[62]以景泰蓝为例,从非遗的数字化、信息化、网络化、智能化方面,对非遗的保护、传承和传播路径进行了研究,提出利用人工智能技术提高非遗数字化传播能力,借助人工智能技术对非遗实体资源进行呈现和展示,使非遗在更大范围内传播、转化。

表 10 CNKI 数据库高被引文献列表
Tab.10 List of highly cited literature in CNKI

序号	文章题目	第一作者	发表时间	被引频次
1	传统纹样的色彩网络模型及配色设计辅助技术	刘肖健	2016	56
2	智能媒体技术在非物质文化遗产传播中的运用	黄永林	2019	45
3	古建筑虚拟色彩修复及漫游技术研究	向遥	2007	25
4	人工智能在非物质文化遗产中的创新设计研究:以景泰蓝为例	覃京燕	2020	23
5	非物质文化遗产智能化传播的数字技术赋权逻辑	牛金梁	2020	22
6	破损壁画的数字化复原研究——以敦煌壁画为例	付心仪	2019	21
7	IIIF 与 AI 作用下的文化遗产应用研究新模式	陈涛	2021	16
8	人工智能背景下非物质文化遗产数字化传播的进阶路向	贾菁	2020	16
9	基于学习优化与信息融合的陶瓷文物碎片分类研究	王克刚	2017	15
10	文物知识图谱的构建与应用探讨	刘绍南	2019	15
11	基于 VGGNet 卷积神经网络的蓝印花布纹样分类	贾小军	2019	15
12	文化遗产智能计算的肇始与趋势——欧洲时光机案例分析	王晓光	2022	11
13	领域知识图谱在非遗档案资源知识组织中的应用探索	赵雪芹	2021	11
14	非物质文化遗产传统音乐术语自动抽取	刘浏	2020	11
15	科技助推非物质文化遗产传承发展研究——以孝感雕花剪纸为例	周雨城	2020	11
16	基于 ALBERT 的藏文预训练模型及其应用	李亮	2020	11

3.2 研究趋势分析

3.2.1 国际研究趋势分析

3.2.1.1 突现词分析

突现词是指在某段时间内使用频次快速增长的关键词,可以用来预测领域内的新兴趋势^[63]。突现度越高,越能说明在一段时间内该趋势的研究强度,分析突现词可以得到该研究领域在时间上的演变趋势。在科学文献中的突发趋势和突变可以与内部原因和外部原因联系在一起,典型的内部原因包括领域内新

的发现及科技突破,而外部原因如社会热点问题、突发重大新闻等,则可能会激发科学家从新的角度研究某一课题^[64]。对国际文献进行突现词分析,得到 2003 年至 2022 年的突现词列表,共 14 个,以突现起始年排序,结果见图 13。其中,红色代表该突现词突现的时间段。

分析图 13 可知,“抽取”是出现最早突现且持续时间最久的关键词。结合前文分析结果可知,“抽取”与“特征提取”密切相关,说明 2010 年至 2014 年,针对文化遗产的特征提取是领域内的研究前沿。2014

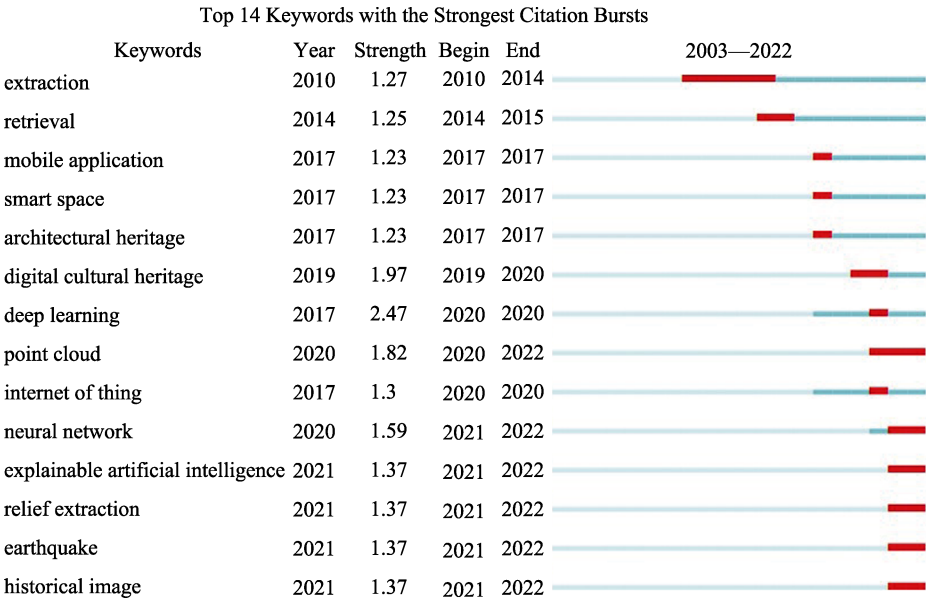


图 13 WOS 数据库文献突现词列表
Fig.13 List of emergent words in WOS

年至 2015 年出现突现词“检索”，是指对文化遗产数据库的检索。2017 年出现了三个重要突现词，“移动应用”“智能空间”“建筑遗产”，但作为突现词出现的时间较短。“点云”“浮雕提取”“历史图像”“可解释的人工智能”等至 2022 年仍是突现词，说明近两年来领域内的最新研究趋势。

3.2.1.2 关键词时间聚类

关键词是一篇文章的核心，是对文章研究对象的高度概括及凝练^[65]。在 CiteSpace 软件中对国际文献进行关键词聚类，并以时间轴的形式绘制 2003 年至

2022 年的关键词共现时间轴图谱，结果见图 14。以时间轴的形式呈现关键词的共现情况，可以更直观地观察研究主题的变迁与演进。图谱轴线的数量代表文献聚类的类数，每个聚类是由多个紧密相关的词组成的，聚类主题的数字标签代表该聚类中关键词的数量，数字越小，聚类中包含的关键词越多。由图 14 可知，共聚类 10 个主题，分别为“深度学习”“机器学习”“文化遗产”“数字文化遗产”“特征提取”“遥感”“卫星”“结构健康监测”“水墨画分析”“数字人文”。

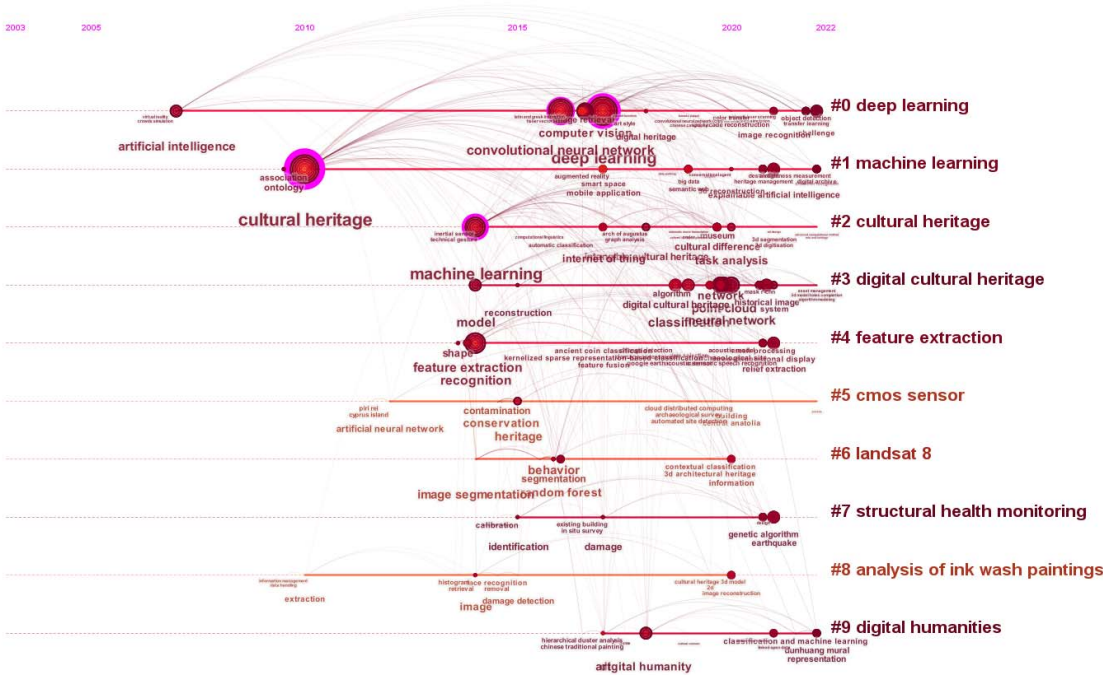


图 14 WOS 数据库关键词聚类时间轴图谱
Fig.14 Clustering timeline map of key words in WOS

主题“深度学习”是第一个中介中心性集中出现关键词的聚类,始于 2007 年。“虚拟现实”“人群模拟”“人工智能”是最早出现在该聚类中的关键词。“卷积神经网络”“深度学习”是该聚类中的两个高频关键词。其中,“卷积神经网络”出现于 2016 年,自此关键词出现之后该聚类中的成果开始增多。2020 年至 2022 年,“图像识别”“迁移学习”“目标检测”是该领域中出现频次较高的关键词,说明近三年来图像识别迁移学习目标检测是该领域中基于深度学习技术的研究重点。

主题“机器学习”是第二个集中出现关键词的聚类。其中,“文化遗产”被分在这一类别中,说明文化遗产与机器学习相关关键词的连接程度很高,由此可知,机器学习技术在文化遗产领域的应用较为广泛且频繁。2020 年至 2022 年,“可解释的人工智能”“字符识别”“数字典藏”是该主题下出现频次较高的关键词,这说明这三个关键词所指代的技术与研究方向是近年来在文化遗产领域中机器学习技术的应用热点。此外,观察主题出现时间区域可知,截至 2022 年,“深度学习”“机器学习”“数字文化遗产”“遥感”“数字人文”仍是文化遗产领域中颇为热门的技术及研究方向,“特征提取”“卫星”“结构健康监测”“水墨画分析”等主题的研究热度有所下降。

3.2.2 国内研究趋势分析

3.2.2.1 突现词分析

由于在 CNKI 数据库中检索到的领域文献最早发表于 2006 年,因此对 2006 年至 2022 年发表的国内文献关键词进行突现词分析,得到 13 个突现词,以起始时间为序,结果见图 15。“特征提取”是最早

出现的突现词。“图像分割”“边缘检测”“模式识别”突现词集中出现在 2010 年至 2013 年,说明这一阶段的研究已经开始对机器学习应用于文化遗产的图像处理方法进行了初步探索。

“知识图谱”“神经网络”“知识组织”“目标检测”“迁移学习”突现词均出现在 2021 年,且已持续到 2022 年,说明国内近几年对该领域的研究趋势集中在对知识图谱、神经网络的应用中。“目标检测”与对文化遗产图像、视频资料中元素的检测与识别有关,从突现词分布来看,目标检测也是近年来较为热门的研究趋势。此外,迁移学习也是文化遗产与人工智能技术新的结合趋势。迁移学习是运用已存有的知识对不同但相关领域问题进行求解的一种新的机器学习方法^[6]。由于现有的深度学习模型已趋成熟,且近年来模型参数量剧增,部分学者开始探索迁移学习方法,以期降低研究中的模型训练成本。

3.2.2.2 关键词时间聚类

对国内文献进行关键词聚类,并绘制 2006 年至 2022 年的关键词共现时间线图,结果见图 16。由于 CiteSpace 软件默认设置过滤器为仅显示包含文献数量大于 10 的类别,因此图谱中仅显示了 8 个类别,且跳过了包含文献数量不足 10 的第 7 类别。图谱中 8 个聚类的主题词分别为“知识图谱”“人工智能”“特征提取”“图像修复”“图像分割”“目标检测”“多尺度”“主题演化”。

“知识图谱”是包含关键词最多的聚类主题,说明国内对知识图谱技术在文化遗产领域的应用研究较广泛。“特征提取”是出现最早的聚类主题,首次出现于 2006 年,“图像”“特征提取”等都是该主题

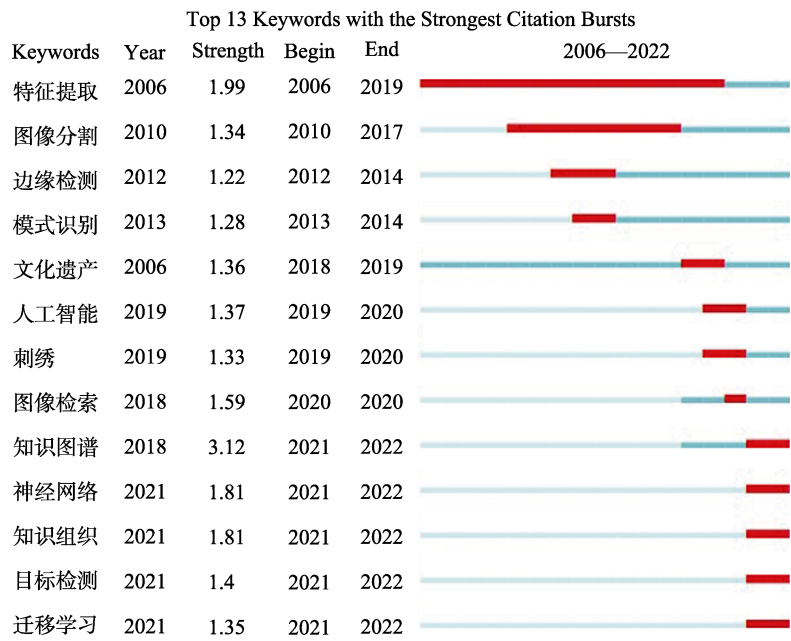


图 15 CNKI 数据库突现词列表
Fig.15 List of emergent words in CNKI

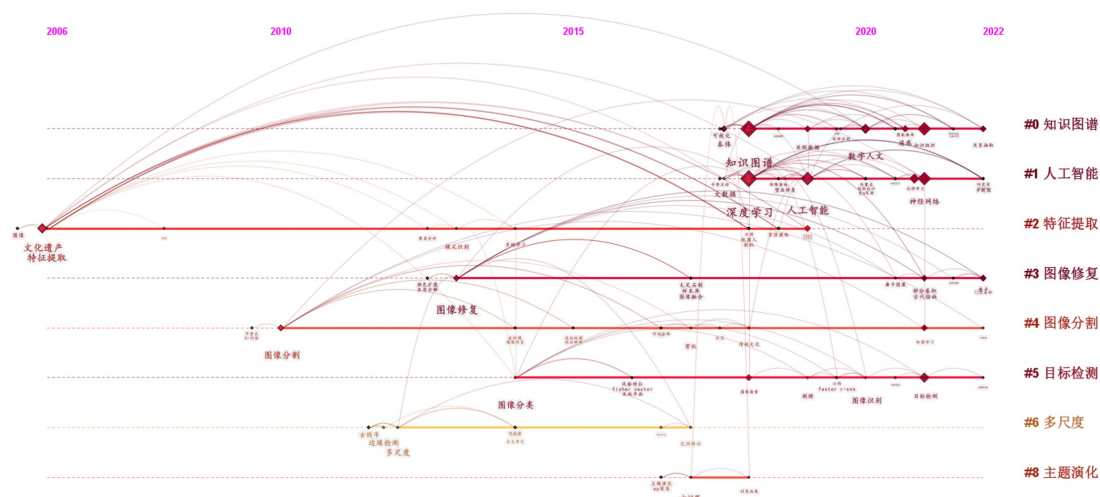


图 16 CNKI 数据库关键词聚类时间轴图谱
Fig.16 Clustering timeline map of key words in CNKI

中早期出现的热门关键词。这说明，该领域研究的早期，采用人工智能技术对文化遗产进行图像相关的特征提取是较为热门的研究方向。2018 年后，领域中“特征提取”主题相关的研究几乎停止。

“人工智能”是出现最晚且一直延续至今的聚类主题。始于 2018 年，出现最早的高频次关键词为“深度学习”，说明在文化遗产领域，人工智能技术的研究热度是伴随着深度学习算法的高研究热度而出现的。近年来，“迁移学习”“神经网络”等关键词热度较高，说明部分学者尝试将现有模型迁移至文化遗产的细分领域，优化现有模型，降低模型训练成本。此外，观察图谱可知，截至 2022 年，“图像修复”“图像分割”“目标检测”仍是较热门的研究主题。在“图像修复”聚类，2020 年至 2022 年出现了“唐卡图像”“唐卡”“古代绘画”等关键词，说明近年来国内人工智能与文化遗产领域在图像修复方向更多关注于对古代绘画的修复。在“图像分割”聚类中，2020 年至 2022 年出现了关键词“机器学习”，说明在图像分割方面机器学习仍是主要的应用技术。在“目标检测”聚类中，2020 年至 2022 年间出现了“图像识别”“中国书法”“丝绸文物”等关键词，说明目标检测与图像识别技术存在较大关联，且研究对象与非遗中的书法艺术、文物有关。

4 研究结论

本文采用文献计量的方法，使用 CiteSpace 软件对 Web of Science 和 CNKI 数据库中 2003 年 1 月 1 日至 2022 年 12 月 31 日“人工智能”+“文化遗产”文献进行统计，从国内外基本情况、研究热点与趋势两个角度对该领域文献进行分析，得出结论如下。

1) 从领域内文献发表数量来看，2003 年至 2022 年国内外文献发表数量趋势基本一致，皆呈增长趋

势，于 2017 年起激增。国内外对人工智能与文化遗产的交叉研究更依赖于人工智能技术的发展。未来，人工智能技术相关研究热度将持续，在各国对人工智能领域的重视下，人工智能技术的应用研究热度也将随之升温。

2) 从领域研究的学科分布情况来看，国内外对该领域的研究大多在计算机学科下开展，且学科涉及的范围都较为广泛，涵盖如工程学、自动化、考古、化学、材料科学、地理、建筑、艺术、文学等多个学科。计算机科学是人工智能技术发展的学科基础，工程学、自动化等都是人工智能发展的支持学科；化学、材料科学、建筑、地理等学科则与物质文化遗产密切相关；艺术、文学等学科则与非物质文化遗产密切相关。

3) 从核心作者与研究机构情况来看，国内外该领域研究的主阵地为各大高校，多数研究在高校的支持下开展。然而由于调研样本为交叉学科等，文献数量较少，发表该领域内文献的机构之间、作者之间关联性不高，尚未建立较为紧密的合作联系。因此，该领域的研究机构与研究人员应该进一步加强合作关系，重视跨学科的交流与合作，并积极与博物馆、文化遗产机构建立合作关系，广泛应用文化遗产资源开展研究。

4) 从各国对该领域的研究情况来看，中国是国际上在该领域内发表文献最多的国家，且是中介中心性最高的国家，体现了我国对该领域的研究十分重视，学者们发表了较多文章，具有较强的国际影响力。意大利的发文量与中介中心性仅次于中国，是最早在该领域开展研究的国家。意大利作为拥有悠久历史文化的发达国家，其文化遗产资源较多，在国际上率先开展研究且拥有较大影响力。研究发现，在领域内影响力较高的国家与其文化遗产丰富度密切相关。

5) 从研究热点上来看，在技术方面，深度学习、

知识图谱是该领域内应用较为热门的技术,二者也是人工智能的重要分支技术。在文化遗产视角,对文本、图像、建筑、文物等进行了广泛的研究。从研究范畴上来看,国内外的研究热点均包含对文化遗产的数字化处理,包括识别、分类、特征提取等,通过人工智能算法辅助减轻文化遗产工作者的工作负担,提高研究效率。此外,对文化遗产的虚拟修复也是热门研究范畴,虚拟修复主要包含对图像的整体修复、颜色修复,以及对石刻、雕塑、建筑的3D虚拟修复,进而提高研究人员修复文物的效率,使数字化的文化遗产呈现较高的质量。

6)从整体研究趋势上看,对人工智能技术赋能文化遗产的研究领域,知识图谱、深度学习等技术应用较多,计算机视觉技术与文化遗产图像相关的研究存在较多结合方式。深度学习与计算机视觉应用于文化遗产领域,其中卷积神经网络是热门的应用算法。文化遗产数字化是为更好地保存、转化、传播文化遗产,通过人工智能技术辅助完成文化遗产数字化工作后,文化遗产数据信息的创新应用和创意传播是学者们后续研究需重点考虑的方向。随着图像生成、文本生成等AIGC技术日趋成熟,智能生成将为文化遗产领域带来新的变革。基于数字化的文化遗产信息,AIGC技术能够生成多种创新方案,帮助人类探索文化遗产创新转化方式,为文化遗产传承提供新的思路。人工智能与人类共同生产内容,对文化遗产进行创造性转化,以文化创新的视角助力文化遗产的保护、传播,将成为新的热门研究趋势。

5 结语

目前,人工智能在文化遗产领域的研究已经取得了一定的成果。通过人工智能技术,我们能够更好地保护、传承和发展各类文化遗产,同时也能够提供更多创新的方式和手段来激发大众的兴趣,吸引大众学习、了解、参与到文化遗产的创新实践中。本文分析了当前人工智能赋能文化遗产领域的研究热点,例如深度学习、知识图谱、自然语言处理技术等,在文化遗产研究、文物保护和修复中的应用等。本文论述内容与技术发展趋势相结合,展示了人工智能在文化遗产领域的广泛应用前景。对非物质文化遗产,通过人工智能技术对其进行转化、存储、传播,是人类保存共同文化记忆的有效手段。对物质文化遗产,从建筑、文物的角度,运用人工智能技术将其数字化,对其进行研究分析、虚拟修复,能够提高对物质文化遗产管理与保护的效率,对文化遗产的研究、修复与保存具有重要意义。未来,随着人工智能技术的发展及对文化遗产关注度的提升,人工智能技术将更多地应用在文化遗产的传承中,文化遗产领域的研究将更加深入和广泛。文化遗产将会跨越时空的限制,以数字化的方式转化为多种形态而存在,成为人类永久的文化记忆。

参考文献:

- [1] 保护世界文化和自然遗产公约[J]. 文明, 2015(S1): 332-335.
Convention Concerning the Protection of the World Cultural and Natural Heritage[J]. Civilization, 2015(S1): 332-335.
- [2] 保护非物质文化遗产公约[J]. 中华人民共和国全国人民代表大会常务委员会公报, 2006(2): 138-145.
Convention for the Protection of Intangible Cultural Heritage[J]. Gazette of the Standing Committee of the National People's Congress of the People's Republic of China, 2006(2): 138-145.
- [3] 谭铁牛. 人工智能的历史、现状和未来[J]. 智慧中国, 2019(S1): 87-91.
TAN Tie-niu. The History, Present Situation and Future of Artificial Intelligence[J]. Wisdom China, 2019(S1): 87-91.
- [4] 盛云梦, 刘倩. 基于 CiteSpace 的国际人工智能研究热点与趋势分析[J]. 软件工程, 2022, 25(11): 35-38.
SHENG Yun-meng, LIU Qian. Research Hotspots and Trend Analysis of International Artificial Intelligence Based on CiteSpace[J]. Software Engineering, 2022, 25(11): 35-38.
- [5] 王友发, 陈辉, 罗建强. 国内外人工智能的研究热点对比与前沿挖掘[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(12): 46-53.
WANG You-fa, CHEN Hui, LUO Jian-qiang. Research Hotspots and Cutting-Edge Mining of Artificial Intelligence[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(12): 46-53.
- [6] 牛美英, 渠基磊, 吴志鹏. 人工智能在电气工程自动化中的应用[J]. 价值工程, 2013, 32(23): 27-28.
NIU Mei-ying, QU Ji-lei, WU Zhi-peng. Application of Artificial Intelligence in Electrical Engineering Automation[J]. Value Engineering, 2013, 32(23): 27-28.
- [7] 姜春林. 普赖斯与科学计量学[J]. 科学学与科学技术管理, 2001, 22(9): 20-22.
JIANG Chun-lin. Price and Scientometrics[J]. Science of Science and Management of S & T, 2001, 22(9): 20-22.
- [8] PIERDICCA R, PAOLANTI M, QUATTRINI R, et al. A Visual Attentive Model for Discovering Patterns in Eye-Tracking Data—a Proposal in Cultural Heritage[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2101.
- [9] PIERDICCA R, PAOLANTI M, MATRONE F, et al. Point Cloud Semantic Segmentation Using a Deep Learning Framework for Cultural Heritage[J]. Remote Sensing, 2020, 12(6): 1005.
- [10] BELHI A, AL-ALI A K, BOURAS A, et al. Investigating Low-Delay Deep Learning-Based Cultural Image Reconstruction[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2020, 17(6): 1911-1926.
- [11] BELHI A, BOURAS A, FOUFOU S. Leveraging Known Data for Missing Label Prediction in Cultural Heritage

- Context[J]. Applied Sciences, 2018, 8(10): 1768.
- [12] BELHI A, BOURAS A, ALFAQHERI T, et al. Investigating 3D Holoscopic Visual Content Upsampling Using Super-Resolution for Cultural Heritage Digitization[J]. Signal Processing: Image Communication, 2019, 75: 188-198.
- [13] GENG Guo-hua, LIU Jie, CAO Xin, et al. Simplification Method for 3D Terracotta Warrior Fragments Based on Local Structure and Deep Neural Networks[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2020, 37(11): 1711-1720.
- [14] YAO Wen-min, CHU Tong, TANG Wen-long, et al. SPPD: A Novel Reassembly Method for 3D Terracotta Warrior Fragments Based on Fracture Surface Information[J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2021, 10(8): 525.
- [15] CHU Tong, YAO Wen-min, LIU Jie, et al. Hole-Filling Framework by Combining Structural and Textural Information for the 3D Terracotta Warriors[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2021, 15(4): 046503.
- [16] REN Yong, CHU Tong, JIAO Yi-fei, et al. Multi-Scale Upsampling GAN Based Hole-Filling Framework for High-Quality 3D Cultural Heritage Artifacts[J]. Applied Sciences, 2022, 12(9): 4581.
- [17] 任秋彤, 王昊, 熊欣, 等. 融合 GCN 远距离约束的非遗戏剧术语抽取模型构建及其应用研究[J]. 数据分析与知识发现, 2021, 5(12): 123-136.
- REN Qiu-tong, WANG Hao, XIONG Xin, et al. Extracting Drama Terms with GCN Long-Distance Constraint[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2021, 5(12): 123-136.
- [18] 范涛, 王昊, 张宝隆. 基于远程监督和深度学习的非物质文化遗产文本属性抽取研究[J]. 情报理论与实践, 2021, 44(10): 1-7.
- FAN Tao, WANG Hao, ZHANG Bao-long. Research of Attribute Extraction in Intangible Cultural Heritage Texts Based on Distant Supervision and Deep Learning[J]. Information Studies (Theory & Application), 2021, 44(10): 1-7.
- [19] 张卫, 王昊, 李跃艳, 等. 面向非遗文本的知识组织模式及人文图谱构建研究[J]. 情报资料工作, 2021, 42(6): 91-101.
- ZHANG Wei, WANG Hao, LI Yue-yan, et al. Research on Intangible Cultural Heritage Text-Oriented Knowledge Organization Model and Humanistic Atlas Construction[J]. Information and Documentation Services, 2021, 42(6): 91-101.
- [20] 周泽聿, 王昊, 张小琴, 等. 基于 Xception-TD 的中华传统刺绣分类模型构建[J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6(S1): 338-347.
- ZHOU Ze-yu, WANG Hao, ZHANG Xiao-qin, et al. Classification Model for Chinese Traditional Embroidery Based on Xception-TD[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2022, 6(S1): 338-347.
- [21] 范涛, 王昊, 李跃艳, 等. 基于多模态融合的非遗图片分类研究[J]. 数据分析与知识发现, 2022, 6(S1): 329-337.
- FAN Tao, WANG Hao, LI Yue-yan, et al. Classifying Images of Intangible Cultural Heritages with Multimodal Fusion[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2022, 6(S1): 329-337.
- [22] 贾小军, 邓洪涛, 刘子豪, 等. 基于 VGGNet 卷积神经网络的蓝印花布纹样分类[J]. 光电子·激光, 2019, 30(8): 867-875.
- JIA Xiao-jun, DENG Hong-tao, LIU Zi-hao, et al. Vein Pattern Classification Based on VGGNet Convolutional Neural Network for Blue Calico[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2019, 30(8): 867-875.
- [23] 贾小军, 叶利华, 邓洪涛, 等. 基于卷积神经网络的蓝印花布纹样基元分类[J]. 纺织学报, 2020, 41(1): 110-117.
- JIA Xiao-jun, YE Li-hua, DENG Hong-tao, et al. Elements Classification of Vein Patterns Using Convolutional Neural Networks for Blue Calico[J]. Journal of Textile Research, 2020, 41(1): 110-117.
- [24] 付尧, 刘红丽. 社会网络结构与互动对知识转移的影响[J]. 商场现代化, 2009(1): 394-395.
- FU Yao, LIU Hong-li. Influence of Social Network Structure and Interaction on Knowledge Transfer[J]. Market Modernization, 2009(1): 394-395.
- [25] 陈超美, 陈悦, 侯剑华, 等. CiteSpace II: 科学文献中新趋势与新动态的识别与可视化[J]. 情报学报, 2009, 28(3): 401-421.
- CHEN Chao-mei, CHEN Yue, HOU Jian-hua, et al. CiteSpace II: Detecting and Visualizing Emerging Trends and Transient Patterns in Scientific Literature[J]. Journal of the China Society for Scientific Andtechnical Information, 2009, 28(3): 401-421.
- [26] 平亮, 宗利永. 基于社会网络中心性分析的微博信息传播研究——以 Sina 微博为例[J]. 图书情报知识, 2010(6): 92-97.
- PING Liang, ZONG Li-yong. Research on Microblog Information Dissemination Based on SNA Centrality Analysis—A Case Study with Sina Microblog[J]. Document, Information & Knowledge, 2010(6): 92-97.
- [27] 吴珏, 俞佳楠, 陈絮菲. 沉浸式虚拟技术在文化遗产领域的研究现状与热点分析[J]. 创意与设计, 2022(3): 71-80.
- WU Jue, YU Jia-nan, CHEN Xu-fei. Research Status and Hotspot Analysis of Immersive Virtual Technology in the Field of Cultural Heritage[J]. Creation and Design, 2022(3): 71-80.
- [28] 陈凯, 朱钰. 机器学习及其相关算法综述[J]. 统计与信息论坛, 2007, 22(5): 105-112.
- CHEN Kai, ZHU Yu. A Summary of Machine Learning and Related Algorithms[J]. Statistics & Information Forum, 2007, 22(5): 105-112.
- [29] ATIQRUR RAHAMAN G M, PARKKINEN J, HAUTAKASARI M. A Novel Approach to Using Spectral Imaging to Classify Dyes in Colored Fibers[J]. Sensors,

- 2020, 20(16): 4379.
- [30] STOVER J A, WINTER Y, KOPPEL M, et al. Computational Authorship Verification Method Attributes a New Work to a Major 2nd Century African Author[J]. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2016, 67(1): 239-242.
- [31] GRANATA F, DI NUNNO F. Artificial Intelligence Models for Prediction of the Tide Level in Venice[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2021, 35(12): 2537-2548.
- [32] MATRONE F, GRILLI E, MARTINI M, et al. Comparing Machine and Deep Learning Methods for Large 3D Heritage Semantic Segmentation[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(9): 535.
- [33] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [34] 尹宝才, 王文通, 王立春. 深度学习研究综述[J]. *北京工业大学学报*, 2015, 41(1): 48-59.
YIN Bao-cai, WANG Wen-tong, WANG Li-chun. Review of Deep Learning[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2015, 41(1): 48-59.
- [35] 刘建伟, 刘媛, 罗雄麟. 深度学习研究进展[J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(7): 1921-1930.
LIU Jian-wei, LIU Yuan, LUO Xiong-lin. Research and Development on Deep Learning[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(7): 1921-1930.
- [36] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. *计算机学报*, 2017, 40(6): 1229-1251.
ZHOU Fei-yan, JIN Lin-peng, DONG Jun. Review of Convolutional Neural Network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [37] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. *数据采集与处理*, 2016, 31(1): 1-17.
LU Hong-tao, ZHANG Qin-chuan. Applications of Deep Convolutional Neural Network in Computer Vision[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2016, 31(1): 1-17.
- [38] BHUYAN H, KILLI J, DASH J K, et al. Motion Recognition in Bharatanatyam Dance[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 67128-67139.
- [39] TANG Min-li, XIE Shao-min, HE Mu, et al. Character Recognition in Endangered Archives: Shui Manuscripts Dataset, Detection and Application Realization[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(11): 5361.
- [40] JONES C, DALY N S, HIGGITT C, et al. Neural Network-Based Classification of X-Ray Fluorescence Spectra of Artists' Pigments: An Approach Leveraging a Synthetic Dataset Created Using the Fundamental Parameters Method[J]. *Heritage Science*, 2022, 10(1): 1-14.
- [41] ZHANG Jiu-long, GUO Ming-tao, FAN Jian-ping. A Novel CNN Structure for Fine-Grained Classification of Chinese Calligraphy Styles[J]. *International Journal on Document Analysis and Recognition (IJDAR)*, 2019, 22(2): 177-188.
- [42] CONDORELLI F, RINAUDO F, SALVADORE F, et al. A Neural Networks Approach to Detecting Lost Heritage in Historical Video[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2020, 9(5): 297.
- [43] YU Tong, LI Jing-hua, YU Qi, et al. Knowledge Graph for TCM Health Preservation: Design, Construction, and Applications[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2017, 77: 48-52.
- [44] FIORUCCI M, KHOROSHILTSEVA M, PONTIL M, et al. Machine Learning for Cultural Heritage: A Survey[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2020, 133: 102-108.
- [45] LLAMAS J, LERONES P M, MEDINA R, et al. Classification of Architectural Heritage Images Using Deep Learning Techniques[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(10): 992.
- [46] GRILLI E, REMONDINO F. Classification of 3D Digital Heritage[J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 847.
- [47] PROIETTI A, PANELLA M, LECCESE F, et al. Dust Detection and Analysis in Museum Environment Based on Pattern Recognition[J]. *Measurement*, 2015, 66: 62-72.
- [48] DOU Jin-hua, QIN Jing-yan, JIN Zan-xia, et al. Knowledge Graph Based on Domain Ontology and Natural Language Processing Technology for Chinese Intangible Cultural Heritage[J]. *Journal of Visual Languages & Computing*, 2018, 48: 19-28.
- [49] 刘峤, 李杨, 段宏, 等. 知识图谱构建技术综述[J]. *计算机研究与发展*, 2016, 53(3): 582-600.
LIU Qiao, LI Yang, DUAN Hong, et al. Knowledge Graph Construction Techniques[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2016, 53(3): 582-600.
- [50] 徐增林, 盛泳潘, 贺丽荣, 等. 知识图谱技术综述[J]. *电子科技大学学报*, 2016, 45(4): 589-606.
XU Zeng-lin, SHENG Yong-pan, HE Li-rong, et al. Review on Knowledge Graph Techniques[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2016, 45(4): 589-606.
- [51] 刘绍南, 杨鸿波, 侯霞. 文物知识图谱的构建与应用探讨[J]. *中国博物馆*, 2019, 36(4): 118-125.
LIU Shao-nan, YANG Hong-bo, HOU Xia. Discussion on the Construction and Application of Cultural Relics Knowledge Graph[J]. *Chinese Museum*, 2019, 36(4): 118-125.
- [52] 钟琳颖, 沈婕, 毛威, 等. 基于时空知识图谱的古城叙事地图设计与实现[J]. *遥感学报*, 2021, 25(12): 2421-2430.
ZHONG Lin-ying, SHEN Jie, MAO Wei, et al. The Design and Realization of the Ancient City Narrative Map Based on Spatiotemporal Knowledge Graph[J]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2021, 25(12): 2421-2430.
- [53] 梁勇奇, 杨瑞霞, 谢一涵, 等. 基于大数据的世界文化遗产属性深度融合与分析[J]. *遥感学报*, 2021, 25(12): 2441-2459.

- LIANG Yong-qi, YANG Rui-xia, XIE Yi-han, et al. Construction and Analysis of Global World Cultural Heritage Knowledge Graph Based on Big Earth Data[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(12): 2441-2459.
- [54] 胡昊天, 邓三鸿, 张逸勤, 等. 数字人文视角下的非物质文化遗产文本自动分词及应用研究[J]. 图书馆杂志, 2022, 41(8): 76-83.
- HU Hao-tian, DENG San-hong, ZHANG Yi-qin, et al. Chinese Word Segmentation and Application of Intangible Cultural Heritage Texts from the Perspective of Digital Humanities[J]. Library Journal, 2022, 41(8): 76-83.
- [55] 史先进, 曹爽, 张重生, 等. 基于锚点的字符级甲骨图像自动标注算法研究[J]. 电子学报, 2021, 49(10): 2020-2031.
- SHI Xian-jin, CAO Shuang, ZHANG Chong-sheng, et al. Research on Automatic Annotation Algorithm for Character-Level Oracle-Bone Images Based on Anchor Points[J]. Acta Electronica Sinica, 2021, 49(10): 2020-2031.
- [56] 邓筱, 徐梦秋, 吴铭, 等. 基于语义分割的织锦类自适应风格迁移算法[J]. 北京邮电大学学报, 2021, 44(1): 117-123.
- DENG Xiao, XU Meng-qi, WU Ming, et al. Adaptive Style Transfer Method of Brocade Crafts Based on Semantic Segmentation[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2021, 44(1): 117-123.
- [57] 刘洁. 基于深度学习的唐卡图像修复系统的研究与实现[D]. 银川: 宁夏大学, 2020.
- LIU Jie. Research and implementation of thang-ga image inpainting system based on deep learning[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2020.
- [58] 陈玉红, 刘晓静. 基于卷积神经网络的唐卡尊像自动分类研究[J]. 计算机技术与发展, 2021, 31(12): 167-174.
- CHEN Yu-hong, LIU Xiao-jing. Research on Automatic Classification of Thangka Images Based on Convolutional Neural Network[J]. Computer Technology and Development, 2021, 31(12): 167-174.
- [59] 刘肖健, 曹愉静, 赵露晞. 传统纹样的色彩网络模型及配色设计辅助技术[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(4): 899-907.
- LIU Xiao-jian, CAO Yu-jing, ZHAO Lu-xi. Color Networks of Traditional Cultural Patterns and Color Design Aiding Technology[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(4): 899-907.
- [60] 黄永林, 余欢. 智能媒体技术在非物质文化遗产传播中的运用[J]. 华中师范大学学报(人文社会科学版), 2019, 58(6): 122-129.
- HUANG Yong-lin, YU Huan. Application of Intelligent Media Technology in the Communication of Chinese Intangible Cultural Heritages[J]. Journal of Central China Normal University (Humanities and Social Sciences), 2019, 58(6): 122-129.
- [61] 向遥. 古建筑虚拟色彩修复及漫游技术研究[D]. 长沙: 中南大学, 2007.
- XIANG Yao. Research on virtual color restoration and virtual wandering for ancient architecture[D]. Changsha: Central South University, 2007.
- [62] 覃京燕, 贾冉. 人工智能在非物质文化遗产中的创新设计研究: 以景泰蓝为例[J]. 包装工程, 2020, 41(6): 1-6.
- QIN Jing-yan, JIA Ran. Innovative Design of Artificial Intelligence in Intangible Cultural Heritage: Take Cloisonné as an Example[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(6): 1-6.
- [63] 花龙雪, 吴应良. 基于 CNKI 文献计量分析的过程挖掘研究评述与展望[J]. 管理学报, 2021, 18(6): 938-948.
- HUA Long-xue, WU Ying-liang. Review and Prospect of Process Mining Research Based on CNKI Bibliometric Analysis[J]. Chinese Journal of Management, 2021, 18(6): 938-948.
- [64] CHEN Chao-mei. CiteSpace II: Detecting and Visualizing Emerging Trends and Transient Patterns in Scientific Literature[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2006, 57(3): 359-377.
- [65] 胡德华, 种乐熹, 邱均平, 等. 国内外知识检索研究的进展与趋势[J]. 图书情报知识, 2015(3): 93-106.
- HU De-hua, CHONG Le-xi, QIU Jun-ping, et al. Progress and Trends of Research on Knowledge Retrieval at Home and Abroad[J]. Documentation, Information & Knowledge, 2015(3): 93-106.
- [66] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
- ZHUANG Fu-zhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on Transfer Learning Research[J]. Journal of Software, 2015, 26(1): 26-39.

责任编辑: 陈作