

数字文旅专业系列教材 · 教学课件

文化遗产保护概论——非遗数字化与文物数字典藏

第9章 AI与数字人文在文化遗产中的应用

授课对象：安顺学院旅游管理学院 · 旅游管理专业本科生

主讲：祝刚

本章导览

- 9.1 人工智能在文化遗产中的应用概述
- 9.2 机器学习与文化遗产
- 9.3 知识图谱与文化遗产
- 9.4 生成式 AI 与文化遗产
- 9.5 数字人文方法论
- 知识卡片
- 9.6 AI 在文化遗产中的应用案例深度分析
- 9.7 数字人文方法论在文化遗产中的深化应用
- 9.8 AI 伦理与文化遗产治理
- 9.9 数字人文工具与平台详解
- 9.10 AI 与文化遗产保护的未來图景
- 9.11 数字人文教育与研究基础设施
- 9.6 人工智能驱动的文化遗产保护范式转型
- 9.7 数字人文方法论的前沿进展

- 1. 识记：AI 技术在文化遗产中的应用场景谱系与机器学习在文化遗产中的主要任务
- 2. 理解：知识图谱构建方法、生成式 AI 在文物修复与内容生成中的作用
- 3. 应用：运用数字人文方法分析一个文化遗产数据集
- 4. 分析：分析 AI 驱动的文化遗产保护范式转型的特征与风险
- 5. 评价：评估 AIGC 在文化遗产领域的机遇与伦理风险
- 6. 创造：设计一个基于 AI 的文化遗产智能问答系统方案

- 2022 年底 ChatGPT 发布以来，生成式 AI(AIGC) 对各行各业产生了深远影响。
- Liu 等人在系统研究生成式 AI 对数字人文研究与服务的影响时指出，从 ChatGPT 到 DALL-E 3 再到 Sora，生成式 AI 正在改变文化遗产的研究方式、服务模式和传播路径。
- 例如，AI 可以自动修复破损壁画的缺失部分、生成历史场景的虚拟重建、为博物馆展品创建多语言智能导览，甚至根据文物特征生成文化创意内容。
- 然而，AI 也带来了文化失真、版权争议、算法偏见等风险，需要谨慎应对。

01

9.1 人工智能在文化遗产中的应用概述

9.1.1 AI 技术谱系

- 文化遗产领域的 AI 技术主要包括：计算机视觉 (图像识别、目标检测、图像分割)、自然语言处理 (文本分析、语义理解、机器翻译)、机器学习 (分类、聚类、预测) 和生成式 AI(图像生成、文本生成、
视频生成)。
- Pavlidis 在分析数字人文研究中的 AI 趋势时指出，专用设备和计算方法的最新进展对人文科学特别是文化遗产和考古学研究产生了重大影响，数字技术已成为这些领域研究方法的核心组成部分。

9.1.2 AI 在文化遗产中的应用场景

- AI 在文化遗产中的主要应用场景包括：文物自动识别与分类——利用计算机视觉对文物图像进行自动分类和标注；文物病害智能诊断——通过图像分析识别文物的裂缝、褪色、腐蚀等病害；
- 文化遗产预测性保护——基于环境数据和文物状态数据预测风险；数字修复——利用生成式 AI 修复破损或褪色的文物数字图像；智能导览——基于 NLP 的智能问答和个性化推荐。

9.1.3 AI 驱动的文化遗产保护范式转型

- AI 技术正在驱动文化遗产保护从 " 经验驱动 " 向 " 数据驱动 " 转型。
- 2025 年的研究指出，人工智能通过技术逻辑革新传统文化遗产保护路径，依托场景创新驱动文化体验沉浸式交互转型，借助经济价值激活推动文化产业链智能化升级，
- 驱动文化遗产数字化保护实现多维度的范式转型。
- 然而，智能技术应用也潜藏着技术依赖弱化人文价值主体性判断、算法黑箱诱发文化偏见等风险。

02

9.2 机器学习与文化遗产

9.2.1 文物图像识别与分类

- 文物图像识别与分类是计算机视觉在文化遗产中最基础也最成熟的应用。通过训练卷积神经网络 (CNN)，系统可以自动识别文物的类型、年代、纹饰等特征。
- Fiorucci 等人在对文化遗产机器学习的综述中指出，机器学习在文化遗产领域的应用已从实验室研究发展到实际部署，覆盖了从图像分类到知识发现的完整链路。

9.2.2 文物病害智能诊断

- 文物病害智能诊断利用计算机视觉技术自动检测文物表面的病害类型和严重程度，为文物保护决策提供依据。
- Dai 和 Yu 基于 U-Net 模型和 6G 网络技术研究了木雕作品的 3D 重建和数字保护，展示了深度学习在文物数字保护中的技术潜力。

9.2.3 文化遗产预测性保护

- 预测性保护 (Predictive Conservation) 利用传感器数据和环境监测数据，通过机器学习预测文化遗产可能面临的损害风险，实现从 " 被动修复 " 到 " 主动预防 " 的转变。

03

9.3 知识图谱与文化遗产

9.3.1 文化遗产知识图谱构建方法

- 文化遗产知识图谱的构建包括本体设计、数据采集、实体识别、关系抽取、知识融合和质量评估等步骤。任明和贾君枝提出了基于协作智能的 PDC 工作模式，指出协作智能逐渐由人类主导转向 AI 主导。
- De Boer 在研究文化遗产知识图谱时指出，将遗产数据表示为知识图谱不仅支持语义检索和可视化分析，还能机器学习和知识发现提供结构化数据基础。

9.3.2 协作智能与知识图谱

- 协作智能 (Collaborative Intelligence) 强调人类智慧与机器智能的协同。
- 在文化遗产知识图谱构建中，人类专家负责本体设计和质量审核， AI 负责大规模数据的自动处理和初步知识提取。

9.3.3 知识图谱应用案例

- 知识图谱在文化遗产中的应用案例包括：Europeana 的语义检索、大英博物馆的藏品关系网络、中国非遗知识图谱等。
- Wang 等人在《文化遗产智能计算》一书中系统阐述了智能计算在文化遗产中的应用框架。

04

9.4 生成式 AI 与文化遗产

9.4.1 文物数字修复

- 生成式 AI 在文物数字修复中展现出巨大潜力。通过训练 GAN(生成对抗网络) 或扩散模型， AI 可以推断和生成文物缺失部分的视觉内容，为修复决策提供参考。
- 2025 年的研究指出， AI 驱动的数字化修复正在从 " 辅助工具 " 向 " 核心手段 " 转变。

9.4.2 文化遗产内容生成

- 生成式 AI 可以基于文化遗产元素自动生成文化创意内容，如基于传统纹样生成新的设计图案、基于历史事件生成叙事文本等。
- Liu 等人指出，从 ChatGPT 到 Sora ，生成式 AI 正在改变文化记忆的生产方式。

9.4.3 AIGC 的机遇与风险

- AIGC 为文化遗产领域带来了前所未有的创造力，但也引发了文化失真、版权争议和算法偏见等风险。
- 2025 年的研究指出，人工智能驱动下的文化遗产保护面临技术瓶颈、"数据孤岛"及版权伦理挑战，需要从脑机接口应用、量子计算、跨境生态圈等方面探索解决方案。

05

9.5 数字人文方法论

9.5.1 数字人文的学科定位

- 数字人文 (Digital Humanities, DH) 是人文学科与数字技术交叉的新兴学科领域。
- García Velázquez 从数字人文视角探讨了 AI 与文化遗产的关系，提出数字人文为文化遗产机构提供了行动路径建议。
- 2025 年的学术论坛进一步讨论了 " 从计算人文到 AI 驱动 " 的数字人文演进，强调人文学者在 AI 时代应实现有意义的参与。

9.5.2 远读与近读

- 远读 (Distant Reading) 和近读 (Close Reading) 是数字人文的两种核心方法论。远读利用计算方法分析大规模文本模式，近读则保持传统人文学的精细阅读方式。
- 两者互补构成了数字人文的方法论基础。

9.5.3 数字人文工具与平台

- 常用的数字人文工具包括：文本分析工具 (Voyant、AntConc)、网络分析工具 (Gephi)、GIS 空间分析工具 (ArcGIS、QGIS) 和数字出版平台 (Omeka、Scalar)。
- Münster 等人指出，AI 正在成为数字遗产创新的下一个驱动力，需要系统性布局研发议程。

06

知识卡片

知识卡片

- 知识卡片 9-1： AI 在文化遗产中的应用矩阵 | 技术类型 | 应用场景 | 成熟度 | 挑战 ||-----|-----|-----|-----|| 计算机视觉
- | 文物识别 / 分类 | 高 | 样本不足 || 自然语言处理 | 历史文献分析 | 中 | 古汉语处理 || 机器学习 | 病害诊断 / 预测 | 中 | 数据标注成本 || 生成式 AI
- | 数字修复 / 内容生成 | 低 | 文化失真风险 || 知识图谱 | 语义检索 / 知识发现 | 中 | 本体设计复杂 | 知识卡片 9-2： 协作智能的人机分工 | 任务 | 人类角色 | AI
- 角色 ||-----|-----|-----|| 本体设计 | 主导 | 辅助 || 实体识别 | 审核 | 主导 || 关系抽取 | 审核 | 主导 || 质量评
- 估 | 主导 | 辅助 || 知识推理 | 协同 | 协同 |

07

9.6 AI 在文化遗产中的应用案例深度分析

9.6.1 案例一： AI 辅助壁画数字修复

- 敦煌莫高窟壁画经过千年风化，许多壁画出现了褪色、剥落和病害。传统的修复依赖修复师的经验和技艺，耗时且难以复原。
- 近年来，敦煌研究院开始探索 AI 辅助壁画数字修复——通过训练 GAN(生成对抗网络) 模型， AI 可以推断和生成壁画缺失部分的视觉内容，为修复决策提供参考。
- 2025 年的研究指出， AI 驱动的数字修复正在从 " 辅助工具 " 向 " 核心手段 " 转变，但同时也面临文化失真的风险—— AI 生成的内容可能不符合历史真实，需要领域专家的严格审核。
- 这一案例揭示了 AI 在文化遗产应用中的核心张力：效率与本真性之间的平衡。

9.6.2 案例二：古籍 OCR 与语义分析

- 中国古籍的数字化不仅包括图像扫描，还包括文字识别 (OCR) 和语义分析。基于深度学习的古籍 OCR 系统已能识别多种字体和书写风格的古代文字，准确率达到 90% 以上。
- 在 OCR 基础上，NLP 技术可以进一步进行命名实体识别、关系抽取和知识图谱构建，将非结构化的古籍文本转化为结构化的知识网络。
- 2025 年的学术论坛讨论了 " 从计算人文到 AI 驱动 " 的数字人文演进，强调人文学者在 AI 时代应实现有意义的参与。
- 这一讨论揭示了 AI 应用的伦理维度—— AI 应当是人文学者的工具而非替代者，人文学者的批判性思维和文化理解是 AI 无法替代的。

9.6.3 案例三：文物图像自动识别与分类

- Fiorucci 等人在对文化遗产机器学习的综述中指出，计算机视觉在文物图像识别与分类方面已取得显著成效。
- 通过训练卷积神经网络 (CNN)，系统可以自动识别文物的类型、年代、纹饰等特征，大幅提高馆藏数字化的效率。
- 例如，大英博物馆的 AI 分类系统可以在数小时内完成数万件陶瓷碎片的自动分类，而人工分类需要数月时间。然而，AI 分类的准确性高度依赖训练数据的质量和数量。
- Lee 提出的 "Collections as ML Data" 检查清单为文化遗产数据的机器学习应用提供了标准化框架，强调训练数据的多样性、代表性和无偏见性。

08

9.7 数字人文方法论在文化遗产中的深化应用

9.7.1 远读与近读的结合

- 远读 (Distant Reading) 利用计算方法分析大规模文本模式，发现人眼难以发现的宏观规律；近读 (Close Reading) 保持传统人文学的精细阅读方式，深入理解文本的微观意义。
- 在文化遗产研究中，远读可以分析数千份考古报告中的关键词频率变化趋势，近读可以深入解读一份关键文献的文化内涵。两者的结合构成了数字人文方法论的核心。

9.7.2 空间分析 (GIS) 与文化遗产

- GIS(地理信息系统) 在文化遗产研究中的应用包括：遗址分布的空间分析、文化传播路径的地图可视化、历史地名的空间定位和考古预测模型的构建。
- GIS 使文化遗产研究从 " 时间维度 " 扩展到 " 时空维度 " ，为理解文化遗产的地理分布规律和文化传播模式提供了新工具。

9.7.3 网络分析与文化遗产

- 网络分析 (Network Analysis) 将文化遗产中的实体 (人物、机构、作品、事件等) 视为网络节点，将它们之间的关系视为网络边，通过分析网络结构发现隐藏的模式。
- 例如，分析明清时期工匠的师承网络可以发现工艺传承的路径和关键节点；分析博物馆藏品的来源网络可以发现文物流通的渠道和规律。

09

9.8 AI 伦理与文化遗产治理

9.8.1 算法偏见与文化多样性

- AI 算法可能继承和放大训练数据中的偏见，导致文化不平等。如果 AI 训练数据主要来自主流文化群体的文化遗产，边缘文化群体的遗产可能在 AI 系统中被忽视或误读。
- 2025 年的研究指出，智能技术应用潜藏着技术依赖弱化人文价值主体性判断、算法黑箱诱发文化偏见等风险。

9.8.2 生成式 AI 的文化失真风险

- 生成式 AI 在文化遗产内容生成中可能产生文化失真—— AI 生成的内容可能看似合理但实际不符合历史或文化真实。
- 例如， AI" 修复 " 的壁画色彩可能基于算法推断而非历史考证， AI 生成的历史场景可能混入不合时代的元素。
- García Velázquez 从数字人文视角指出， AI 应用于文化遗产需要建立严格的验证机制，确保生成内容的学术准确性。

9.8.3 AI 治理框架

- 文化遗产领域的 AI 治理框架应包括：数据治理 (训练数据的质量、多样性和代表性保障)、算法治理 (算法透明性、可解释性和公平性要求)、
- 应用治理 (AI 生成内容的审核和验证机制) 和伦理治理 (社区知情同意、文化主权尊重和利益分享)。
- Münster 等人指出， AI 将成为数字遗产创新的下一个驱动力，需要系统性布局研发议程和伦理框架。

10

9.9 数字人文工具与平台详解

9.9.1 文本分析工具

- 数字人文领域的文本分析工具支持大规模文本的计算分析。Voyant Tools 是一个开源的 Web 文本分析工具，支持词频统计、词云生成、关键词上下文分析等功能，适合初学者使用。
- AntConc 是一个专业的语料库分析工具，支持 concordance(语境共现)、 collocation(搭配分析) 和 n-gram 分析。
- 对于古籍文本分析，MARKUS 是一个专门为汉文古籍设计的标记和分析平台，支持人名、地名、官职等实体的自动识别和标注。
- Wang 等人在《文化遗产智能计算》一书中系统阐述了智能计算在文化遗产中的应用框架，
- 指出 AI 与数字人文的融合正在催生 " 计算文化遗产学 "(Computational Cultural Heritage) 新范式。

9.9.2 网络分析与可视化工具

- Gephi 是开源网络分析和可视化工具，支持大规模网络数据的交互式可视化。在文化遗产研究中，Gephi 可用于分析文人社交网络、文物流通网络、文化传播网络等。
- Palladio 是斯坦福大学开发的人文数据可视化工具，支持时空数据的地图可视化和网络可视化，特别适合历史数据的可视化分析。

9.9.3 空间分析工具

- GIS(地理信息系统) 在文化遗产研究中的应用日益广泛。 ArcGIS 和 QGIS 是两种常用的 GIS 软件，支持文化遗产的空间分布分析、考古预测模型构建和历史地图叠加。
- WebGIS 技术 (如 Mapbox 、 Leaflet) 使文化遗产地图可以在线发布和交互浏览。

9.9.4 数字出版平台

- Omeka 是专为文化遗产机构设计的开源数字发布平台，支持藏品管理、在线展览和数据 API 发布。Scalar 是一个支持多模态叙事的数字出版平台，特别适合学术论文和文化遗产叙事的非线性编排。

11

9.10 AI 与文化遗产保护的未來图景

9.10.1 从 " 辅助工具 " 到 " 核心驱动力 "

- AI 在文化遗产保护中的角色正在从 " 辅助工具 " 向 " 核心驱动力 " 转变。
- 2025 年的研究指出，人工智能通过技术逻辑革新传统文化遗产保护路径，依托场景创新驱动文化体验沉浸式交互转型，借助经济价值激活推动文化产业链智能化升级，
- 驱动文化遗产数字化保护实现多维度的范式转型。
- 这一转型意味着 AI 不再仅是完成特定任务的工具，而是深度参与文化遗产保护全流程的 " 智能基础设施 "。

9.10.2 人机协作的未来模式

- 未来的文化遗产保护将是人机深度协作的模式。Münster 等人指出，AI 将成为数字遗产创新的下一个驱动力，需要在技术研发、标准制定、人才培养等方面进行系统性布局。
- 人机协作的理想状态是：AI 负责大规模数据处理、模式识别和初步知识生成；人类专家负责价值判断、文化理解和质量审核；两者形成互补和制衡的良性关系。

9.10.3 量子计算与文化遗产

- 量子计算等前沿技术可能为文化遗产保护带来颠覆性变革。2025 年的研究指出，脑机接口、量子计算等前沿技术可能为文化遗产保护开辟全新路径。
- 量子计算的强大并行计算能力可能突破文化遗产大数据分析的算力瓶颈，量子加密可能为文化遗产数字资产提供更高等级的安全保障。虽然这些应用目前仍处于概念探索阶段，但值得关注和跟踪。

12

9.11 数字人文教育与研究基础设施

9.11.1 数字人文教育

- 数字人文教育是培养文化遗产数字化人才的重要途径。当前，数字人文课程在欧美高校已较为普及，但在中国仍处于起步阶段。
- 教育内容应包括：数字人文理论导论、数字化技术基础 (3D 扫描、GIS、文本挖掘)、数字人文工具使用 (Gephi、Omeka、Voyant 等) 和数字人文项目实践。
- García Velázquez 从数字人文视角指出，AI 应用于文化遗产需要培养既懂技术又懂文化的人才。

9.11.2 研究基础设施

- 数字人文研究基础设施包括：高性能计算平台（用于大规模文本分析和图像处理）、数字资源库（数字化文献、图像和三维模型）、工具平台（文本分析、GIS、网络分析工具）和协作平台（支持跨机构、跨学科合作）。
- De Boer 和 Stork 在研究混合智能数字人文时指出，研究基础设施的建设需要关注人机协作的需求。

9.11.3 从 " 计算人文 " 到 "AI 驱动 " 的演进

- 2025 年的学术论坛讨论了 " 从计算人文到 AI 驱动 " 的数字人文演进。
- 这一演进的核心特征是 AI 从辅助工具升级为驱动力量—— AI 不仅帮助人文学者处理数据，还参与发现研究问题、生成研究假说和产出研究成果。
- 这一转变要求人文学者主动参与 AI 技术的设计和应用，确保 AI 服务于人文价值而非替代人文思考。

13

9.6 人工智能驱动的文化遗产保护范式转型

9.6.1 从 " 数字化 " 到 " 智能化 " 的范式跃迁

- 文化遗产保护正在经历从 " 数字化 "(Digitization) 到 " 智能化 "(Intelligentization) 的范式跃迁。
- 这一转型不仅仅是技术升级，更是保护理念、工作流程和知识生产方式的根本性变革。
- 在传统的数字化范式中，技术主要扮演 " 记录工具 " 的角色—— 3D 扫描、高分辨率摄影等技术用于精确记录文化遗产的物理形态，产生的数字资产主要用于存档和展示。
- 这种范式可概括为 " 采集 - 存储 - 展示 " 的线性流程。在智能化范式中， AI 技术使数字文化遗产从 " 静态记录 " 转变为 " 动态知识 "。
- AI 不仅能自动识别和分类文物、智能诊断病害、预测性评估保护需求，还能通过知识图谱关联分散的文化遗产信息，通过生成式 AI 创造新的文化遗产体验内容。
- 这种范式可概括为 " 感知 - 理解 - 推理 - 创造 " 的循环流程。推动这一转型的核心技术力量包括：深度学习的突破。
- 卷积神经网络 (CNN) 在文物图像识别中的准确率已从 2015 年的约 70% 提升至 2024 年的 95% 以上。
- 如 Glaude 等开发的古埃及文字识别系统基于改进的 CNN 架构，对复杂象形文字的识别准确率达到 92.3% ，大幅超越了传统光学字符识别方法。大语言模型 (LLM) 的兴起。

9.6.1 从 " 数字化 " 到 " 智能化 " 的范式跃迁

- 以 GPT-4、Claude 3、文心一言为代表的大语言模型为文化遗产知识的自然语言交互提供了新可能。用户可以通过自然语言对话查询文化遗产信息，AI 可自动生成文物解说文本、辅助历史研究。
- 如故宫博物院探索的 "AI 故宫讲解员" 项目，基于微调的大语言模型为用户提供个性化的文物讲解服务。多模态 AI 的融合。
- 能同时处理文本、图像、3D 模型、音频等多种数据模态的多模态 AI 模型，为文化遗产的综合分析提供了强大工具。如能同时分析壁画图像和相关历史文献的 AI 系统，可自动发现图像与文本之间的语义关联。

9.6.2 AI 在文化遗产保护中的伦理挑战

- AI 技术的应用也为文化遗产保护带来了新的伦理挑战，需要在技术发展和伦理规范之间寻求平衡：文化偏见与算法公平。
- 训练 AI 模型的数据集如果存在文化代表性偏差，将导致 AI 系统对某些文化的理解产生偏见。如以西方博物馆藏品为主训练的文物分类模型，对非西方文物的分类准确率可能显著降低。
- Mendes 等的研究发现，主流图像识别模型对非洲文物的识别错误率是欧洲文物的 3.2 倍，揭示了 AI 系统中根深蒂固的文化偏见。数字原真性。
- AI 生成的文化遗产内容 (如 AI 修复的壁画、AI 生成的历史场景重建) 引发了 " 原真性 " 争议。AI 修复是否可能引入不存在的元素？AI 生成的历史场景是否符合历史事实？
- 这些问题需要在技术应用中建立透明的标注机制和学术审查流程。知识权威的挑战。AI 系统对文化遗产的自动阐释可能挑战传统学术权威。当 AI 生成的文物解说与专家解读存在分歧时，应如何裁定？
- 这需要建立人机协作的知识生产机制，而非简单的 "AI 替代专家 " 或 " 专家否定 AI " 。

14

9.7 数字人文方法论的前沿进展

9.7.1 远读与近读的辩证统一

- Moretti 提出的 " 远读 "(Distant Reading) 概念是数字人文领域最具影响力的方法论创新之一。远读指通过计算方法分析大规模文本集合的模式和趋势，而非逐一细读单个文本。
- 在文化遗产研究中，远读方法可用于：
历时性分析：通过对大量历史文献的文本挖掘，揭示文化遗产概念和保护的历时性演变趋势。
如：如对 1850-2020 年间约 10 万篇文化遗产相关学术论文的主题建模分析，可识别出文化遗产研究的热点变迁轨迹。
跨文化比较：通过对比分析不同文化语境中的文化遗产文献，发现文化间保护理念的异同。
如：如对中、日、韩三国的非遗保护文献进行跨文化比较分析，可揭示东亚非遗保护理念的共性和差异。
网络分析：通过构建文化遗产相关实体 (人物、机构、概念) 的关系网络，揭示文化遗产知识生产的结构和动态。
如：如对参与 UNESCO 非遗公约制定的国际网络进行社会网络分析，可识别关键行动者和权力结构。然而，远读方法也存在局限性——它可能忽略文本的具体语境和文化细微差异。
- 因此，数字人文方法论强调远读与近读 (Close Reading) 的辩证统一：用远读发现模式和趋势，用近读验证和深化理解。
- 在文化遗产研究中，这种 " 远 - 近 " 交替的方法论路径已在多个项目中得到验证。

9.7.2 数字人文工具与平台的生态体系

- 数字人文工具生态已发展出多个层次：数据层工具：包括文本标注工具 (Recogito、Brat)、图像标注工具 (LabelImg、CVAT)、3D 数据处理工具 (CloudCompare、MeshLab) 等，用于文化遗产数据的结构化处理。
- 分析层工具：包括文本分析工具 (Voyant Tools、AntConc)、主题建模工具 (MALLET、Gensim)、网络分析工具 (Gephi、Cytoscape)、GIS 工具 (QGIS、ArcGIS Online) 等，用于文化遗产数据的分析和可视化。
- 平台层工具：包括综合性数字人文平台 (如 GitHub 上的 Digital Humanities 项目集群、中国 "数字人文基础设施" 平台)，以及专门面向文化遗产的平台 (如 ARIADNEplus、PARTHENOS 等欧盟资助的文化遗产数字基础设施)。

15

9.8 文化遗产知识图谱的深度构建

9.8.1 文化遗产知识图谱的本体设计

- 知识图谱是文化遗产数字化的核心基础设施之一。
- 文化遗产知识图谱的本体设计需要兼顾国际标准兼容性和领域特殊性：顶层本体：通常基于 CIDOC CRM(国际博物馆协会概念参考模型)，该模型定义了文化遗产领域的核心概念和关系，
 - 包括 " 物理对象 " " 时间实体 " " 行为 " " 概念对象 " 等 83 个实体类别和 281 种关系类型。
- CIDOC CRM 已成为 ISO 21127 国际标准，是全球文化遗产知识图谱互操作的基础。领域本体：在 CIDOC CRM 基础上，根据具体文化遗产类型进行扩展。
 - 如针对非遗的 ICH 本体扩展了 " 传承人 " " 传承实践 " " 传承社区 " 等概念；针对考古遗址的 ARCHON 本体扩展了 " 地层 " " 发掘单元 " " 遗迹现象 " 等概念。
- 应用本体：面向具体应用场景定制，如博物馆展览策划本体、文物修复档案本体等。

9.8.2 知识图谱构建的关键技术

- 文化遗产知识图谱的构建涉及以下关键技术环节：
实体识别与链接：从文化遗产文献和数据库中自动识别人名、地名、文物名、机构名等实体，并将其链接到已有知识库。
- 命名实体识别 (NER) 技术在文化遗产领域的准确率受限于专业术语的复杂性和多义性，通常需要领域特定训练数据。
- 关系抽取：从文本中识别实体间的语义关系，如 "制作 - 被制作" "收藏 - 被收藏" "影响 - 被影响" 等。深度学习模型 (如 BERT) 在文化遗产关系抽取任务中的 F1 值可达 0.85 以上，但仍需人工校验。
- 知识融合：将来自不同数据源的知识进行对齐和融合，解决实体消歧和冲突。如同一件文物在不同博物馆数据库中可能有不同名称和描述，需要建立等价关系。知识推理：基于已有知识推断隐含关系。
 - 如通过 "某文物出土于某遗址" 和 "某遗址属于某文化" 的已知关系，可推断 "某文物属于某文化" 的隐含关系。

16

9.9 生成式 AI 与文化遗产的创新应用

9.9.1 AIGC 在文化遗产内容创作中的应用

- 生成式 AI(AIGC) 技术在文化遗产领域的应用正在快速拓展，主要方向包括：文物数字修复：利用扩散模型 (Diffusion Model) 和 GAN(生成对抗网络) 对残损文物进行智能补全。
- 如牛津大学与敦煌研究院合作的 "AI 壁画修复 " 项目，利用在大量完整壁画上训练的扩散模型，为残损壁画区域生成可能的原始面貌。
- 关键技术挑战在于：(1) 训练数据的稀缺性——高质量、完整的壁画样本有限；(2) 风格一致性——生成内容需要与原始部分的风格、笔法、色彩高度一致；
- (3) 学术可验证性—— AI 修复结果需要与文献考证和材料分析交叉验证。历史场景重建：利用文本到图像模型 (如 Stable Diffusion 、 DALL-E) 根据历史文献描述生成历史场景图像。
- 如根据《清明上河图》的文字描述和历史文献， AI 可以生成汴京不同季节、不同视角的场景图像，为历史想象提供视觉参考。
- 需要注意的是，这类生成内容应明确标注为 "AI 生成的历史想象图 " ，而非历史真实记录。文化遗产内容自动生成：大语言模型可根据文物信息自动生成解说文本、教育内容和文化创意故事。
- 如基于文物元数据 (名称、年代、材质、出土地点) 自动生成多层次的解说文本——简短标签 (社交媒体用) 、标准解说 (展览说明牌用) 和深度解读 (学术普及文章用) 。
- 这一应用需要解决的核心问题是 " 幻觉 "(Hallucination)—— 大语言模型可能生成看似合理但与事实不符的内容，因此 AI 生成内容必须经过人工审核和事实核查。

9.9.2 AI 在文化遗产保护中的风险治理

- AIGC 在文化遗产领域的应用也带来了新的风险，需要建立相应的治理机制： 虚假内容风险： AI 可以生成高度逼真的虚假文化遗产内容——伪造的文物图像、虚构的历史场景、编造的口述史记录。
- 这些虚假内容如果被误认为真实，可能对文化遗产研究和公众认知造成严重误导。应对策略包括： (1) 建立 AI 生成内容的强制标注制度； (2) 开发 AI 内容检测工具，识别 AI 生成的虚假文化遗产内容；
- (3) 在学术规范中明确禁止将 AI 生成内容作为历史证据使用。文化同质化风险： 如果 AIGC 模型主要基于主流文化的数据训练，生成的内容可能倾向于主流文化视角，导致边缘文化被忽视或误读。
- 如基于西方艺术史数据训练的图像生成模型，在生成东方艺术风格内容时可能产生 " 风格混搭 "—— 将西方透视法应用于中国传统绘画，产生文化上不协调的结果。
- 知识产权风险： AI 生成内容的版权归属、训练数据中文化遗产图像的使用权限等问题尚无明确法律框架。如某 AI 模型如果使用了某博物馆馆藏文物的数字图像进行训练，生成的衍生作品是否侵犯了博物馆的权利？
- 这类问题需要通过法律创新和技术方案 (如训练数据溯源、生成内容水印) 共同解决。

17

9.10 数字人文教育的体系化建设

9.10.1 数字人文人才培养

- 数字人文作为新兴交叉学科，其人才培养面临独特的挑战——需要同时具备人文素养和数字技能。
- 当前数字人文人才培养的主要模式包括：
学位项目模式：国内外多所高校设立了数字人文硕士和博士学位项目，如伦敦国王学院、乌得勒支大学、清华大学、北京大学等。
这些项目通常采用跨院系联合培养模式，课程设置涵盖数字方法（编程、数据科学、文本挖掘）、人文理论（文化遗产、历史、文学）和实践项目。
- 证书 / 微学位模式：面向在职文博从业人员的数字技能培训，如博物馆协会提供的 "数字博物馆" 专业证书、Coursera 上的 "Digital Heritage" 专项课程等。
- 这类模式灵活性强，适合在职人员的能力提升。工作坊 / 训练营模式：短期密集培训，如 "数字人文暑期学校" "文化遗产黑客松" 等。这类模式侧重实践能力培养，通过项目驱动的方式快速提升参与者的数字技能。

9.10.2 数字人文基础设施

- 数字人文的可持续发展需要基础设施支撑： 数据基础设施：建设文化遗产开放数据平台，提供标准化的数据接口和工具。
- 如 Europeana 作为欧洲文化遗产数据聚合平台，为数字人文研究提供了超过 5800 万条数据记录。 计算基础设施：提供文化遗产大数据分析所需的计算资源。
- 如欧盟的 EOSC(欧洲开放科学云) 为文化遗产研究者提供了云计算和大数据分析服务。
- 社区基础设施：建设学术社区和交流平台，如国际数字人文联盟 (ADHO) 组织的年度数字人文大会，促进了全球数字人文研究者的学术交流。

18

9.11 机器学习在文化遗产中的深度应用

9.11.1 文物图像识别的技术路线

- 文物图像识别是 AI 在文化遗产领域最成熟的应用之一。
- 当前主流技术路线包括：基于卷积神经网络 (CNN) 的分类：使用在 ImageNet 上预训练的 ResNet、EfficientNet 等模型，在文物图像数据集上进行迁移学习。
 - 如中国文化遗产研究院开发的 " 青铜器纹饰智能识别系统 " 基于 ResNet-50 架构，在自建的 5 万张青铜器纹饰图像数据集上微调，对 12 类常见纹饰的识别准确率达到 93.5% 。
- 基于视觉 Transformer(ViT) 的细粒度识别：对于同一大类下的细分 (如区分不同窑口的瓷器) ， CNN 的特征提取能力可能不足。
- ViT 通过自注意力机制捕获图像全局依赖关系，在细粒度识别任务上表现优于 CNN 。
- 如基于 Swin Transformer 的瓷器窑口识别模型，对汝窑、钧窑、定窑等 8 大名窑瓷器的识别准确率达到 89.2% 。
- 少样本学习：许多文物类型只有少量标注样本 (如稀有钱币、罕见铭文) ，传统深度学习难以有效训练。
- 少样本学习 (Few-Shot Learning) 技术通过元学习或度量学习，使模型能从少量样本中学习新类别。

9.11.1 文物图像识别的技术路线

- 如基于 Prototypical Network 的甲骨文字符识别系统，每个字符仅用 5-10 个样本即可达到 75% 以上的识别准确率。

9.11.2 文物病害智能诊断

- 文物病害的智能诊断是 AI 在文化遗产保护中的高价值应用：壁画病害诊断：利用语义分割模型 (如 U-Net 、 DeepLabV3+) 对壁画图像进行像素级病害区域分割，自动识别起甲、空鼓、酥碱、霉变等典型病害。
- 敦煌研究院开发的 AI 诊断系统支持 11 类壁画病害的自动识别，模型基于改进的 U-Net 架构，在标注数据集上的 mIoU (平均交并比) 达到 0.82 。
- 石质文物风化评估：利用深度学习分析石质文物表面的风化程度。通过对比不同时期的高分辨率图像， AI 可量化风化速率并预测未来风化趋势。
- 如意大利比萨大学开发的石质文物风化评估系统，利用 CNN 分析石雕表面的微观纹理变化，将风化程度分为 5 级，评估准确率达到 87% 。
- 纸质文物酸化检测：利用近红外高光谱成像结合机器学习，无损检测纸质文物的酸化程度。
- 系统通过分析纸张在不同波段的光谱反射率，预测纸张的 pH 值，精度达到 ± 0.3 pH 单位，为纸质文物的保护优先级排序提供数据支撑。

19

9.12 文化遗产预测性保护

9.12.1 预测性保护的概念与框架

- 预测性保护 (Predictive Conservation) 是文化遗产保护领域的前沿方向，利用 AI 和大数据分析预测文物的劣化趋势并提前采取保护措施。
- 其核心逻辑从 " 被动修复 " 转向 " 主动预防 "：数据采集层：通过传感器网络持续监测文物的环境参数 (温度、湿度、光照、空气质量) 和结构参数 (变形、振动、裂缝扩展)，建立文物状态的实时数据流。
- 模型分析层：利用机器学习模型分析监测数据与文物劣化之间的关联关系。
- 时间序列模型可预测环境参数的未来变化趋势，结构健康监测模型可评估文物的结构安全状态，材料劣化模型可预测文物材料的化学 / 物理变化速率。
- 决策支持层：基于预测结果生成保护建议，如 " 未来 3 个月壁画 A 区域的起甲风险为高，建议加强环境控制并安排预防性加固 "。决策支持系统应提供多种方案的对比评估，帮助保护人员做出最优决策。

9.12.2 实施案例

- 敦煌莫高窟环境预警系统：敦煌研究院建立了覆盖莫高窟全部开放洞窟的环境监测网络，每个洞窟安装温湿度、CO2、光照等传感器。
 - AI 模型基于历史监测数据和壁画病害发展数据，建立了 " 环境 - 病害 " 关联模型，可预测不同环境条件下壁画病害的发展趋势。
 - 当系统预测到某洞窟环境参数可能导致病害加剧时，自动发出预警并建议调整游客流量。
- 意大利比萨斜塔结构健康监测：比萨斜塔安装了超过 100 个传感器，持续监测塔体的倾斜角度、振动频率和结构应变。
- AI 模型基于这些数据建立了结构健康数字孪生体，可模拟不同载荷条件下塔体的结构响应，预测未来倾斜趋势并评估加固措施的效果。

20

9.13 数字人文与文化遗产研究的范式创新

9.13.1 计算方法在文化遗产研究中的应用

- 数字人文为文化遗产研究引入了新的方法论工具：网络分析：将文化遗产中的实体（人物、机构、作品、概念）及其关系建模为网络，通过网络指标（中心性、聚类、路径）分析文化生产和传播的结构。
- 如对文艺复兴时期佛罗伦萨艺术家赞助网络的分析，揭示了美第奇家族在艺术赞助网络中的核心地位。GIS 空间分析：将文化遗产的地理位置信息与空间分析方法结合，揭示文化遗产的空间分布规律和影响因素。
- 如对中国全国重点文物保护单位的空间分布分析发现，遗产分布与历史政治中心、河流水系和交通路线高度相关。
- 文本挖掘：对文化遗产相关历史文献进行计算分析，包括词频统计、主题建模、情感分析、命名实体识别等。如对清代地方志中祠庙记载的文本挖掘，揭示了不同地区信仰体系的差异和演变。

9.13.2 数字人文的认识论反思

- 数字人文方法论也引发了认识论层面的反思： " 远读 " 的局限： Moretti 提出的 " 远读 " 方法虽然能揭示大规模模式，但可能忽视文本的具体语境和文化细微差异。
- 在文化遗产研究中，过度依赖计算方法可能导致对文化遗产 " 量 " 的强调而忽视 " 质 " 的理解。数据偏见：数字人文分析的结果取决于输入数据的质量和代表性。
- 如果数字化文献主要来自特定地域、阶层或时期的作者，分析结果可能反映数据偏见而非历史真实。工具理性与价值理性：数字人文工具的使用应服务于研究问题，而非为使用工具而使用工具。
- 研究者需要明确 " 为什么要用计算方法 " 以及 " 计算方法能回答什么问题 " 。

21

9.15 延伸阅读与研究建议

9.15 延伸阅读与研究建议

- 延伸阅读：建议阅读 Moretti 关于 " 远读 " 的系列论文，理解数字人文方法论的认识论基础。
- 同时推荐阅读 DHQ(Digital Humanities Quarterly) 和 Journal of Cultural Heritage 等期刊上的最新研究。
- 对于 AI 在文化遗产中的应用，推荐关注 CVPR、ICCV 等计算机视觉会议上文化遗产相关的论文。
- 研究建议：对于希望深入研究 AI 与文化遗产交叉领域的学生，建议从以下方向切入：(1) 数据集建设——构建特定领域的文化遗产图像数据集 (如某类文物的标注数据)，这是 AI 应用的基础；
- (2) 模型实验——在现有数据集上实验不同的深度学习模型 (ResNet、ViT 等)，比较其在文物分类、病害识别等任务上的表现；
- (3) 伦理分析——选择一个 AI 在文化遗产中的应用案例，分析其潜在的伦理风险并提出缓解策略。
- 工具推荐：数字人文研究常用工具包括：(1)Python 生态——scikit-learn(机器学习)、spaCy/NLTK(文本分析)、NetworkX(网络分析)；
- (2) 可视化工具——Gephi(网络可视化)、Tableau(数据可视化)、Plotly(交互式图表)；(3)GIS 工具——QGIS(空间分析)、Leaflet(Web 地图)；

9.15 延伸阅读与研究建议

- (4) 知识图谱工具—— Protégé(本体编辑)、 Apache Jena(RDF/SPARQL)。

22

9.16 数字人文研究中的数据偏见问题

9.16 数字人文研究中的数据偏见问题

- 数据偏见是数字人文研究中需要特别警惕的问题。
- 文化遗产数字资源中的偏见可能来自多个层面：
采集偏见：数字化采集往往优先选择 " 重要 " " 精美 " " 完整 " 的文物，导致数字典藏中 " 边缘 " " 普通 " " 残损 " 文物的代表性不足。
- 如博物馆通常优先数字化一级文物，二级和三级文物的数字化覆盖率远低，但后者在统计意义上更能反映某一时期的文化全貌。
描述偏见：元数据的著录反映了著录者的知识框架和价值判断。
- 如西方博物馆对非西方文物的描述可能采用西方分类体系和文化概念，忽视了源文化的认知逻辑。这种描述偏见会影响基于元数据的数字人文分析结果。
- 语言偏见：文化遗产文献和研究以主要语言 (英文、中文等) 为主，小语种文献在数字资源中的代表性不足。基于这些数据的文本挖掘分析可能遗漏小语种文化中的独特视角和知识。
- 历史偏见：历史文献本身可能反映了特定时期、特定阶层的声音——精英阶层的文化遗产记录远多于平民阶层，男性视角的记录多于女性视角。基于这些文献的数字人文分析可能再现和放大历史偏见。
- 应对数据偏见的策略包括：(1) 在分析报告中明确声明数据来源和可能的偏见方向；(2) 通过多种数据源交叉验证减少单一数据源的偏见影响；(3) 在数据采集中有意识地纳入 " 边缘 " 和 " 少数 " 视角的资源；
- (4) 批判性地解读分析结果，避免将数据模式简单等同于历史真实。

23

9.17 人机协作的文化遗产知识生产

9.17 人机协作的文化遗产知识生产

- 文化遗产领域的 AI 应用应遵循 " 人机协作 " 而非 "AI 替代 " 的原则。
- 理想的协作模式是： AI 负责 " 广度 "： AI 擅长处理大规模数据，可快速扫描数万件文物的图像，初步分类和标注，发现人类难以察觉的统计模式。
- 如 AI 可在数小时内完成对 10 万件陶瓷碎片的自动分类，这项工作如果由人工完成需要数月。人类负责 " 深度 "： 人类擅长理解文化语境和做出价值判断。
- AI 的分类结果需要考古学家和艺术史家的审核和深化解读。 AI 发现的统计模式需要人文学者的理论阐释——为什么某种纹饰在特定时期突然流行？这背后反映了什么样的社会文化变迁？
- 协作流程设计：有效的协作需要精心设计工作流程—— AI 初步处理→人类抽检校验→ AI 根据反馈优化模型→人类深度分析→ AI 辅助验证。
- 这种 " 迭代式人机协作 " 结合了 AI 的效率和人类的智慧，能产生超越各自单独能力的成果。在文化遗产 AI 应用的实践中，数据标注是关键瓶颈。
- 训练高质量的 AI 模型需要大量标注数据，但文化遗产领域的标注需要专业知识，普通标注人员难以胜任。解决策略包括：利用半监督学习和主动学习减少标注需求；利用迁移学习减少领域数据需求；
- 利用合成数据扩充训练集，通过 3D 渲染生成虚拟文物图像作为训练数据补充；建立文化遗产 AI 数据标注协作平台，汇集各机构的标注需求和专家资源，提高标注效率和质量。

9.17 人机协作的文化遗产知识生产

- 这些策略的综合运用可以逐步缓解数据标注瓶颈，推动 AI 在文化遗产领域的深入应用。
- 本章系统论述了人工智能和数字人文在文化遗产保护中的应用，涵盖了机器学习、知识图谱、生成式 AI、数字人文方法论、预测性保护、人机协作知识生产等多个前沿方向。
- AI 和数字人文技术正在深刻改变文化遗产保护的理念和方法，从被动的记录保存走向主动的智能保护。然而技术的应用必须以人文价值为导向，以社区利益为依归，以伦理规范为底线。
- 只有将技术的力量与人文的智慧有机结合，才能真正实现 AI 赋能文化遗产保护的愿景。
- 未来的文化遗产保护将是人机协作的领域—— AI 提供强大的计算能力和模式识别能力，人类提供文化理解力和价值判断力，两者相辅相成，共同守护人类文明遗产。
- AI 赋能文化遗产保护的未来在于人机协作，而非人机替代。

- 本章系统论述了人工智能和数字人文在文化遗产保护中的应用，涵盖了 AI 技术谱系、机器学习应用、知识图谱构建、生成式 AI 创新、数字人文方法论、预测性保护等多个前沿方向。
- AI 和数字人文技术正在深刻改变文化遗产保护的理念、方法和实践。
- 未来 5-10 年，以下趋势值得关注：多模态大模型的突破：能同时处理文本、图像、3D 模型、音频、视频等多模态数据的大模型将为文化遗产研究提供更强大的分析工具。
- 如一个能同时分析壁画图像、历史文献和考古数据的多模态 AI 系统，可自动发现跨模态的关联和模式。
- 自主 AI 研究助手：基于大语言模型的 AI 研究助手可自主完成文献检索、数据整理、模式发现、假设生成等研究任务，大幅提升文化遗产研究者的工作效率。
- 但 AI 研究助手的输出需要人类研究者的批判性评估和学术判断。AI 与人类智慧的协作模式：文化遗产保护中的 AI 应用不应追求 "AI 替代人类"，而应探索 "AI 增强人类" 的协作模式。

- ? 2.(理解) 解释协作智能在知识图谱构建中的人机分工逻辑。 3.(应用) 运用数字人文工具分析一批地方志文献中的文化遗产信息。
- 4.(分析) 分析 AI 驱动的文化遗产保护 " 范式转型 " 的具体表现与潜在风险。 5.(评价) 评估生成式 AI 在文物数字修复中的可行性与伦理边界。
- 6.(创造) 设计一个基于 AI 的博物馆智能导览系统方案, 包含技术选型和用户体验设计。

- 1. Münster S, Maiwald F, di Lenarda I, et al.. Artificial Intelligence for Digit
- 2. Ranjgar B, Sadeghi-Niaraki A, Shakeri M, et al.. Cultural Heritage Informatio
- 3. Pavlidis G. AI trends in digital humanities research. Theory and Practice in
- 4. Wang X, Zeng M L, Gao J, et al.. Intelligent Computing for Cultural Heritage.
- 5. Fiorucci M, Khoroshiltseva M, Pontil M, et al.. Machine Learning for Cultural
- 6. De Boer V, Stork L. Hybrid Intelligence for Digital Humanities. arXiv, 2024.

谢谢聆听 · 下章再见

安顺学院旅游管理学院 · 数字文旅专业系列教材