

A Comprehensive Analysis of Artificial Intelligence Concepts and Applications in Cultural Heritage and Arts – From Archaeology to the Metaverse Reality

Talhe Ghodousiyan^{*1}, Mehdi Razani², Amir Hossein Mehdikhani¹, Ali A Kiaei³, Arash Keshtkar¹, Ali Kh Mirzaie¹, Hossein Shirazi⁴, Mustafa Dehpahlavan⁵, Alireza Mansouri¹, Abdolbasir Hosseinbor⁶, Alireza Baghbanan²

1. Machine Learning Engineer and Researcher, NOAI Team, Tehran, Iran.
2. Faculty of Conservation, Tabriz Islamic Art University, Tabriz, Iran
3. Postdoctoral Researcher in Artificial Intelligence, Sharif University of Technology, Tehran, Iran.
4. Professor (Computer: AI & Robotics Department), Faculty of Electronics and Computer Engineering, MUT, Tehran, Iran.
5. Faculty of Literature, University of Tehran, Iran.
6. University of Art, Tehran, Iran.

Abstract

Artificial intelligence (AI) and machine learning (ML) have emerged as transformative tools in preserving, analyzing, and representing cultural heritage and arts. This article provides a systematic and comprehensive review of AI applications in this domain, exploring their potential to address longstanding challenges such as natural degradation, limited accessibility, and complex documentation. By integrating classical and advanced ML algorithms, we examine case studies including the Time Machine Europe project, the Ithaca model for ancient Greek texts, and metaverse-based heritage digitization. These initiatives demonstrate AI's capacity to enhance precision, speed, and interactivity in heritage tasks, from virtual reconstruction to multimodal data analysis. However, limitations such as data quality, ethical concerns, and computational complexity pose significant barriers to widespread adoption. Emerging technologies like non-fungible tokens (NFTs), prompt engineering, and quantum AI are highlighted as future directions that promise further innovation. This study underscores the need for interdisciplinary collaboration and ethical frameworks to ensure sustainable advancements, offering a roadmap for researchers and policymakers in the digital era.

Keywords: Cultural Heritage, Artificial Intelligence (AI), Machine Learning (ML), Computer Vision, Natural Language Processing, Digital Preservation Metaverse.



**Knowledge of
Conservation and
Restoration**

Vol.7, Issue.3,
Serial_No.21, 2024

<https://kcr.riht.ir>

Pages: 59 to 116

Corresponding Author

Talhe Ghodousiyan

Assistant Machine Learning
Researcher, NOAI, Tehran,
Iran.

Email

T.ghodousiyan@NOAI.ir

Introduction

As tangible and intangible testaments to human history, cultural heritage and arts face persistent threats from natural decay, human-induced damage, and restricted access. These challenges impede preservation efforts and limit global engagement with historical artifacts and traditions (Fiorucci et al., 2020). Artificial intelligence, with its ability to process multimodal data—ranging from hyperspectral imaging to genomic sequences—offers innovative solutions to safeguard and reinterpret this heritage (Picollo et al., 2020). Beyond technical utility, AI redefines human interaction with the past through immersive technologies like the metaverse and generative models that recreate lost cultural elements (Buragohain et al., 2024). This article aims to synthesize the role of AI and ML in cultural heritage, addressing three core questions: How can AI mitigate preservation and accessibility challenges? What are its current limitations? How can it foster sustainable heritage management? By analyzing algorithms, flagship projects, and future trends, we provide a holistic perspective on AI's transformative impact.

AI and ML: Concepts and Techniques

AI, a branch of computer science, simulates human cognitive functions such as learning, reasoning, and perception through mathematical models rooted in optimization and probability (Russell & Norvig, 2021). Machine learning, its primary subset, leverages algorithms to extract patterns from data by minimizing cost functions, such as (Goodfellow et al., 2016). Key ML Learning paradigms include:

1. Supervised Learning utilizes labeled datasets to train models such as Support Vector

Machines (SVMs) and Convolutional Neural Networks (CNNs) for tasks like classification and regression (Hastie et al., 2009). For example, regression tasks often minimize a loss function such as $L(\theta) = 1/n \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$. CNNs, on the other hand, can classify artistic styles with high accuracy (Li & Zhang, 2024).

2. Unsupervised Learning: Identifies hidden structures using methods like K-Means clustering and Generative Adversarial Networks (GANs), applied in texture reconstruction (Fiorucci et al., 2020).

3. Reinforcement Learning: Optimizes decision-making via reward-based systems like Deep Q-Networks (DQN), guiding virtual agents in heritage simulations (Sutton & Barto, 2018).

These techniques operate on diverse data types—numerical (e.g., XRF, Molecular Analysis), Signal (e.g., chemical spectra), textual (e.g., inscriptions), and visual (e.g., RGB images)—forming the backbone of AI applications in cultural heritage.

Applications in Cultural Heritage

AI's versatility spans multiple dimensions of heritage preservation and analysis:

- **Computer Vision:** CNNs and Vision Transformers restore damaged artworks, such as frescoes, and detect forgeries with high precision, leveraging pixel-level feature extraction (Gaber et al., 2023).

- **Natural Language Processing (NLP):** Models like BERT and GPT decode ancient texts and generate interactive narratives, enhancing museum experiences (Koutsoudis et

al., 2023).

- **Numerical and Spectral Analysis:** PCA and SVM analyze material compositions via XRF spectroscopy, revealing artifact properties non-invasively (Reich et al., 2023).

- **Robotics:** Projects like RePAIR employ reinforcement learning (e.g., PPO) to automate physical reassembly of fragmented artifacts (RePAIR Project, n.d.).

- **Metaverse Applications:** Virtual environments integrate CNNs and GANs to recreate historical sites, offering immersive educational platforms (Buragohain et al., 2024).

These applications demonstrate AI's ability to bridge physical and digital realms, amplifying both preservation and public engagement.

Flagship Projects

Several high-profile initiatives exemplify AI's potential:

1. Time Machine Europe: This ambitious project digitizes European history using TrOCR for text recognition, StyleGAN for map restoration, and Graph Neural Networks (GNNs) for social network reconstruction. Subprojects like Venice Time Machine achieve %80 accuracy in digitizing Venetian archives, enabling temporal urban analysis (Time Machine Europe, 2025).

2. Ithaca: Targeting ancient Greek inscriptions, Ithaca employs deep neural networks to restore texts (%61 accuracy), attribute geographic origins (%62), and date artifacts (%71), augmenting human expertise to %72 precision (Assael et al., 2022).

3. RePAIR: Combining robotics and AI, this

project uses U-Net and GANs to reassemble Pompeii frescoes, reducing manual labor and enhancing accuracy (RePAIR Project, n.d.).

4. Metaverse Digitization: Buragohain et al. (2024) integrate Transformers and DQN to create interactive heritage experiences, such as virtual Pompeii, balancing tangible and intangible elements.

These projects highlight AI's capacity to integrate interdisciplinary data, offering scalable solutions for heritage tasks.

Challenges and Limitations

Despite its promise, AI faces significant hurdles:

- **Data Quality:** Incomplete or noisy datasets undermine model accuracy, as seen in metaverse reconstructions requiring precise historical inputs (Buragohain et al., 2023).

- **Ethical Concerns:** AI-generated restorations risk distorting cultural authenticity, raising questions about ownership and representation (Fiorucci et al., 2022).

- **Cost and Accessibility:** High computational demands and infrastructure costs limit adoption, particularly for smaller institutions (Marchello et al., 2023).

- **Computational Complexity:** Deep learning models necessitate advanced hardware, constraining scalability in resource-limited settings (Goodfellow et al., 2016).

- **Bias and Interpretability:** Opaque algorithms may produce biased outputs, especially in culturally nuanced contexts like ancient texts (Chen & Wang, 2023).

Addressing these challenges requires robust

data pipelines, ethical guidelines, and affordable technological solutions.

Future Directions

- Emerging AI technologies offer transformative potential for cultural heritage:
- **Metaverse and VR/AR:** Advanced simulations enhance user immersion, integrating tangible and intangible heritage.
- **NFTs:** Blockchain-based tokens ensure digital authenticity and ownership, revolutionizing heritage monetization.
- **Prompt Engineering:** Optimized interactions with language models improve content generation for educational purposes
- **Quantum AI:** Quantum computing could accelerate complex analyses, such as genomic or spectral data processing.
- **IoT and Predictive Conservation:** Sensor-driven AI predicts environmental threats, enabling proactive preservation.

These innovations, grounded in advanced optimization and multimodal integration, promise a future where heritage is both preserved and dynamically experienced.

Conclusion

AI and ML have redefined cultural heritage management by enhancing precision, accessibility, and interactivity. Projects like 'Time Machine Europe' and 'Ithaca' illustrate their capacity to unlock hidden historical insights, while metaverse applications bridge past and present (Time Machine Europe, 2025; Assael et al., 2022; Buragohain et al., 2024). Yet, challenges such as data scarcity, ethical dilemmas, and computational

barriers necessitate interdisciplinary collaboration and standardized frameworks (Fiorucci et al., 2020). As emerging technologies like quantum AI and NFTs mature, they hold the potential to create a sustainable, digital heritage ecosystem (Stublić et al., 2023). This study provides a comprehensive foundation for researchers and conservationists, advocating for responsible AI deployment to safeguard humanity's cultural legacy.

Authors' Contributions

First and Second Authors: They were primarily responsible for designing the study and overseeing the research process. They also contributed to data analysis and the final revision of the manuscript.

Third to Sixth and Ninth Authors: They participated in data collection, analysis of artificial intelligence concepts, and writing sections related to the applications of AI in cultural heritage.

Eighth and Tenth Authors: They contributed to the analysis of historical data and its alignment with artificial intelligence concepts.

Conflict of Interest: None.

Support: None.

Data Availability: The raw data of this study are available to the authors and can be accessed upon request through correspondence.

تحلیلی جامع بر مفاهیم و کاربردهای هوش مصنوعی در میراث فرهنگی و هنر: از رویای باستان‌شناسان تا واقعیت متاورس

طلحه قدوسیان^{۱*}، مهدی رازانی^۲، امیرحسین مهدیخانی^۳، علی اکبر کیایی^۴، آرش کشت‌کار^۵، علی خواجه میرزایی^۶، حسین شیرازی^۷، مصطفی ده‌پهلوان^۸، علیرضا منصوری^۹، عبدالصیر حسین‌بر^{۱۰}

۱. پژوهشگر یادگیری ماشین (سامانه‌های خودمختار، نظریه بازی)، NOAI، تهران، ایران.
۲. دانشیار دانشکده هنرهای کاربردی، دانشگاه هنر اسلامی تبریز، ایران.
۳. مهندس یادگیری ماشین (بینایی کامپیوتر)، تهران، ایران.
۴. استادیار و پژوهشگر فوق دکتري هوش مصنوعی، آزمایشگاه محاسبات زیستی، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران.
۵. مهندس یادگیری ماشین (هوش مصنوعی عمومی)، تهران، ایران.
۶. مهندس یادگیری ماشین (پردازش زبان طبیعی)، تهران، ایران.
۷. استاد مجتمع برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی مالک اشتر، تهران، ایران.
۸. دانشیار گروه باستان‌شناسی دانشگاه تهران، ایران.
۹. مهندس یادگیری ماشین (هوش مصنوعی عمومی)، تهران، ایران.
۱۰. دانشجوی دکتری حفاظت اشیاء فرهنگی (کیوریتور و پژوهشگر هنر معاصر)، دانشکده حفاظت، دانشگاه هنر، تهران.



چکیده

فصل‌نامه دانش حفاظت و مرمت

سال هفتم، شماره ۳

شماره پیاپی ۲۱، پاییز ۱۴۰۳

<https://kcr.richt.ir>

صفحات: ۵۹ تا ۱۱۶

نویسنده مسئول

طلحه قدوسیان

پژوهشگر یادگیری ماشین (سامانه‌های خودمختار، نظریه بازی)، NOAI، تهران، ایران.

رایانامه

T.ghodousiyan@NOAI.ir

میراث فرهنگی و هنری، به‌عنوان گواهی بر تاریخ و هویت بشری، با چالش‌های متعددی ناشی از زوال طبیعی، محدودیت دسترسی، پیچیدگی‌های مستندسازی و استخراج داده روبه‌رو است. فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، به‌عنوان ابزارهای تحول‌آفرین، راه‌حل‌های نوآورانه‌ای برای حفاظت، نگهداری، بازسازی و بازنمایی این میراث ارائه داده‌اند. این مقاله با هدف ارائه تحلیلی جامع و نظام‌مند از کاربردهای AI و ML در حوزه میراث فرهنگی و هنر، پتانسیل‌ها، محدودیت‌ها و جهت‌گیری‌های آتی این رویکردها را بررسی می‌کند. مطالعات موردی برجسته شامل کاربردهای بینایی کامپیوتری در بازسازی تصاویر، پردازش زبان طبیعی برای رمزگشایی متون کهن، تحلیل داده‌های عددی و طیفی برای شناسایی پدیده‌ها و ماهیت مواد فرهنگی، توسعه دستیاران هوشمند و تولید محتوای خلاقانه می‌باشد. روش‌شناسی این مطالعه مبتنی بر مرور بیبلمتریک و ارزیابی الگوریتم‌های محاسباتی کلاسیک و پیشرفته ML است که نشان می‌دهد.



فصل نامه دانش حفاظت و مرمت

سال هفتم، شماره ۳

شماره پیاپی ۲۱، پاییز ۱۴۰۳

<https://kcr.richt.ir>

صفحات: ۵۹ تا ۱۱۶

نویسنده مسئول

طلحه قدوسیان

پژوهشگر یادگیری ماشین (سامانه های خودمختار، نظریه بازی)، NOAI، تهران، ایران.

رایانامه

T.ghodousiyan@NOAI.ir

ادامه چکیده

هوش مصنوعی نه تنها دقت و سرعت فرآیندهای حفاظتی را افزایش می دهد، بلکه تجربه های تعاملی و پایداری فرهنگی را از طریق بازآفرینی میراث ناملموس و تحلیل های مولکولی-ژنتیکی تقویت می کند. با وجود چالش هایی همچون کیفیت ناکافی داده ها، مسائل اخلاقی مرتبط با اصالت و هزینه های بالای زیرساخت، پذیرش گسترده این فناوری ها محدود شده است. این مقاله فناوری های نوظهوری مانند مهندسی پرامپت، دستیاران هوشمند، NFT و متاورس، هوش مصنوعی کوانتومی، حفاظت پیش بینانه مبتنی بر اینترنت اشیا و چاپ سه بعدی هوشمند را به عنوان جهت گیری های آتی برجسته می کند که نویدبخش تحولات چشمگیر در عصر دیجیتال هستند. در نهایت، این مطالعه بر لزوم همکاری های بین رشته ای و توسعه استانداردهای اخلاقی برای بهره برداری مسئولانه از هوش مصنوعی در حوزه میراث فرهنگی تأکید می کند و راهنمایی ارزشمند برای پژوهشگران و سیاست گذاران در این زمینه ارائه می دهد.

واژگان کلیدی: میراث فرهنگی، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، بینایی کامپیوتری، پردازش زبان طبیعی، حفاظت دیجیتال، متاورس.

۱. مقدمه

را فراهم می‌کنند تا نه تنها گذشته حفظ گردد، بلکه به شکلی پویا و تعاملی تجربه شود. مارچلو و همکاران (Marchello, 2023) تأکید دارند که رباتیک و واقعیت مجازی با هوش مصنوعی، تجربه‌های سه‌بعدی از محوطه‌های تاریخی را ممکن ساخته‌اند، که این نه تنها حفاظت دیجیتال را تقویت می‌کند، بلکه درک عمیق‌تری از زمینه‌های فرهنگی فراهم می‌آورد. از دیدگاه پژوهشگران، هم‌افزایی بین AI و میراث فرهنگی، نقطه عطفی در تاریخ علم است که پتانسیل بازآفرینی ارتباط با گذشته را دارد، اما نیازمند نگاهی دقیق به قابلیت‌ها و محدودیت‌های آن است.

هدف این مقاله، ارائه یک تحلیل جامع، نظام‌مند و آینده‌نگر از کاربردهای هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در حوزه میراث فرهنگی و هنر است که می‌تواند هم به عنوان یک مرجع علمی برای پژوهشگران و هم به عنوان راهنمایی عملی برای متخصصان این حوزه عمل کند. ما به دنبال پاسخی به چرایی و سؤالات اساسی هستیم: چگونه AI می‌تواند چالش‌های دیرینه حفاظت و دسترسی را حل کند؟ چه محدودیت‌هایی این فناوری را تهدید می‌کند و چگونه می‌توان آن‌ها را مدیریت کرد؟ و مهم‌تر از همه، چگونه می‌توان از این ابزارها برای توسعه پایدار میراث فرهنگی در قرن بیست و یکم بهره برد؟ این پژوهش با هدف شناسایی پتانسیل‌های AI در تحلیل داده‌های متنوع از طیف‌سنجی شیمیایی تا ژنوم‌های باستانی و ارائه راهکارهایی برای غلبه بر موانع فنی و اخلاقی، به بررسی این پرسش‌ها می‌پردازد. همچنین، با تحلیل مطالعات موردی و پروژه‌های برجسته، درصدد هستیم تا نشان دهیم که چگونه این فناوری‌ها در عمل پیاده‌سازی شده و چه تحولاتی در درک و تجربه میراث به دنبال داشته‌اند.

در این پژوهش ابتدا مفاهیم و عناصر AI و ML به اختصار تشریح شده‌اند. سپس طیف گسترده‌ای از کاربردهای یادگیری ماشین، از جمله بینایی کامپیوتر، پردازش زبان طبیعی و تحلیل داده‌های عددی و طیفی، مورد بررسی قرار گرفت و همچنین کاربردهای

میراث فرهنگی و هنری^۱، تجلی ملموس و ناملموس تجربه زیسته انسان از گذشته تا به امروز است و بقایای مادی و معنوی ذیل این مفهوم گسترده شاهدهی بر تاریخ و سرنوشت تمدن‌ها و منبعی بی‌پایان برای الهام، آموزش و هویت‌سازی در دنیای معاصر به شمار می‌رود. در واقع میراث بشری به عنوان پلی بین گذشته و حال، نقش حیاتی در حفظ هویت انسانی و ارتقای درک جمعی از تاریخ ایفا می‌کند. با این حال، چالش‌هایی نظیر فرسایش‌های طبیعی، تهدیدات انسانی و محدودیت‌های دسترسی، حفاظت و ترویج این میراث و گنجینه گران‌بها را دشوار کرده است. در عصر دیجیتال شاهد ظهور پارادایمی نوین هستیم که در آن AI و به صورت ویژه ML به ابزارهایی بی‌همتا برای غلبه بر این چالش‌ها تبدیل شده‌اند. این فناوری‌ها، که ریشه در مدل‌های محاسباتی پیشرفته و الگوریتم‌های هوشمند دارند، توانایی تحلیل داده‌های چندوجهی را با دقتی فراتر از روش‌های سنتی فراهم کرده‌اند و از این‌رو، دریچه‌ای نو به سوی حفاظت، بازسازی، بازآفرینی، و ترویج میراث گشوده‌اند. کاربرد AI در معنا بخشیدن به نتایج آنالیزهای شیمیایی و تصویربرداری فرایضی از مواد فرهنگی، امکان شناسایی ترکیبات آثار و بازسازی مجازی آن‌ها را با دقت بی‌سابقه‌ای فراهم کرده است (Picollo et al., 2020)، در حالی که (Stublić et al., 2023) نشان داده‌اند که فناوری‌هایی چون بلاک‌چین و NFT با تضمین اصالت دیجیتال، پارادایم جدیدی در دسترسی جهانی و مالکیت فرهنگی ایجاد کرده‌اند.

اهمیت رویکردها AI تنها به جنبه‌های فنی محدود نمی‌شود؛ بلکه در بازتعریف رابطه انسان با گذشته نیز نقش دارند. با استفاده از یادگیری عمیق در تحلیل ژنوم‌های باستانی، الگوهای مهاجرتی را آشکار کرده‌اند که تاریخ فرهنگی جوامع را بازنویسی می‌کنند، همچنین نشان داده شده که AI مولد می‌تواند با خلق آثار جدید در سبک‌های سنتی، میراث ناملموس را برای نسل‌های جوان زنده نگه دارد. این قابلیت‌ها، که از مدل‌های ریاضیاتی پیچیده مانند شبکه‌های عصبی و بهینه‌سازی تابع هزینه سرچشمه می‌گیرند، این امکان

پیشرفته و عملیاتی نظیر رباتیک، دستیارهای هوشمند، مهندسی پرامپت، تولید محتوای خلاقانه، شبکه های اجتماعی، بازآفرینی میراث ناملموس و غیره واکاوی و تحلیل شده اند. بخش ویژه های به، پروژه های برجسته مانند Time Machine Europe به عنوان نمونه هایی از پیاده سازی جامع AI اختصاص یافته است؛ که عمق پتانسیل رویکردهای AI در کشف جنبه های پنهان گذشته و تأثیرات عملی و علمی آنها را نشان می دهد. چالش ها و محدودیت ها، از جمله کیفیت داده ها، پیچیدگی محاسباتی، و مسائل اخلاقی، با دقت ارزیابی شده اند تا دیدگاه متعادلی ارائه شود. در نهایت، جهت گیری های آینده، از جمله فناوری های نوظهور مثل مهندسی پرامپت و دستیارهای هوشمند، NFT و متاورس، هوش مصنوعی کوانتومی، حفاظت پیش بینانه با IoT و چاپ سه بعدی هوشمند، ترسیم شده اند تا چشم اندازی برای نوآوری های آتی ارائه دهند. این مقاله با هدف پر کردن شکاف بین فناوری و میراث، راه را برای پژوهش های آینده و کاربردهای عملی AI در وظایف میراث فرهنگی هموار می کند. به طور کلی ساختار مقاله شامل دو بخش با عناوین زیر است:

- مفاهیم و عناصر AI.

- الگوریتم ها و شبکه های پایه ML (الگوریتم های کلاسیک و پیشرفته).

- کاربردهای ML در میراث فرهنگی و هنر.

- پروژه های برجسته و جامع ML در وظایف میراث فرهنگی.

- محدودیت و چالش های AI در کاربردهای میراث فرهنگی.

- کاربردهای پیشرفته.

- فناوری های نوظهور و آینده نگر AI.

۲. مفاهیم و تحولات هوش مصنوعی

هوش مصنوعی یا AI به عنوان شاخه ای از علوم کامپیوتر، به طراحی سیستم هایی اختصاص دارد که قادر به شبیه سازی رفتارهای شناختی انسان، نظیر یادگیری، استدلال، و ادراک هستند. از منظر

ریاضیاتی، هوش مصنوعی را می توان مجموعه ای از مدل ها و الگوریتم ها تعریف کرد که با بهره گیری از بهینه سازی، احتمال و جبر خطی، به تحلیل داده ها و تصمیم گیری می پردازند (Russell & Norvig, 2021). مفهوم AI بر چهار اصل بنیادی استوار است:

۱. **یادگیری (Learning):** سیستم های AI با تحلیل داده های ورودی، ویژگی یا الگوهای معناداری استخراج کرده و عملکرد خود را در طول زمان بهبود می بخشند. این فرایند که شامل یادگیری تحت نظارت، بدون نظارت و تقویتی است، به مدل ها امکان می دهد تا بر اساس تجربیات گذشته، پیش بینی های دقیق تری انجام دهند.

۲. **استدلال AI (Reasoning):** قادر است داده ها را پردازش کرده و با استفاده از روش های منطقی، تصمیم گیری یا نتیجه گیری کند. این قابلیت برای حل مسائل پیچیده، مانند سیستم های توصیه گر یا تصمیم گیری در شرایط عدم قطعیت، حیاتی است.

۳. **ادراک (Perception):** یکی از ویژگی های کلیدی AI، توانایی پردازش و تفسیر ورودی های حسی، از جمله تصاویر و صداها است. این قابلیت، فناوری هایی مانند تشخیص چهره، پردازش تصویر و بینایی کامپیوتر را امکان پذیر می سازد.

۴. **فهم زبان AI (Language Understanding):** قادر است زبان انسانی را درک و تولید کند، که این امر زمینه ساز تعامل هوشمندانه در سیستم هایی مانند دستیارهای مجازی، ترجمه ماشینی و چت بات ها است. این فناوری، ارتباط میان انسان و ماشین را تسهیل کرده و به کاربردهای متعددی در حوزه های مختلف منجر شده است.

پایه نظری هوش مصنوعی با مفاهیم ریاضیاتی آغاز می شود. به عنوان مثال، ML، زیرشاخه اصلی AI، بر تابع هدف $f: X \rightarrow Y$ متمرکز است که ورودی ها (X) را به خروجی ها (Y) نگاشت می کند. در یادگیری نظارت شده^۲، این تابع با کمینه کردن خطا.

$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$
 بهینه می شود، که در آن θ پارامترهای مدل و $\hat{y}_i$ پیش بینی ها هستند (Goodfellow et al., 2016).

مشخص می‌شوند. این تحولات از ایده‌های اولیه در نظریه محاسبات تورینگ در دهه ۱۹۴۰ آغاز شده و تا مدل‌های پیشرفته امروزی در حال تکامل است. در ادامه خط سیر تحولات AI به اختصار ترسیم شده‌اند که نشان می‌دهد چگونه هوش مصنوعی از ایده‌های اولیه به فناوری‌های پیشرفته امروزی رسیده است (شکل ۱).

گام اول: پایه‌گذاری و ایده‌های اولیه (دهه ۱۹۵۰-۱۹۴۰)

همه‌چیز با ایده‌های نظری شروع شد. آلن تورینگ در سال ۱۹۵۰ مفهوم ماشینی را مطرح کرد که بتواند مانند انسان فکر کند و «تست تورینگ» را برای سنجش هوش ماشین پیشنهاد داد (Turing, 1950). در این دوره، هدف اصلی ساخت ماشین‌هایی بود که بتوانند محاسبات پیچیده را خودکار کنند، اما هنوز ابزارهای عملی کافی وجود نداشت.

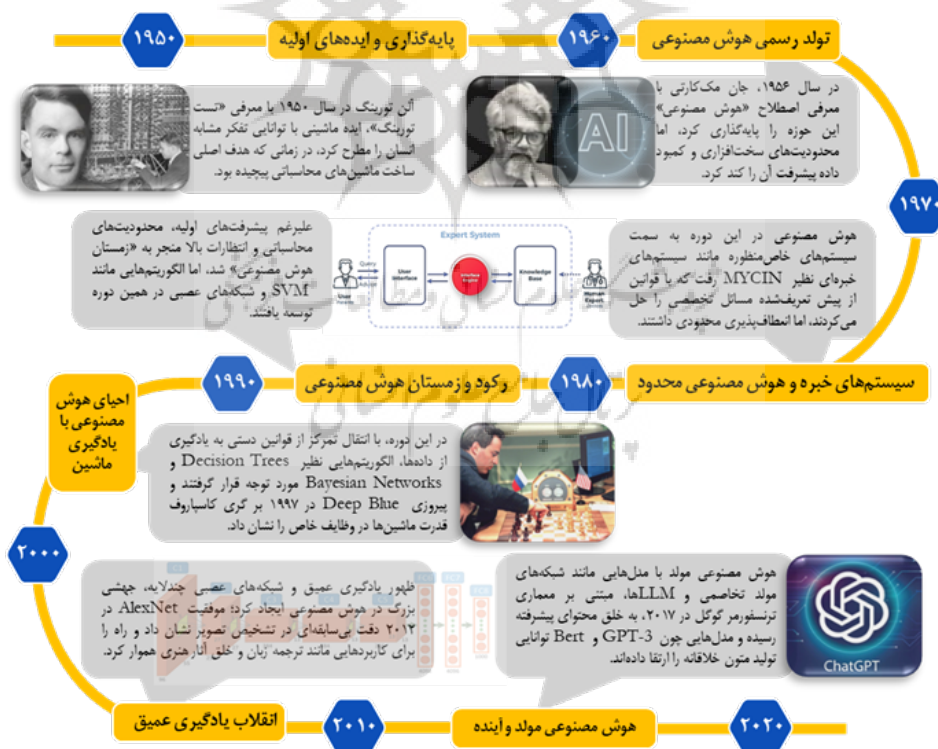
پیشرفت‌های اخیر، به‌ویژه در یادگیری عمیق^۲، با شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) تقویت شده‌اند که از جبر ماتریسی بهره می‌برند. یک شبکه عصبی با لایه‌های متعدد، داده‌ها را از طریق تبدیل‌های خطی ($Wx+b$) و توابع فعال‌سازی غیرخطی (σ) پردازش کرده، و تابع هزینه را با روش‌هایی مثل پس‌انتشار^۴ کمینه می‌کند (Goodfellow et al., 2016). ظهور مدل‌های ترنسفورمر^۵ در پردازش زبان طبیعی، با مکانیزم توجه.

$$\text{Attention}(Q,K,V)=\text{softmax}((QK^T)/\sqrt{d_k})V,$$

دقت تحلیل متون را به سطح بی‌سابقه‌ای رسانده است (Vaswani et al., 2017).

۱.۲. پیشرفت‌ها و تحولات هوش مصنوعی

هوش مصنوعی از زمان پیدایش تاکنون چندین تحول و انقلاب کلیدی را پشت سر گذاشته است که هر یک با نوآوری‌ها و دسترسی به ابزارهای جدید



شکل ۱. چرخه تحولات و پیشرفت هوش مصنوعی.

Figure 1. The Cycle of AI Evolution and Advancements.

گام دوم: تولد رسمی هوش مصنوعی (دهه ۱۹۶۰-۱۹۵۰)

در سال ۱۹۵۶، جان مک‌کارتی در کنفرانس دارتموث اصطلاح «هوش مصنوعی» را ابداع کرد و این حوزه رسماً شکل گرفت. در این دوره، برنامه‌هایی مثل Logic Theorist (اثبات قضایای ریاضی) و الگوریتم‌های ساده مثل Perceptron (شبکه عصبی ابتدایی) معرفی شدند. با این حال، محدودیت‌های سخت‌افزاری و نبود داده‌های بزرگ، پیشرفت را کند کرد (Russell & Norvig, 2021).

گام سوم: سیستم‌های خبره و هوش مصنوعی محدود (دهه ۱۹۸۰-۱۹۷۰)

در این مرحله، هوش مصنوعی به سمت سیستم‌های با اهداف خاص رفت. سیستم‌های خبره (Expert Systems) طراحی شدند که با استفاده از قوانین از پیش تعریف‌شده، مسائل مشخصی را حل می‌کردند، مثل تشخیص پزشکی یا تحلیل شیمیایی. برای مثال، سیستم MYCIN برای تشخیص بیماری‌ها موفق بود، اما این روش‌ها انعطاف‌پذیری کمی داشتند و به داده‌های زیاد وابسته نبودند (Buchanan & Shortliffe, 1984).

گام چهارم: رکود و زمستان هوش مصنوعی (دهه ۱۹۹۰-۱۹۸۰)

با وجود پیشرفت‌های اولیه، محدودیت‌های محاسباتی و انتظارات بیش از حد باعث شد که بودجه‌ها کاهش یابد و این دوره به «زمستان هوش مصنوعی» معروف شد. با این حال، در همین زمان، الگوریتم‌های پایه مثل ماشین بردار پشتیبان^۶ (SVM) و بهبودهای نظری در شبکه‌های عصبی شکل گرفت که بعداً به کارآمدی بالایی رسیدند (Russell & Norvig, 2021).

گام پنجم: احیای هوش مصنوعی با یادگیری ماشین (دهه ۲۰۰۰-۱۹۹۰)

در این دوره، تمرکز از قوانین دستی به یادگیری از داده‌ها تغییر کرد. الگوریتم‌هایی مثل Decision Trees و Bayesian Networks محبوب شدند. پیروزی سیستم Deep Blue شرکت IBM در شطرنج مقابل گری

کاسپاروف در سال ۱۹۹۷ نقطه عطفی بود که نشان داد ماشین‌ها می‌توانند در وظایف خاص از انسان پیشی بگیرند (Russell & Norvig, 2021).

گام ششم: انقلاب یادگیری عمیق (دهه ۲۰۱۰ به بعد)

بزرگ‌ترین جهش هوش مصنوعی با ظهور یادگیری عمیق رخ داد. این روش از شبکه‌های عصبی چندلایه استفاده می‌کند و با دسترسی به داده‌های عظیم (مثل تصاویر یا متون دیجیتال) و پردازنده‌های گرافیکی^۷، تحول ایجاد کرد (Goodfellow et al., 2016). در سال ۲۰۱۲، شبکه کانولوشنی AlexNet در مسابقه تشخیص تصویر برنده شد و دقت بی‌سابقه‌ای نشان داد (Krizhevsky et al., 2012). این فناوری به کاربردهایی مثل شناسایی آثار هنری، ترجمه زبان، و حتی خلق آثار جدید منجر شد.

گام هفتم: هوش مصنوعی مولد و آینده (دهه ۲۰۲۰ به بعد)

امروزه هوش مصنوعی وارد مرحله‌ای شده که نه تنها تحلیل و پیش‌بینی می‌کند، بلکه خلق می‌کند. این پیشرفت با ظهور هوش مصنوعی مولد^۸ مشخص می‌شود که شامل مدل‌هایی مثل شبکه‌های مولد تخصصی^۹ برای تولید تصاویر و مدل‌های زبانی بزرگ^{۱۰} (LLM) برای تولید متن است. مدل‌های زبانی به‌ویژه به دلیل توانایی‌شان در درک و تولید زبان طبیعی، نقش کلیدی در کاربردهای فرهنگی و هنری پیدا کرده‌اند (Brown et al., 2020). مدل‌های زبانی بر پایه معماری ترنسفورمر ساخته شده‌اند که در سال ۲۰۱۷ توسط گوگل معرفی شد (Vaswani et al., 2017). این معماری با استفاده از مکانیزم «توجه»^{۱۱} به ماشین‌ها اجازه می‌دهد تا روابط پیچیده بین کلمات را درک کنند. مدل‌هایی مثل GPT-3 (توسعه‌یافته توسط OpenAI) با ۱۷۵ میلیارد پارامتر، می‌توانند متون منسجم و خلاقانه تولید کنند، از پاسخ به سؤالات گرفته تا نوشتن شعر و داستان (Brown et al., 2020). Bishop & Bishop, 2024a). این توانایی‌ها به سرعت در مدل‌های بعدی LLaMA توسعه یافت.

۲.۲. عصر داده و چرخه اوج‌گیری فناوری AI

از نگاه گartner - ۲۰۲۴

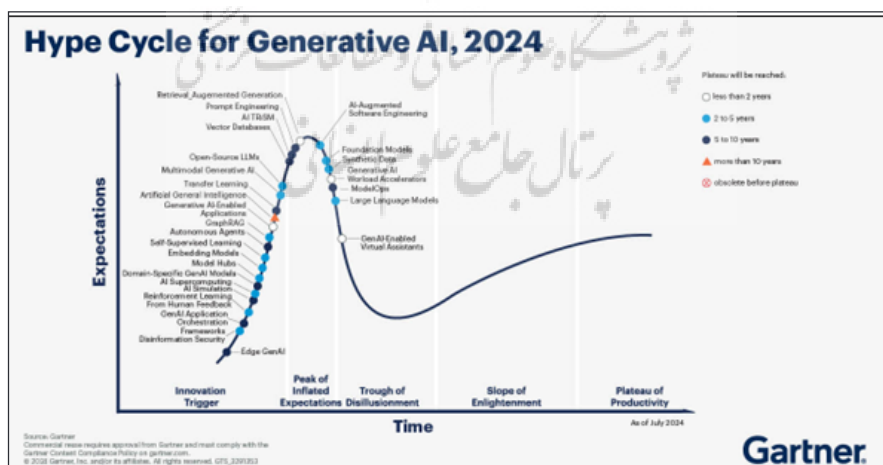
در دهه اخیر، تولید و تجمیع داده‌ها با سرعتی بی‌سابقه رشد کرده است، به گونه‌ای که ظرفیت پردازشی سنتی برای مدیریت این حجم عظیم از اطلاعات ناکافی بود. این امر به ظهور فناوری‌های ابری انجامید که امکان سازمان‌دهی، پردازش و تفسیر داده‌ها را در مقیاسی فراتر از توانایی انسان و الگوریتم‌های سنتی فراهم کرد. توسعه هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، همراه با دسترسی گسترده به داده‌های بزرگ و قدرت پردازشی بالا، انسان را به عصر «دیجیتال هوشمند» وارد کرده است. همان‌گونه که اینترنت و رایانه‌های شخصی تحولات گسترده‌ای ایجاد کردند، هوش مصنوعی نیز نه تنها حوزه محاسباتی، بلکه تمام جنبه‌های زندگی بشری را دگرگون خواهد کرد. در این دوران، داده‌های دیجیتال بدون بهره‌گیری از هوش مصنوعی، ارزش چندانی نخواهند داشت و دهه آینده به‌طور کامل تحت سلطه این فناوری خواهد بود.

گارتنر^۲ در تحلیل چرخه اوج‌گیری فناوری برای هوش مصنوعی در سال ۲۰۲۴، روندهای کلیدی و مراحل پذیرش فناوری‌های نوظهور را بررسی کرده است (شکل ۲). این چرخه تصویری جامع از تکامل

و پذیرش فناوری‌های مرتبط با هوش مصنوعی ارائه می‌دهد و به سازمان‌ها کمک می‌کند تا درک بهتری از موقعیت این فناوری‌ها در مسیر بلوغ داشته باشند. در این راستا، برخی از فناوری‌های مهم در این چرخه شامل هوش مصنوعی مولد (Generative AI)، هوش مصنوعی ترکیبی (Composite AI)، مهندسی هوش مصنوعی (AI Engineering) و گراف‌های دانش (Knowledge Graphs) هستند.

هوش مصنوعی مولد: هوش مصنوعی مولد همچنان یکی از مهم‌ترین فناوری‌های این چرخه محسوب می‌شود، اما گارتنر تأکید می‌کند که سازمان‌ها باید از انتظارات غیرواقع‌بینانه در مورد ارزش تجاری فوری آن اجتناب کنند. این فناوری، در حالی که پتانسیل بالایی برای تغییر صنایع مختلف دارد، برای دستیابی به تأثیر پایدار نیازمند ترکیب با روش‌های دیگر هوش مصنوعی و به‌کارگیری فرآیندهای استاندارد پیاده‌سازی است. تا پایان سال ۲۰۲۴، انتظار می‌رود که سازمان‌ها از هوش مصنوعی مولد در کنار تکنیک‌های سنتی‌تر یادگیری ماشین استفاده کنند تا ارزش واقعی از آن استخراج شود (Hype Cycle for Generative AI 2024, n.d.).

هوش مصنوعی ترکیبی: در مسیر تکامل هوش مصنوعی، هوش مصنوعی ترکیبی به‌عنوان یک گام



شکل ۲. چرخه محبوبیت و اوج‌گیری AI از نظر گارتنر - ۲۰۲۴ (The Top AI Trends for 2025 | Gartner Webinars, n.d.).

Figure 2. The Cycle of AI Popularity and Hype According to Gartner - 2024.

(The Top AI Trends for 2025 | Gartner Webinars, n.d.).

۳. یادگیری ماشین

یادگیری ماشین (ML) شاخه اصلی هوش مصنوعی است (شکل ۳)، که به عنوان ابزاری قدرتمند برای تحلیل داده‌ها و استخراج الگوهای پنهان، در دهه‌های اخیر تحولی اساسی در علوم و فناوری ایجاد کرده است. این حوزه، که توسط (Mitchell 1997) به عنوان توانایی سیستم‌ها برای یادگیری از داده‌ها بدون برنامه‌ریزی صریح تعریف شده، با مدل‌سازی ریاضیاتی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی، وظایف پیچیده را هوشمند می‌کند. پیشرفت‌های اخیر در ML، از روش‌های کلاسیک نظیر رگرسیون تا مدل‌های عمیق مبتنی بر شبکه‌های عصبی، با بهره‌گیری از داده‌های عظیم و قدرت محاسباتی، امکان تحلیل داده‌های چندوجهی را فراهم کرده است (Goodfellow et al., 2016). این قابلیت‌ها، که ریشه در کارهای اولیه مانند Hastie و همکاران (۲۰۰۹) دارد، ML را به ابزاری کلیدی برای حل مسائل در حوزه‌های متنوع، از جمله میراث فرهنگی و هنر، تبدیل کرده است. به زبان ساده، ML یعنی آموزش یک سیستم برای تشخیص الگوها و پیش‌بینی نتایج، مثل شناسایی یک نقاشی یا ترجمه یک متن باستانی، تنها با استفاده از مثال‌ها. از منظر علمی، یادگیری ماشین فرآیندی است که در آن یک مدل ریاضی با بهینه‌سازی پارامترهایش، رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را کشف می‌کند (Russell & Norvig, 2021).

از نظر ریاضیاتی، همانطور که ذکر شد ML بر ساخت تابع $f: X \rightarrow Y$ تمرکز دارد که ورودی‌ها (X) را به خروجی‌ها (Y) نگاشت می‌کند. این تابع از طریق کمینه کردن یک تابع هزینه مثل:

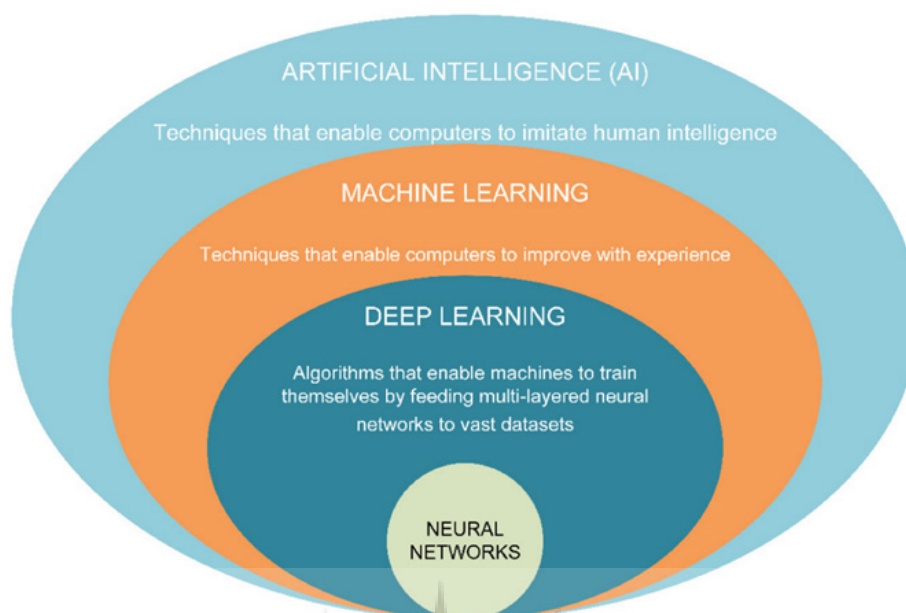
$$L(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i; \theta))^2$$

به دست می‌آید، که در آن θ پارامترهای مدل، y_i مقدار واقعی، و $f(x_i; \theta)$ پیش‌بینی است (Goodfellow et al., 2016). تکنیک‌های اصلی یادگیری در ML به سه دسته کلی؛ یادگیری با نظارت، بدون نظارت و تقویتی تقسیم می‌شوند. که در ادامه به عناصر و مفاهیم یادگیری ماشین با ذکر مصادیق آن در میراث فرهنگی، نظیر انواع داده، تکنیک‌های یادگیری، الگوریتم‌ها، و مدل‌ها پرداخته می‌شود.

پیشرفته‌تر مورد توجه قرار گرفته است. این رویکرد شامل ترکیب روش‌های مختلف یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی و گراف‌های دانش است که امکان توسعه مدل‌های مقیاس‌پذیرتر و تطبیق‌پذیرتر را فراهم می‌کند. چنین ترکیبی به سازمان‌ها کمک می‌کند تا دقت پیش‌بینی‌ها، تصمیم‌گیری‌های هوشمند و قابلیت‌های اتوماسیون را در سناریوهای پیچیده بهبود بخشند.

مهندسی هوش مصنوعی: یکی از چالش‌های اصلی در مسیر پذیرش گسترده هوش مصنوعی، مهندسی هوش مصنوعی است. بسیاری از سازمان‌ها فاقد زیرساخت‌های داده‌ای و عملیاتی مناسب برای استقرار هوش مصنوعی در مقیاس گسترده هستند. در پاسخ به این چالش، گارتنر بر اهمیت DataOps، ModelOps و DevOps در ایجاد فرآیندهای ساختاریافته و قابل تکرار برای توسعه، استقرار و مدیریت مدل‌های هوش مصنوعی تأکید دارد. این مفاهیم مهندسی، به سازمان‌ها کمک می‌کنند تا فرآیندهای توسعه مدل‌های یادگیری ماشین را بهینه‌سازی کرده و هوش مصنوعی را به صورت کارآمد در محیط‌های عملیاتی پیاده‌سازی کنند.

گراف‌های دانش: گراف‌های دانش یکی از فناوری‌های مهم در چرخه اوج‌گیری هوش مصنوعی ۲۰۲۴ محسوب می‌شوند که امکان نمایش بصری و شهودی اطلاعات و روابط پیچیده را فراهم می‌کنند. این فناوری، علاوه بر افزایش قابلیت تفسیرپذیری مدل‌های هوش مصنوعی، امکان ترکیب دانش ساختاریافته با یادگیری ماشین را مهیا می‌کند. برخلاف مدل‌های پیش‌بینی محور هوش مصنوعی مولد که ممکن است در برخی موارد نتایج نادرستی تولید کنند، گراف‌های دانش به بهبود دقت و استدلال منطقی در سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی کمک می‌کنند. نتایج مطالعات نشان می‌دهد که تعداد مقالات در زمینه AI در حفظ میراث فرهنگی از سال ۲۰۰۸ به بعد در حال افزایش است که نشان‌دهنده علاقه روزافزون به این موضوع است.



شکل ۳. AI و عناصر آن (Kaštalan et al., 2022).

Figure 3. AI and Its Elements (Kaštalan et al., 2022).

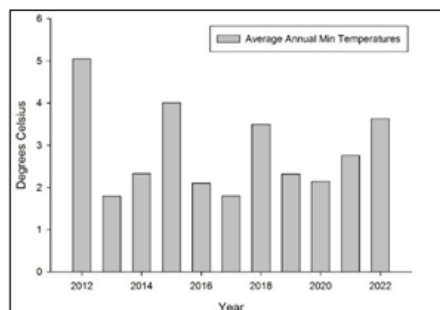
۱.۳. انواع داده در یادگیری ماشین

ML بر تحلیل و مدل‌سازی داده‌ها برای استخراج الگوها و پیش‌بینی‌ها متکی است، و نوع داده ورودی نقش اساسی در انتخاب الگوریتم‌ها و تکنیک‌های مناسب دارد. داده‌ها در یادگیری ماشین به دسته‌های مختلفی تقسیم می‌شوند که هر کدام ویژگی‌ها و چالش‌های خاص خود را دارند (Hastie et al., 2009). این دسته‌بندی بر اساس ساختار، ماهیت و نحوه تولید داده‌ها انجام می‌شود و شامل داده‌های عددی (Numerical)، داده‌های دسته‌ای (Categorical)، داده‌های متنی (Textual)، داده‌های تصویری (Image)، داده‌های صوتی (Audio)، داده‌های سری زمانی (Time Series) و داده‌های ساختاریافته (Structured) یا گرافی (Graph-Based) هستند. لازم به ذکر است که پیشرفت‌های اخیر در یادگیری عمیق، توانایی تحلیل داده‌های پیچیده‌تر مانند تصاویر و متون را تقویت کرده است. در ادامه، انواع داده‌ها به اختصار تشریح شده و به کاربردهای آن‌ها در میراث فرهنگی و هنر اشاره می‌شود. وجود بانک‌های اطلاعاتی و پایگاه‌های

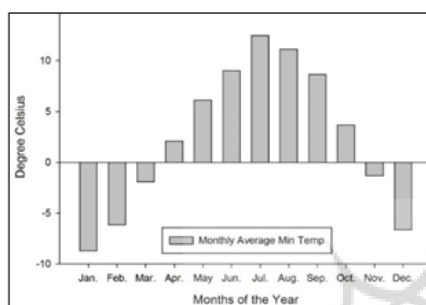
داده جامع و ساختاریافته، یکی از ضروری‌ترین نیازها برای پشتیبانی از یادگیری ماشین و عملکرد بهینه هوش مصنوعی در حوزه میراث فرهنگی و هنر است. این پایگاه‌ها به عنوان بنیان اصلی تحلیل‌های هوش مصنوعی، امکان دسترسی به داده‌های تاریخی، هنری و فرهنگی را فراهم می‌کنند و به بهبود دقت و کارایی مدل‌های هوش مصنوعی کمک می‌نمایند. بدون وجود چنین منابعی، چالش‌هایی مانند کمبود داده‌های باکیفیت، ناهمگونی اطلاعات و محدودیت در تحلیل‌های عمیق، به عنوان موانع جدی در مسیر پیشرفت هوش مصنوعی در این حوزه ظاهر می‌شوند.

۱.۱.۳. داده‌های عددی

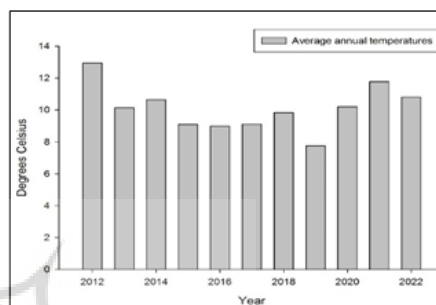
داده‌های عددی شامل مقادیر پیوسته (مثل دما) یا گسسته (مثل تعداد) هستند که اغلب به صورت کمی نمایش داده می‌شوند (شکل ۴). این داده‌ها با معیارهایی مانند میانگین و انحراف معیار تحلیل می‌شوند و در مدل‌هایی یادگیری کلاسیک مثل رگرسیون خطی یا SVM استفاده می‌شوند (Hastie et al., 2009). در میراث فرهنگی، داده‌های عددی از ابزارهای اندازه‌گیری مانند



الف) میانگین حداقل درجه حرارت در ۱۰ سال گذشته ورزقان.



ج) میانگین حداقل دمای همراه در طی ۱۰ سال گذشته ورزقان.



الف) میانگین حداقل درجه حرارت در ۱۰ سال گذشته ورزقان.

شکل ۴. شماتیکی از داده‌های عددی اطلاعات آماری هواشناسی شهرستان ورزقان آذربایجان شرقی.

Figure 4. Schematic representation of numerical data and statistical meteorological information for Varzeqan County, East Azerbaijan. (Razani & Nemani, 2024).

کاشی‌کاری اسلامی، یا تشخیص اصالت نقاشی‌ها (Fiorucci et al., 2020) کاربرد دارند. داده‌های دسته‌ای درک الگوهای فرهنگی و تاریخی را تسهیل می‌کنند، اما نیاز به پیش‌پردازش دقیق دارند.

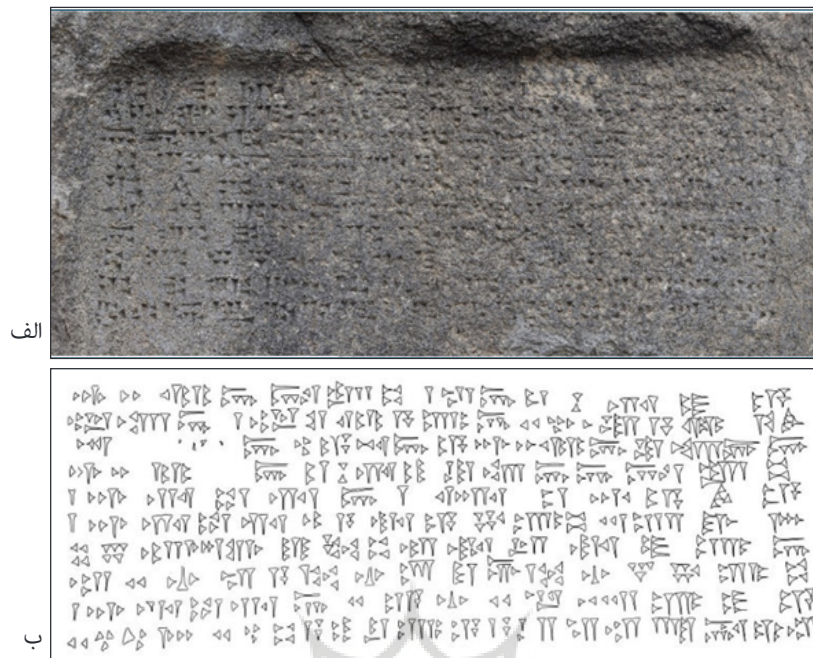
۳.۱.۳. داده‌های متنی

داده‌های متنی شامل کلمات، جملات، یا اسناد هستند که با روش‌هایی مثل TF-IDF یا نمایش‌های برداری (Word Embeddings) پردازش می‌شوند (Goodfellow et al., 2016) (شکل ۵). این داده‌ها برای مدل‌های زبانی مثل BERT، GPT یا T5 مناسب‌اند. در میراث فرهنگی، داده‌های متنی اغلب شامل سنگ نبشته‌ها، اسناد باستانی و نسخ تاریخی هستند که پردازش و تحلیل آن‌ها به شناسایی اصالت محتوایی، ترجمه، تفسیر، باز زنده‌سازی زبان‌های گذشته، تولید محتوای تاریخی برای دستیاران هوشمند و متعاقب آن بازدید کنندگان موزه‌ها و پژوهشگران کمک می‌کنند.

طیف‌سنجی XRF برای تحلیل شیمیایی آثار تاریخی (مثل میزان سیلیس در سفال‌ها) یا داده‌های محیطی (مثل رطوبت در یک مکان فرهنگی) استخراج می‌شوند. داده‌ها عددی به بازسازی و تحلیل‌های باستان‌شناسی مولکولی-ژنتیکی، پویایی فرهنگی، تخمین قدمت، پیش‌بینی تخریب، و غیره کمک می‌کنند و به‌دلیل ساختار ساده، با الگوریتم‌های یادگیری کلاسیک هم سازگاری مطلوبی دارند.

۲.۱.۳. داده‌های دسته‌ای

داده‌های دسته‌ای شامل مقادیر کیفی گسسته (مثل سبک هنری یا منشأ جغرافیایی) هستند که به‌صورت برجسب یا کلاس نمایش داده می‌شوند. این داده‌ها با کدگذاری (مثل One-Hot Encoding) برای الگوریتم‌هایی مثل Naive Bayes یا Decision Trees آماده می‌شوند (Mitchell, 1997). در میراث فرهنگی، این داده‌ها به عنوان مثال در طبقه‌بندی سبک‌های



شکل ۵. الف) تصویر ارتوفتو نمای کلی از وضعیت امروزی کتیبه میخی اورارتویی سفین‌دل .

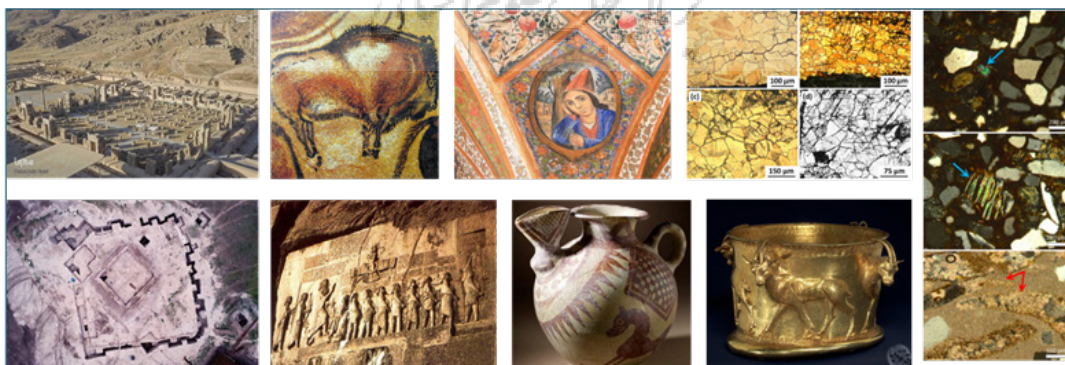
ب) ترسیم فنی متن کتیبه از روی تصویر پیشین آن (Razani et al., 2024) .

می‌شوند (LeCun et al., 2015). در میراث فرهنگی، داده‌های تصویری برای استخراج الگوهای خلاقانه، شناسایی جعل، تفسیر نتایج آزمایشگاهی، شناسایی تغییرات، سه‌بعدی سازی، بازسازی، و مرمت دیجیتال استفاده می‌شوند. این داده‌ها جزئیات بصری غنی ارائه می‌دهند، از موارد برجسته تحلیل داده‌های تصویری در کاربردهای میراث فرهنگی می‌توان به بازسازی نقاشی‌های پمپئی، شبیه‌سازی قطعات

از چالش‌های اساسی کار با داده‌های متنی میراث فرهنگی، می‌توان به ناقص بودن یا چندزبانه بودن آن‌ها اشاره کرد (Fiorucci et al., 2020).

۴.۱.۳. داده‌های تصویری

داده‌های تصویری به‌صورت آرایه‌های پیکسلی (مثل RGB) نمایش داده می‌شوند و با انواع الگوریتم‌های یادگیری مثل شبکه‌های مبتنی بر CNN پردازش



شکل ۶ شماتیکی از داده‌های تصویری برخی آثار شاخص میراث فرهنگی.

Figure 6. Schematic representation of image data of some prominent cultural heritage artifacts.

باستان‌شناختی)، پایش تخریب با ثبت سیگنال‌های التراسونیک، یا تغییرات عوامل محیطی محوطه‌ها برای پایش حفاظتی استفاده می‌شوند. بطور کلی این داده‌ها پیش‌بینی تغییرات را ممکن می‌سازند.

۷.۱.۳. داده‌های ساختار یافته یا گرافی

داده‌های گرافی شامل گره‌ها و یال‌ها (مثل شبکه‌های اجتماعی) هستند که با انواع الگوریتم‌ها نظیر GNN‌ها پردازش می‌شوند (Kipf & Welling, 2017). در میراث فرهنگی، داده‌های گرافی برای کاربردهایی نظیر تحلیل دیدگاه و احساسات بازدیدکنندگان از فضاهای فرهنگی مثل موزه‌ها، بازسازی سنت‌های شفاهی مثل شبکه‌های حرکتی رقص یا بازسازی روابط تجاری باستانی و غیره مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های گرافی روابط پیچیده را مدل‌سازی می‌کنند، اما به دلیل پیچیدگی ساختاری‌شان، پیاده‌سازی آن‌ها نسبتاً دشوار است.

۸.۱.۳. مجموعه دادگان تخصصی میراث

فرهنگی (CH) در کاربردهای ML

یکپارچه‌سازی رویکردهای ML با دادگان میراث فرهنگی با چالش‌های متعددی مواجه است که عمدتاً از موانع موجود در کیفیت و دسترسی به مجموعه‌های داده ناشی می‌شود. این چالش‌ها معمولاً به دلیل حجم محدود و در دسترس نبودن مجموعه‌های داده استفاده‌شده توسط محققان میراث فرهنگی به وجود

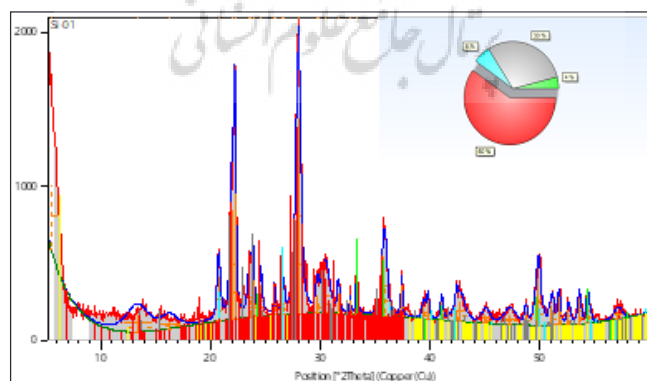
آسیب‌دیده و مفقودی (Picollo et al., 2020 Gaber et al., 2023)، و استخراج الگوهای کاشی‌ها اشاره کرد. از چالش‌های اساسی کار با داده‌های تصویری هزینه‌های محاسباتی بالا برای پردازش آن‌ها است.

۵.۱.۳. داده‌های صوتی

داده‌های صوتی شامل سیگنال‌های موجی (Waveforms) یا طیف‌نگاری (Spectrograms) هستند که با مدل‌هایی مثل RNN یا LSTM پردازش می‌شوند (Goodfellow et al., 2016). در میراث فرهنگی، صداها، موسیقی سنتی یا ثبت و ضبط اصوات تاریخی برای بازسازی میراث ناملموس (مثل آوازهای بومی) تحلیل می‌شوند. این داده‌ها به حفظ سنت‌های شفاهی کمک می‌کنند و در رابطه با مردم‌شناسی و مطالعات مرتبط با حفاظت و ثبت و مستندسازی انواع زبان‌ها و لهجه‌ها، آوازها و نواها کاربری زیادی دارند.

۶.۱.۳. داده‌های طیفی و سری زمانی

داده‌های سری زمانی شامل مقادیر متوالی در طول زمان (مثل لرزه‌نگاری) یا انواع طیف منابع مختلف نظیر آزمون‌های آزمایشگاهی (FT-IR، XRD و ...) و سیگنال‌های شناسایی و پایش گر مثل التراسونیک هستند (شکل ۷). در میراث فرهنگی، داده‌های طیفی و سری زمانی در کاربردهایی همچون پایش زلزله و لرزه (به عنوان مثال پایش تکانه‌های محوطه‌های



شکل ۷. شماتیک از داده‌های طیفی XRD سنگ نوشته سقیندل (Razani & Nemani, 2024).

Figure 7. Schematic representation of XRD spectral data from the Seqindel inscription. (Razani & Nemani, 2024).

می‌آید. اخیراً، موسسات میراث فرهنگی پیشرفت‌های قابل توجهی در ارائه مجموعه‌های دیجیتال بزرگ آثار هنری داشته‌اند.

یکی از بزرگترین مجموعه‌های داده متمرکز بر موزه‌ها، OmniArt است که آثار دیجیتالی جمع‌آوری شده از مجموعه‌های مختلف در سرتاسر جهان را شامل می‌شود. این مجموعه داده‌ها شامل اطلاعات پایه‌ای برای کارهایی مانند پیش‌بینی نویسنده، دوره، جنسیت و سبک آثار هنری است. مجموعه مهم دیگری Wikiart Paintings است که آثار هنری ۱۱۱۹ هنرمند را از قرن پانزدهم تا آثار هنرمندان معاصر شامل می‌شود و از متاداده برای طبقه‌بندی بر اساس سبک، جنسیت و سازنده استفاده می‌کند. علاوه بر این، مجموعه داده BAM که بر آثار هنری معاصر تمرکز دارد، از پورتفولیوهای هنرمندان حرفه‌ای و تجاری از Behance جمع‌آوری شده است. دیگر مجموعه‌های مهم شامل IconArt است که شامل نقاشی‌های قرن‌های ۱۱ تا ۲۰ میلادی است؛ PrintArt که شامل چاپ آثار هنری از کتابخانه دیجیتال Artstor است و مجموعه داده Rijksmuseum که شامل تکتیرهای عکسی از آثار هنری نمایش داده‌شده در این موزه است. همچنین پلتفرم‌های Europeana و Web

Gallery of Art دادگان گسترده تجسمی و موزه‌ای را ارائه می‌دهند. Europeana یک پایگاه داده دیجیتال با بیش از ۵۰ میلیون اثر از موزه‌ها و آرشیوهای اروپایی است که متادیتای چندزبانه برای تحلیل سبک و تاریخ فراهم می‌کند، در حالی که Web Gallery of Art شامل تصاویر باکیفیت نقاشی‌ها و مجسمه‌های قرن دوازدهم تا نوزدهم است. علاوه بر این، باستان‌شناسان به توسعه مجموعه‌های داده مرجع پرداخته‌اند، به ویژه در سنجش از دور باستان‌شناسی. یکی از نمونه‌های برجسته مجموعه داده Arran است که برای شناسایی محوطه‌های باستان‌شناسی با استفاده از داده‌های LiDAR طراحی شده است. این مجموعه داده شامل داده‌های برچسب‌گذاری شده برای کارهایی مانند بخش‌بندی^{۱۳} تصویر و طبقه‌بندی^{۱۴} محوطه‌های باستان‌شناسی است و تمرکز آن بر جذب محققان ML برای توسعه روش‌هایی برای مقابله با چالش‌های باستان‌شناسی است (Fiorucci et al., 2020).

۲.۳. روش‌های یادگیری ماشین

یادگیری ماشین با ارائه روش‌های متنوع یادگیری، از تحلیل داده‌ها تا حل مسائل پیچیده را ممکن می‌سازد. این روش‌ها، که بر اساس میزان نظارت و

جدول ۱. روش‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های شاخص آن‌ها.

Table 1: Machine learning methods and their key algorithms .

روش	مدل‌ها و الگوریتم‌های شاخص (کلاسیک و عمیق)
نظارت‌شده (Supervised)	کلاسیک: SVM, Decision Trees, Logistic Regression, Random Forest عمیق: CNN, RNN, YOLO, Mask R-CNN
نیمه‌نظارت‌شده (Semi-Supervised)	کلاسیک: Semi-Supervised SVM, Label Propagation, Co-Training عمیق: Deep Co-Training, Ladder Networks
خودنظارت‌شده (Self-Supervised)	کلاسیک: محدود (اغلب عمیق است) عمیق: DINO, BERT, Autoencoders, SimCLR
بدون نظارت (Unsupervised)	کلاسیک: K-Means, PCA, DBSCAN عمیق: VAE (Variational Autoencoders), GAN, DBN (Deep Belief Networks)
تقویتی (Reinforcement)	کلاسیک: Q-Learning عمیق: DQN, PPO, SAC, DDPG

نوع داده‌ها دسته‌بندی می‌شوند، هر کدام به شیوه‌ای خاص الگوها را استخراج می‌کنند. انتخاب روش مناسب به ساختار داده و هدف کاربرد بستگی دارد (Hastie et al., 2009)، که امر در میراث فرهنگی و هنر از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (جدول ۱).

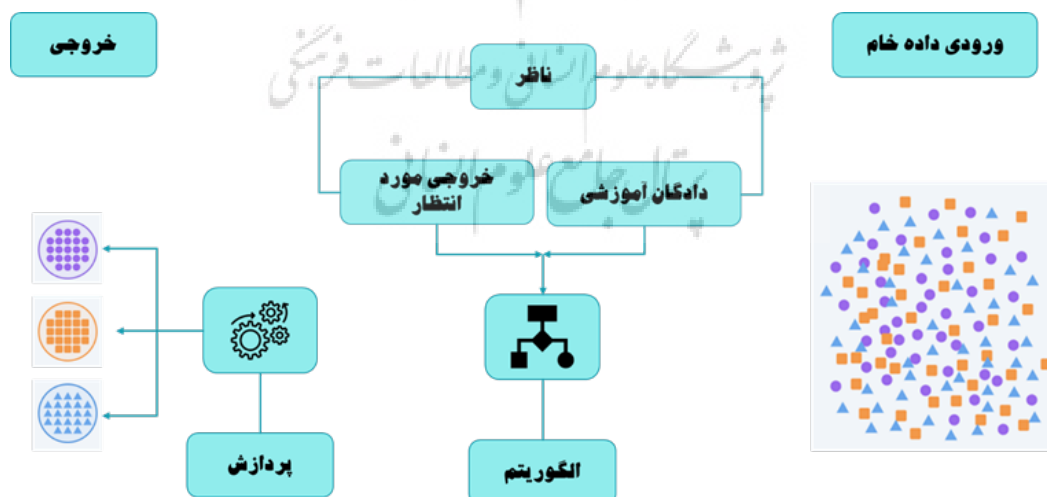
۱.۲.۳. یادگیری با نظارت (Supervised Learning)

یادگیری با نظارت یا همان یادگیری نظارت‌شده یکی از روش‌های اصلی یادگیری ماشین است که در آن به یک سیستم با استفاده از مثال‌های آماده آموزش داده می‌شود تا پیش‌بینی کند یا تصمیم بگیرد (شکل ۸). مثال ساده اینکه به یک دانش‌آموز سؤال و جواب‌های درست را بدهیم تا یاد بگیرد و بعد از او بخواهیم سؤال‌های جدید را پاسخ دهد. مثلاً، اگر بخواهیم ماشینی نقاشی‌های ون‌گوگ را تشخیص دهد، به آن تصاویر نقاشی‌ها را با برچسب «ون‌گوگ» یا «دیگران» نشان می‌دهیم تا الگوها را یاد بگیرد (Russell & Norvig, 2021). در واقع در این تکنیک با نظارت مدل با استفاده از داده‌های برچسب‌دار (ورودی و خروجی مشخص) آموزش می‌بیند تا الگوها را یاد بگیرد و پیش‌بینی کند. این روش با کمینه‌سازی خطا بین پیش‌بینی‌ها و برچسب‌ها (مثل تابع هزینه:

از نظر علمی، یادگیری نظارت‌شده فرآیندی است که در آن یک مدل ریاضی تابع $f: X \rightarrow Y$ را می‌سازد، که X مجموعه ورودی‌ها (مثلاً ویژگی‌های تصویر مثل رنگ و خطوط) و Y خروجی‌ها (مثلاً نام هنرمند) است. این مدل با داده‌های آموزشی.

$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ که شامل جفت‌های ورودی-خروجی است، آموزش می‌بیند. هدف، کمینه کردن تابع هزینه پیش‌بینی مدل است (Goodfellow et al., 2016).

طبقه‌بندی وظیفه‌ای است که در آن مدل خروجی‌های گسسته یا دسته‌بندی‌شده (مثلاً برچسب‌ها) را پیش‌بینی می‌کند. به زبان ساده، مثل این است که به یک مدل ML یا اصلاً یک ماشین بگوییم یک نقاشی متعلق به کدام هنرمند است یا یک شیء باستانی مربوط به کدام دوره تاریخی است. از نظر ریاضیاتی، هدف یافتن مرزی^{۱۵} است که داده‌ها را به دسته‌های مختلف جدا کند. داده‌های آموزشی



شکل ۸. الگویی از یادگیری با نظارت.

Figure 8. A model of supervised learning.

می‌کند. به عبارتی در یادگیری خود-نظارت‌شده مدل بدون برچسب صریح، از خود داده‌ها برای یادگیری استفاده می‌کند. و با پیش‌بینی بخش‌های پنهان داده، این روش به‌عنوان راهی برای یادگیری نمایش‌های مفید بدون نیاز به نظارت انسانی توصیف می‌شود، که در مدل‌هایی مثل BERT رایج است.

(Caron et al., 2021; Bishop & Bishop, 2024a)

۴.۲.۳. یادگیری بدون نظارت

(Unsupervised Learning)

یادگیری بدون نظارت از جمله روش‌های ML است که در آن مدل بدون داشتن برچسب یا پاسخ مشخص، الگوها و ساختارهای پنهان را در داده‌ها کشف می‌کند (شکل ۹). مثال ساده، به ماشینی مجموعه نقاشی بدهیم و بگوییم بدون دانستن نام هنرمندان، آن‌ها را بر اساس شباهت دسته‌بندی کند یا ویژگی‌های مشترک‌شان را پیدا کند. برخلاف یادگیری نظارت‌شده، در اینجا داده‌ها به‌صورت $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ هستند و هیچ y_i (خروجی) از پیش تعیین‌شده‌ای وجود ندارد. خوشه‌بندی و کاهش ابعاد (K-Means یا PCA) از جمله مسائل برجسته یادگیری بدون نظارت هستند، که با بیشینه‌سازی شباهت درون‌گروهی.

$J = \sum ||x - \mu||^2$) عمل می‌کنند. این تکنیک‌ها برای داده‌های ناشناخته ایده‌آل است (Bishop, 2006).

۵.۲.۳. یادگیری تقویتی

(Reinforcement Learning)

یادگیری تقویتی تکنیکی است که در آن یک عامل (Agent) از طریق تعامل با محیط و دریافت پاداش یا جریمه، سیاست بهینه برای تصمیم‌گیری را می‌آموزد. مدل‌های مبتنی بر این روش با بیشینه‌سازی پاداش تجمعی $G_t = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1}$ عمل می‌کند و برای مسائل پویا و بدون داده برچسب‌دار مناسب هستند (شکل ۱۰). یادگیری تقویتی با آزمون و خطا پیش می‌رود و در محیط‌های پیچیده کاربرد دارد (Sutton and Barto, 2018). از نظر ریاضیاتی، یادگیری تقویتی بر پایه فرآیند تصمیم‌گیری مارکوف^{۱۶} (MDP) است که

به‌صورت $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ هستند، که y_i برچسب‌هایی مثل $\{0, 1\}$ یا $\{\text{اون گوغ}, \text{پیکاسو}\}$ است (Russell & Norvig, 2021).

رگرسیون وظیفه‌ای است که خروجی‌های پیوسته یا عددی را پیش‌بینی می‌کند. به زبان ساده، مثل این است که از ماشین بخواهیم قدمت یک اثر یا دمای مناسب برای نگهداری آن را حدس بزنند. داده‌های آموزشی مشابه $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ هستند، اما y_i مقادیر عددی (مثلاً ۵۰۰ سال یا ۲۰ درجه) است (Russell & Norvig, 2021).

طبقه‌بندی و رگرسیون هر دو از داده‌های برچسب‌دار استفاده می‌کنند و بهینه‌سازی مشابهی دارند، اما خروجی طبقه‌بندی گسسته و رگرسیون پیوسته است. در عمل، انتخاب بین آن‌ها به مسئله بستگی دارد: تشخیص سبک هنری (طبقه‌بندی) یا پیش‌بینی قدمت یک شیء (رگرسیون).

۲.۲.۳. یادگیری نیمه-نظارت‌شده

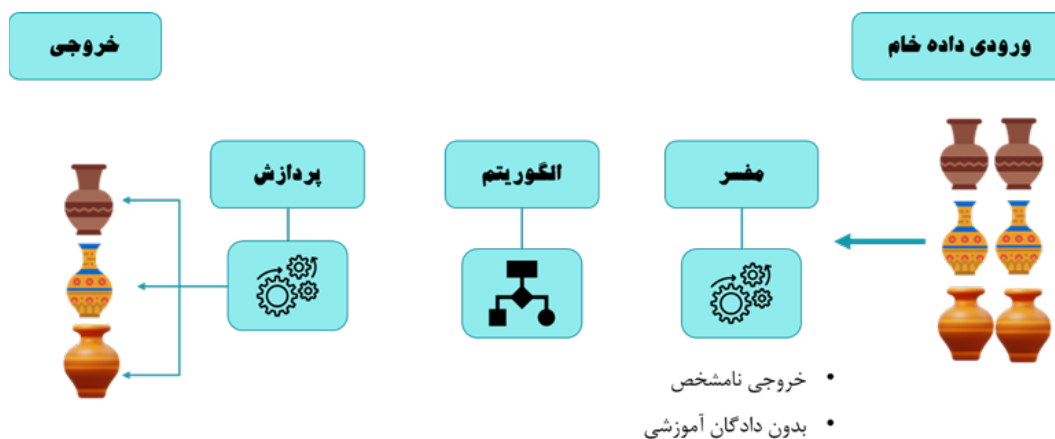
(Semi-Supervised Learning)

یادگیری نیمه-نظارت‌شده ترکیبی از یادگیری نظارت‌شده و بدون نظارت است که از مقدار کمی داده برچسب‌دار و مقدار زیادی داده بدون برچسب بهره می‌گیرد و با فرض تداوم یا خوشه‌بندی داده‌ها عمل می‌کند. مثال ساده اینکه به ماشینی چند نقاشی با نام هنرمند بدهیم و بگوییم بقیه را خودش با مقایسه حدس بزنند. این روش وقتی داده‌های برچسب‌دار کم، و برچسب‌گذاری کامل هزینه‌بر باشد، بسیار مفید است (Goodfellow et al., 2016; Russell & Norvig, 2021).

۳.۲.۳. یادگیری خود-نظارت‌شده

(Self-Supervised Learning)

یادگیری خود-نظارت‌شده روشی است که در آن مدل از خود داده‌ها برای یادگیری بهره می‌برد. مثال ساده، به ماشینی یک نقاشی بدهیم و بگوییم خودش حدس بزند قسمت مفقودش چیست، یا از توضیحات خودش یاد بگیرد. این روش از داده‌های بدون برچسب بهره می‌برد و برچسب‌ها را از ساختار داده‌ها استخراج



شکل ۹. الگویی از یادگیری بدون نظارت .

Figure 9. A model of unsupervised learning .

۳.۳. الگوریتم‌های کلاسیک یادگیری ماشین

الگوریتم‌های کلاسیک ML به‌عنوان ستون فقرات بسیاری از کاربردهای هوش مصنوعی در میراث فرهنگی و هنر عمل می‌کنند و توانایی تحلیل داده‌های پیچیده و استخراج الگوهای معنادار را فراهم می‌سازند. این الگوریتم‌ها، که از مدل‌های ریاضیاتی و محاسباتی بهره می‌برند و در وظایفی که با محدودیت محاسبات گرافیکی و پیچیدگی پیاده‌سازی مواجه باشیم نقش کلیدی دارند. در ادامه، الگوریتم برجسته ML کلاسیک به اختصار تشریح شده‌اند.

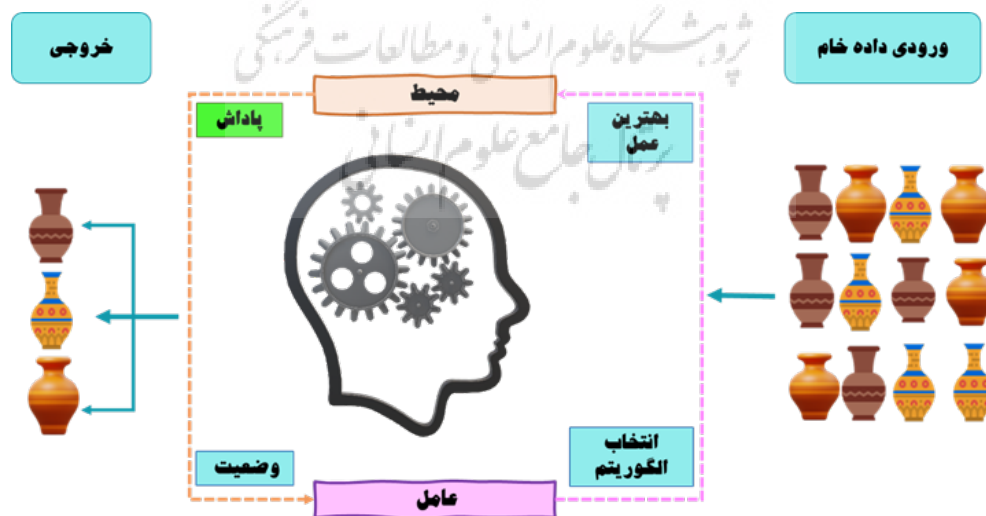
شامل:

وضعیت یا حالت‌ها^{۱۸} (S): (مثلاً موقعیت ربات در موزه).

عمل یا اقدامات^{۱۸} (A): انتخاب‌های عامل.

پاداش^{۱۹} (R(s,a)): بازخورد محیط.

سیاست^{۲۰} ($\pi(a|s)$): که احتمال انتخاب اقدام بهینه a در حالت s را تعیین می‌کند.



شکل ۱۰. الگویی از یادگیری تقویتی .

Figure 10. A model of reinforcement learning .

۱.۳.۳. ماشین بردار پشتیبان (SVM)

SVM یک الگوریتم یادگیری نظارت‌شده است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون طراحی شده و با یافتن یک ابرصفحه بهینه ($w^T x + b = 0$) در فضایی با ابعاد بالا، داده‌ها را به دو یا چند دسته طبقه‌بندی می‌کند. این الگوریتم با حداکثر کردن حاشیه جداسازی و استفاده از تابع هزینه، حتی در حضور داده‌های دارای نویز عملکردی پایدار دارد. SVM با استفاده از تابع هسته مثل هسته گاوسی، مسائل غیرخطی را نیز حل می‌کند و آن را به ابزاری قدرتمند در تحلیل داده‌های پیچیده تبدیل کرده است. این روش به دلیل تعادل بین دقت و تعمیم‌پذیری، در حوزه‌های مختلف علوم داده محبوب است (Hastie et al., 2009).

در حوزه میراث فرهنگی، ماشین‌های بردار پشتیبان در کاربردهای متنوعی به کار گرفته شده‌اند. به عنوان مثال، در تحلیل احساسات متون فرهنگی، SVM به عنوان یک طبقه‌بند متون برای تحلیل احساسات در متون مرتبط با میراث فرهنگی مورد استفاده قرار گرفته است (Zhang and Li, 2025). همچنین، در طبقه‌بندی تصاویر میراث ناملموس، SVM برای طبقه‌بندی تصاویر مرتبط با میراث فرهنگی ناملموس، با استفاده از ویژگی‌های بصری استخراج‌شده از

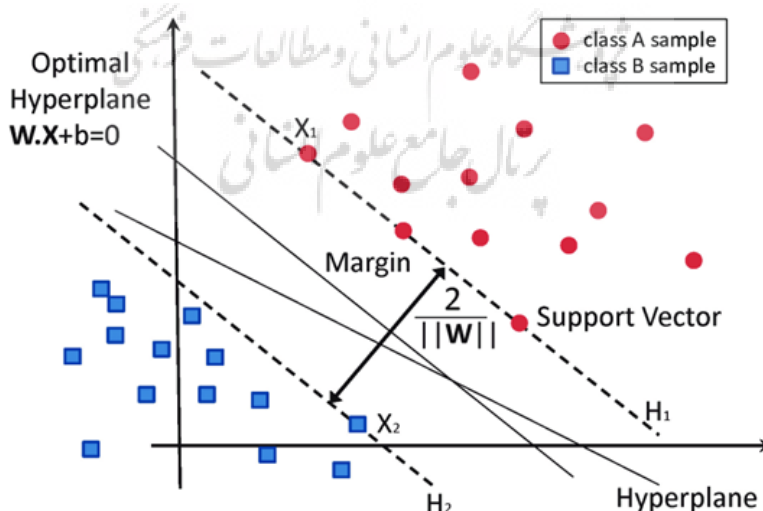
شبکه‌های عصبی عمیق، به کار رفته‌اند (Nguyen and Le, 2020). علاوه بر این، در ارزیابی شدت آسیب در بناهای تاریخی، SVMها برای طبقه‌بندی خودکار شدت آسیب در بناهای میراثی، با دقت بالا در شرایط واقعی، استفاده شده‌اند (Wang and Zhang, 2023).

۲.۳.۳. خوشه‌بندی K-Means

K-Means یک الگوریتم خوشه‌بندی بدون نظارت است که داده‌ها را به K گروه تقسیم می‌کند و با کمینه‌سازی واریانس درون خوشه‌ای.

$$J = \sum_{i=1}^K \sum_x S_i \|x - \mu_i\|^2,$$

نقاط حول مراکز خوشه‌ها سازمان‌دهی می‌شوند. این روش را به دلیل سرعت و سادگی در کشف ساختارهای پنهان در داده‌ها مورد توجه قرار گرفته است، اگرچه نیاز به تعیین تعداد خوشه‌ها (K) و حساسیت به مقداردهی اولیه مراکز چالش‌هایی را ایجاد می‌کند. این الگوریتم با تکرار مراحل تخصیص و به‌روزرسانی، به همگرایی می‌رسد و در تحلیل داده‌های بدون برچسب مؤثر است (Hastie et al., 2009). در حوزه میراث فرهنگی، الگوریتم خوشه‌بندی K-Means کاربردهای متنوعی دارد که به بهبود مدیریت و تحلیل داده‌های فرهنگی کمک می‌کند. یکی از این



شکل ۱۱. الگوریتم SVM (García-Gonzalo et al., 2016).

Figure 11. SVM algorithm (García-Gonzalo et al., 2016).

می‌کند که نیاز به تکنیک‌های تحلیلی پیشرفته دارند. PCA به‌عنوان ابزاری قوی برای کاهش ابعاد داده‌ها عمل کرده و به محققان این امکان را می‌دهد که الگوها و تغییرات موجود در داده‌های طیفی را شناسایی کنند که با ترکیب‌های مختلف مواد یا وضعیت‌های حفظ آثار هم‌راستا هستند. این کاربرد باعث بهبود توانایی تحلیل و تفسیر ترکیب شیمیایی آثار بدون آسیب‌رسانی به آن‌ها می‌شود، و در نتیجه از حفظ سلامت آن‌ها به اطمینان می‌رسد (Smith & Clark, 2020).

یکی دیگر از کاربردهای برجسته PCA در تحلیل داده‌های تصویربرداری چندطیفی (MSI) برای آثار تاریخی است. تصویربرداری چندطیفی در طول موج‌های مختلف تصاویر را ثبت کرده و مجموعه داده‌های بزرگی تولید می‌کند که تفسیر آن‌ها چالش‌برانگیز است. PCA در کاهش ابعاد این مجموعه داده‌ها کمک کرده و شناسایی ویژگی‌هایی مانند نقاشی‌های اولیه، تغییرات یا تخریب‌ها در آثار هنری را تسهیل می‌کند. با برجسته کردن تفاوت‌های ظریف در ویژگی‌های مواد، PCA به حفاظت‌گران و محققان این امکان را می‌دهد که تصمیمات آگاهانه‌ای در خصوص استراتژی‌های مرمت و حفظ آثار اتخاذ کنند (Jones et al., 2020).

علاوه بر این، PCA در تحلیل داده‌های طیف‌سنجی فلورسانس پرتو ایکس (XRF) برای آثار باستان‌شناسی نیز کاربرد داشته است. دستگاه‌های دستی XRF داده‌های پیچیده‌ای تولید می‌کنند که نیاز به روش‌های تحلیلی مؤثر دارند. PCA به کاهش ابعاد این داده‌ها کمک کرده و امکان شناسایی ترکیب‌های عنصری و طبقه‌بندی مواد را فراهم می‌آورد. این کاربرد به‌ویژه در باستان‌شناسی ارزشمند است، جایی که تحلیل‌های غیرمخرب برای حفظ پایداری آثار ضروری است (Shugar & Mass, 2012).

۴.۳.۳. درخت تصمیم (Decision Trees)

درخت تصمیم یک الگوریتم یادگیری نظارت‌شده است که بر اساس قوانین شرطی (مثل $x_i > \theta$)، با تقسیم داده‌ها به زیرمجموعه‌ها یک ساختار درختی

کاربردها، تحلیل بازدیدکنندگان موزه است؛ با استفاده از K-Means، می‌توان بازدیدکنندگان را بر اساس رفتار و ترجیحاتشان گروه‌بندی کرده و به درک بهتری از نیازها و علایق آن‌ها دست یافت (Falk and Dierking, 2024). همچنین، در تحلیل ترکیب رنگ در تصاویر، با به‌کارگیری K-Means، می‌توان رنگ‌های غالب در تصاویر را استخراج کرده و به بهبود کیفیت تصاویر و تحلیل‌های بصری کمک کرد (Gomes and Silva, 2021). علاوه بر این، در بررسی اثربخشی نظارت بدون نظارت در میراث فرهنگی، با استفاده از تکنیک‌های خوشه‌بندی مانند K-Means، می‌توان به ارزیابی و نظارت بر وضعیت میراث فرهنگی پرداخت و مناطقی که نیاز به توجه دارند را شناسایی کرد (Zafeiropoulos et al., 2021).

۳.۳.۳. تحلیل مولفه‌های اصلی (PCA)²¹

روش PCA کاهش ابعاد بدون نظارت است که با تبدیل داده‌ها به مجموعه‌ای از عناصر اصلی، واریانس را حداکثر می‌کند و ابعاد غیرضروری را حذف می‌کند. این الگوریتم با محاسبه مقادیر ویژه و بردارهای ویژه ماتریس کوواریانس ($\Sigma = U\Lambda U^T$) عمل می‌کند. PCA به‌دلیل توانایی‌اش در ساده‌سازی داده‌ها بدون از دست دادن اطلاعات کلیدی، در پیش‌پردازش و تحلیل اکتشافی پرکاربرد است. و با کاهش پیچیدگی محاسباتی، تحلیل داده‌های چندبعدی را تسهیل می‌کند (Bishop 2006).

PCA نقش اساسی در پیشبرد تحلیل داده‌های میراث فرهنگی داشته است و این امکان را فراهم کرده که داده‌های پیچیده به فرم‌های قابل‌درک‌تر تبدیل شوند. PCA برای تحلیل داده‌های چندبعدی شیمیایی و ژنتیکی استفاده می‌شود. Reich و همکاران (۲۰۲۳) از PCA در پروژه AADR برای تحلیل ژنوم‌های باستانی آفریقا و خاورمیانه بهره بردند و با کاهش ابعاد داده‌ها، منشأ مشترک جوامع کشاورزی را با وضوح بالا ردیابی کردند، که به درک الگوهای فرهنگی کمک کرد.

یکی دیگر از کاربردهای مهم PCA در تفسیر داده‌های طیف‌سنجی رامان برای مطالعه مواد میراث فرهنگی است. طیف‌سنجی رامان داده‌های پیچیده‌ای تولید

شده است. این ترکیب، مدیریت داده‌ها و فرآیندهای تصمیم‌گیری را در حفظ و مرمت بناهای تاریخی تسهیل می‌کند (Dore & Murphy, 2020).

۵.۳.۳. جنگل تصادفی (Random Forest)

جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری نظارت‌شده مبتنی بر مجموعه (Ensemble) است که با ترکیب چندین درخت تصمیم و انتخاب رأی اکثریت یا میانگین خروجی‌ها، دقت و پایداری را افزایش می‌دهد. این الگوریتم با نمونه‌گیری تصادفی (Bootstrap) و انتخاب تصادفی ویژگی‌ها در هر گره ($m < p$)، از بیش‌برازش جلوگیری می‌کند و با معیارهایی مثل کاهش Gini یا انتروپی بهینه می‌شود. الگوریتم جنگل تصادفی به دلیل توانایی‌اش در مدیریت داده‌های دارای نویز، غیرخطی، و چندبعدی، یکی از قدرتمندترین الگوریتم‌های کلاسیک معرفی شده است که با تعادل بین پیچیدگی و تعمیم‌پذیری، در مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون کاربرد است (Breiman 2001; Bishop 2006). الگوریتم جنگل تصادفی به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین، کاربردهای متعددی در زمینه حفظ و مدیریت میراث فرهنگی دارد. این الگوریتم به دلیل توانایی بالا در تحلیل داده‌های پیچیده و استخراج الگوهای معنادار، ابزاری قدرتمند برای پیش‌بینی، طبقه‌بندی و بازسازی داده‌های مرتبط با میراث فرهنگی است. در ادامه، سه نمونه برجسته از این کاربردها تشریح شده است.

جنگل تصادفی در طبقه‌بندی و تحلیل تصاویر میراث فرهنگی نیز عملکرد چشمگیری نشان داده است. پژوهشی نشان داد که این الگوریتم در مقایسه با سایر روش‌های مبتنی بر درخت تصمیم، دقت بالاتری در استخراج ویژگی‌ها و طبقه‌بندی تصاویر دارد. این ویژگی‌ها شامل شناسایی الگوها و عناصر خاص فرهنگی در تصاویر دیجیتال است که می‌تواند برای مستندسازی و حفظ آثار فرهنگی به‌کار رود (Unger et al., 2020). یکی دیگر از کاربردهای جنگل تصادفی، استفاده از آن در بازسازی سه‌بعدی اماکن تاریخی است. در مطالعه‌ای مرتبط با معبد هرا، الگوریتم جنگل تصادفی برای طبقه‌بندی معنایی ابرنقاط حاصل از فتوگرامتری UAV و نقشه‌برداری GNSS استفاده

برای طبقه‌بندی یا رگرسیون می‌سازد. این الگوریتم با حداکثر کردن معیارهایی مثل اطلاعات به‌دست‌آمده، یا شاخص Gini عمل می‌کند که به دلیل شفافیت و تفسیرپذیری‌اش قابل توجه قرار گرفته است، هرچند باید این نکته را در نظر داشت که حساسیت به داده‌های نویز و خطر بیش‌برازش (Overfitting) از محدودیت‌های آن است (Hastie et al., 2009).

الگوریتم‌های درخت تصمیم در برخی از وظایف مختلف میراث فرهنگی به ابزاری ساده و مفید تبدیل شده‌اند و راه‌حل‌های محکمی برای طبقه‌بندی تصاویر، مدل‌سازی پیش‌بینی و تحلیل داده‌ها ارائه می‌دهند. در حوزه طبقه‌بندی تصاویر میراث فرهنگی، درخت‌های تصمیم، به‌ویژه الگوریتم جنگل تصادفی، عملکرد برتری از خود نشان داده‌اند. به‌عنوان مثال، در پژوهشی که از طبقه‌بندی جنگل تصادفی استفاده شد، دقت ۹۸ درصد در طبقه‌بندی تصاویر میراث فرهنگی به‌دست آمد که از الگوریتم‌های دیگر مانند درخت‌های تصمیم، Naïve Bayes و طبقه‌بندی پرسپترون چندلایه پیشی گرفت (Jankovic Babic, 2024). این دقت بالا اثربخشی الگوریتم را در پردازش مجموعه داده‌های پیچیده تصویری در دامنه میراث فرهنگی تأکید می‌کند.

علاوه بر طبقه‌بندی تصاویر، الگوریتم‌های مبتنی بر درخت تصمیم در مدل‌سازی پیش‌بینی باستان‌شناسی (APM) نیز به‌کار گرفته شده‌اند. الگوریتم جنگل تصادفی، یک روش ترکیبی مبتنی بر درخت‌های تصمیم، برای تحلیل الگوهای استقرار و پیش‌بینی مکان‌های محوطه‌های باستان‌شناسی به‌کار رفته است. این رویکرد، تحقیقات باستان‌شناسی سنتی را با تکنیک‌های پیشرفته یادگیری ماشین ترکیب می‌کند و باعث افزایش کارایی و دقت در انجام نظرسنجی‌های باستان‌شناسی می‌شود (Willemssen et al., 2020). علاوه بر این، الگوریتم‌های درخت تصمیم از طریق مدل‌سازی اطلاعات بناهای میراثی (H-BIM) در مدیریت بناهای تاریخی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. الگوریتم J48 که پیاده‌سازی خاصی از درخت‌های تصمیم است، برای طبقه‌بندی و مدیریت عناصر معماری در سیستم‌های H-BIM به‌کار گرفته

(Pooling)، و کاملاً متصل (Fully Connected) تشکیل می‌شوند. لایه کانولوشنی با فیلترهایی مثل $(W * X)$ ویژگی‌های محلی (مثل لبه‌ها) را استخراج می‌کند و با تابع فعال‌سازی $f(x) = \max(0, x)$ غیرخطی بودن را اضافه می‌کند. لایه تجمیعی ابعاد را کاهش می‌دهد و با کمینه‌سازی تابع هزینه $(L = \sum (y - \hat{y})^2)$ ، مدل بهینه می‌شود. CNNها به‌عنوان شبکه پایه مدل‌های پیشرفته ML به‌شمار می‌ورند که در مسائل تشخیص و بازسازی بصری پیشرو هستند (LeCun 2015).

شبکه‌های عصبی پیچشی CNNs به‌عنوان یکی از تکنیک‌های پیشرفته در یادگیری عمیق، در تحلیل داده‌های میراث فرهنگی نقش چشمگیری دارند. توانایی این الگوریتم‌ها در شناسایی الگوهای پیچیده و استخراج ویژگی‌های معنادار، آن‌ها را به ابزاری مؤثر برای حفظ و مستندسازی میراث فرهنگی تبدیل کرده است. در ادامه، کاربردهای برجسته این شبکه‌ها در وظایف میراث فرهنگی به اختصار تشریح شده‌اند:

شبکه‌های عصبی پیچشی در طبقه‌بندی تصاویر مرتبط با میراث فرهنگی عملکرد بسیار قابل‌توجهی دارند. در یک مطالعه، از یک مدل CNN برای طبقه‌بندی تصاویر مربوط به معماری میراث فرهنگی به ده دسته مختلف استفاده شد. این مدل توانست با دقت بالا ویژگی‌های تصاویر را شناسایی کرده و به‌درستی دسته‌بندی کند. این روش می‌تواند به سازمان‌دهی و مستندسازی آثار فرهنگی کمک شایانی کند (Cosovic & Jankovic., 2020).

یکی دیگر از کاربردهای برجسته CNNها، بازسازی و ترمیم دیجیتال آثار هنری است. در یک پژوهش، یک مدل CNN برای ترمیم تصاویر هنری تخریب‌شده توسعه داده شد. این مدل توانست جزئیات ظریف آثار را بازسازی کرده و کیفیت تصویر را بهبود بخشد. استفاده از این روش به حفظ آثار هنری در محیط دیجیتال کمک می‌کند و امکان دسترسی به نسخه‌های باکیفیت آثار تخریب‌شده را فراهم می‌آورد (Wang et al., 2023). در پژوهشی که به طبقه‌بندی و گونه‌شناسی سفال‌های عصر آهن II با استفاده از توابع ریاضی (RTC) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی با استفاده از نرم افزار مطلب پرداخته است، با دقت ۹۵ درصد، سفال‌ها در سه گروه

شد. این روش به جداسازی دقیق اجزای مختلف سازه‌های تاریخی کمک کرده و امکان بازسازی مجازی دقیق‌تر را فراهم کرد (Wenzel et al., 2021).

۴.۳. معماری پایه الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین

الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین مبتنی بر شبکه‌های عصبی و یادگیری عمیق به‌عنوان یکی از مهم‌ترین تحولات دهه‌های اخیر در علوم داده، توانایی تحلیل داده‌های پیچیده و چندبعدی را به سطح جدیدی رسانده‌اند. این الگوریتم‌ها، که از ساختارهای چندلایه الهام‌گرفته از مغز انسان استفاده می‌کنند، با مدل‌سازی روابط غیرخطی و استخراج خودکار ویژگی‌ها، از روش‌های کلاسیک پیشی گرفته‌اند. یادگیری عمیق با بهره‌گیری از معماری‌های چندلایه و الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند گرادیان نزولی $(\theta = \theta - \eta \nabla L)$ داده‌های خام را به نمایش‌های سطح بالا تبدیل می‌کند که در مسائل تصویری، متنی، و ساختاری کاربرد دارند (Bishop & Bishop, 2024a). این پیشرفت‌ها، که با قدرت محاسباتی GPUها و داده‌های عظیم تقویت شده‌اند، در میراث فرهنگی و هنر قابلیت‌هایی چون بازسازی آثار، تحلیل ژنتیکی، تجربه‌های تعاملی و بسیاری از فناوری‌های نو ظهور را فراهم کرده‌اند. در مقابل الگوریتم‌های کلاسیک که به پیش‌پردازش دستی وابسته‌اند، این روش‌ها به‌طور خودکار ویژگی‌ها را یاد می‌گیرند و در وظایف پیچیده‌تر مانند تحلیل چندوجهی و تولید محتوا برجسته‌اند (LeCun et al., 2015). به‌طور کلی مدل‌های پیشرفته را می‌توان به سه دسته، عمیق (برجسته‌ترین الگوریتم‌ها: R-CNN، LSTM، YOLO، GAN)، تقویتی (برجسته‌ترین الگوریتم‌ها: DQN، DDPG، SAC، PPO)، و زبانی بزرگ یا مولد (برجسته‌ترین مدل‌ها: BERT، GPT، T5) تقسیم کرد. در ادامه، شبکه و معماری‌های پایه الگوریتم‌ها پیشرفته به اختصار تشریح شده‌اند.

۱.۴.۳. شبکه‌های کانولوشنی²² (CNN)

برای پردازش داده‌های بصری و تصویری CNNها طراحی شده‌اند و از لایه‌های کانولوشنی، تجمیعی

این معماری با گرادیان نزولی و روش‌هایی مثل LSTM²⁴ برای حل مشکل محو گرادیان بهینه می‌شود. Goodfellow و همکاران (2016) RNN را ابزاری کلیدی برای تحلیل داده‌های ترتیبی می‌دانند که با تابع هزینه $(L = -\sum \log P(x_t))$ آموزش می‌بیند. شبکه‌های عصبی بازگشتی یا RNNs یکی از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری عمیق هستند که در پردازش داده‌های متوالی عملکرد بسیار مناسبی دارند. این قابلیت، آن‌ها را برای تحلیل داده‌های پیچیده در حوزه میراث فرهنگی بسیار ارزشمند کرده است. در ادامه، کاربردهای برجسته این شبکه‌ها در وظایف میراث فرهنگی به اختصار تشریح شده‌اند:

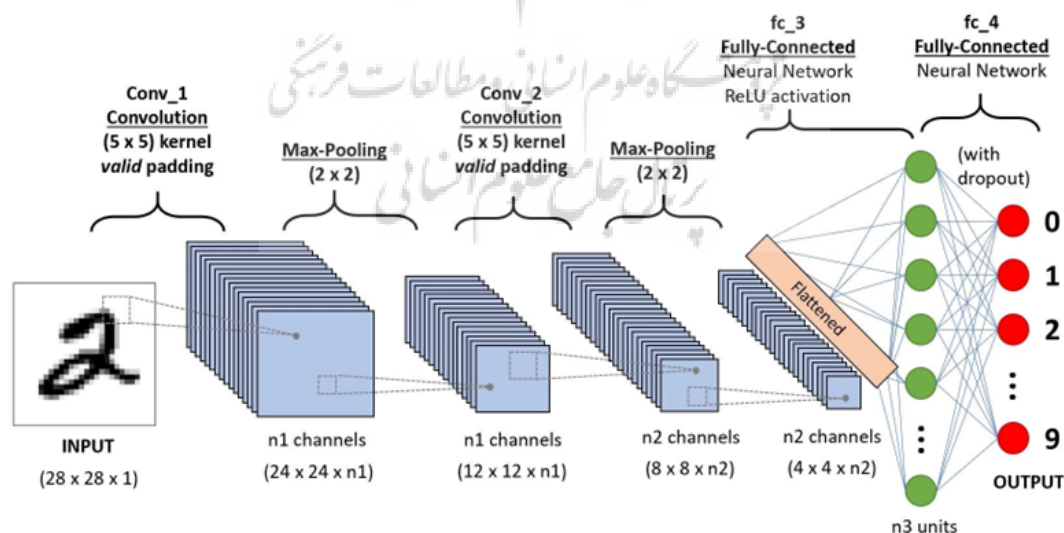
RNNها با توانایی منحصر به فرد در پردازش داده‌های سری زمانی، برای تحلیل و پیش‌بینی تغییرات محیطی در محوطه‌های باستان‌شناسی استفاده شده‌اند. در یکی از مطالعات، از این الگوریتم برای پیش‌بینی تغییرات اقلیمی و خطرات زیست‌محیطی که ممکن است محوطه‌های باستانی را تهدید کنند، استفاده شد. این تحلیل‌ها کمک کردند تا راهبردهای حفاظتی دقیق‌تری طراحی شود (Smith and Lee 2020).

کاسه، کوزه و خمره طبقه‌بندی شدند. گونه‌شناسی نیز با الگوریتم خوشه‌بندی انجام شد و دقت ۹۵ تا ۹۷ درصد داشت (Mafi, Dehpahlavan & Aarab, 2022). اگرچه نتایج دقیق بودند، اما استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند در زمان کمتر عملکرد بهتری ارائه دهد.

شبکه‌های عصبی پیچشی همچنین در شناسایی و طبقه‌بندی سبک‌های مختلف هنری بسیار موثر عمل کرده‌اند. در یک مطالعه، ترکیبی از CNN و ترانسفورمرها برای شناسایی و طبقه‌بندی آثار هنری به کار گرفته شد. این مدل توانست دقت بالاتری نسبت به مدل‌های منفرد ارائه دهد و امکان تحلیل دقیق‌تر سبک‌های هنری را فراهم کرد. این کاربرد می‌تواند در تحقیقات تاریخی و هنری مورد استفاده قرار گیرد (Li et al., 2024). و به سادگی در علوم باستان شناختی برای طبقه‌بندی سفال‌ها و سفالینه‌ها و حتی قطعات سفال و دیگر اشیاء به کار برده شود.

۲.۴.۳. شبکه‌های بازگشتی (RNN)

RNNها برای داده‌های متوالی مثل متون یا سری‌های زمانی طراحی شده‌اند و با حفظ حالت مخفی، وابستگی‌های زمانی را مدل‌سازی می‌کنند.



شکل ۱۲. معماری شبکه (CNN (Ratan, 2020).

Figure 12. CNN network architecture (Ratan, 2020).

می‌شود. ترنسفورمرها به دلیل مقیاس‌پذیری و کارایی در داده‌های بزرگ، جایگزین RNN در بسیاری از وظایف شده‌اند. بر اساس شکل زیر می‌توان معماری شبکه ترنسفورمر را اینگونه شرح داد: معماری ترنسفورمر، از دو بخش اصلی تشکیل شده است: رمزگذار (Encoder) و رمزگشا (Decoder). هر کدام از این بخش‌ها شامل چندین لایه مشابه هستند که از دو زیرلایه اصلی تشکیل شده‌اند:

۱. مکانیزم توجه چندسر (Multi-Head Attention): این مکانیزم به مدل اجازه می‌دهد تا به قسمت‌های مختلف دنباله ورودی توجه کند و وابستگی‌های طولانی‌مدت را به‌طور مؤثر بیاموزد.

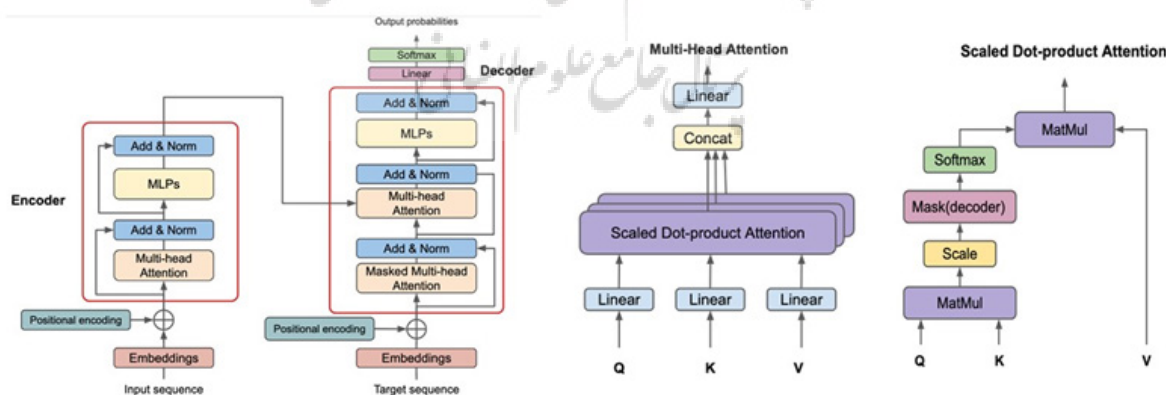
۲. شبکه‌های عصبی پیش‌خور دوسویه (Feed-Forward Neural Networks): این شبکه‌ها به‌صورت مستقل بر روی هر موقعیت از دنباله اعمال می‌شوند و به افزایش ظرفیت مدل کمک می‌کنند. یکی از ویژگی‌های کلیدی ترنسفورمر، استفاده از موقعیتیابی مطلق است که به مدل کمک می‌کند تا ترتیب کلمات در دنباله را درک کند، زیرا برخلاف شبکه‌های بازگشتی، ترنسفورمر به‌صورت ذاتی ترتیب داده‌ها را در نظر نمی‌گیرد. این معماری با حذف وابستگی به شبکه‌های بازگشتی، امکان موازی‌سازی بیشتری را فراهم می‌کند که منجر به بهبود کارایی در آموزش و استنتاج می‌شود (Nyandwi, 2023) (Bishop & Bishop, 2024a).

RNN‌ها در تشخیص الگوهای متنی پیچیده، خصوصاً در اسناد تاریخی و متون باستانی، کاربرد گسترده‌ای یافته‌اند. به‌عنوان مثال، در پژوهشی، از این الگوریتم‌ها برای تحلیل متون کهن به‌منظور شناسایی اطلاعات مهم تاریخی استفاده شد. این روش نه تنها به حفظ اسناد بلکه به کشف اطلاعات ارزشمند درباره فرهنگ‌ها و تمدن‌های گذشته کمک کرد (Jones and Kumar 2019).

RNN‌ها در ترجمه متون با زبان‌های قدیمی نیز نقش کلیدی دارند. در پژوهشی، از این شبکه‌ها برای ترجمه متون تاریخی به زبان‌های مدرن استفاده شد. این مدل توانست ساختارهای زبانی پیچیده را تحلیل کرده و ترجمه‌هایی با دقت بالا ارائه دهد که به محققان امکان مطالعه این متون را به‌صورت گسترده‌تر فراهم کرد (Zhang and Patel 2021).

۳.۴.۳. شبکه‌های ترنسفورمر (Transformer)

ترنسفورمرها، که توسط Vaswani و همکاران (۲۰۱۷) معرفی شدند، برای پردازش داده‌های متوالی بدون وابستگی به بازگشتی طراحی شده‌اند و از مکانیزم توجه (Attention) استفاده می‌کنند. $Q, V = \text{softmax}((QK^T)/\sqrt{d_k}))V$ این معماری با لایه‌های انکودر و دیکودر، داده‌ها را به‌صورت موازی پردازش می‌کند و با تابع هزینه مشابه RNN بهینه



شکل ۱۳. اجزا و عملکرد معماری شبکه ترنسفورمر (Bishop & Bishop, 2024a).

Figure 13. Components and function of transformer network architecture (Bishop & Bishop, 2024a).

۴.۴.۳. شبکه‌های مبتنی بر گراف (GNN)

GNNها برای داده‌های ساختاریافته مثل گراف‌ها طراحی شده‌اند و با انتشار اطلاعات در گره‌ها، روابط بین اشیاء را مدل‌سازی می‌کنند. (Kipf و Welling 2017) این معماری را برای تحلیل داده‌های شبکه‌ای معرفی کردند که با تابع هزینه $(L = \sum (y - \hat{y})^2)$ آموزش می‌بیند. GNNها قابلیت‌های منحصر بفردی در وظایف ساختاری و رابطه‌ای دارند.

معماری شبکه‌های عصبی گرافی (GNN) به گونه‌ای طراحی شده است که بتواند داده‌های ساختاریافته به صورت گراف را پردازش کند. در این معماری، هر گره (Node) با استفاده از مکانیزم تبادل پیام (Message Passing)، اطلاعات خود را با همسایگان مستقیم به اشتراک می‌گذارد. این فرآیند شامل دو مرحله اصلی است: ۱. تولید پیام (Message Generation): هر گره پیامی را بر اساس ویژگی‌های خود و یال‌های متصل به آن ایجاد می‌کند. ۲. به‌روزرسانی گره (Node Update): گره‌ها پیام‌های دریافتی از همسایگان را جمع‌آوری کرده و با استفاده از یک تابع به‌روزرسانی، ویژگی‌های خود را تعدیل می‌کنند. این فرآیند به صورت تکراری انجام می‌شود تا زمانی که گره‌ها به نمایش‌های غنی‌تری از خود دست یابند. در نهایت، نمایش‌های به‌دست آمده می‌توانند برای وظایفی مانند دسته‌بندی گره‌ها یا پیش‌بینی پیوندها مورد استفاده قرار گیرند. این معماری به GNNها اجازه می‌دهد تا ساختارهای پیچیده و روابط موجود در داده‌های گرافی را به طور مؤثر مدل‌سازی کنند (Khemani et al., 2024b) (Bishop & Bishop, 2024a).

شبکه‌های عصبی گرافی (GNNs) به عنوان ابزارهای قدرتمند در حوزه میراث فرهنگی ظاهر شده‌اند و راه‌حل‌های نوآورانه‌ای برای حفظ، تحلیل و انتشار آثار فرهنگی ارائه می‌دهند. یکی از کاربردهای مهم GNNها در ساخت و مدیریت گراف‌های دانش برای آثار فرهنگی است. با استفاده از شبکه‌های توجه گرافی (GAT)، محققان روش‌هایی برای استخراج و سازماندهی اطلاعات پیچیده مرتبط با آثار فرهنگی توسعه داده‌اند که بهبود کارایی بازیابی دانش و تجسم داده‌ها را به دنبال داشته است. به عنوان مثال، یک

شبکه‌های ترنسفورمر به عنوان یکی از پیشرفته‌ترین معماری‌های هوش مصنوعی، توانسته‌اند در حوزه میراث فرهنگی کاربردهای متنوع و نوآورانه‌ای داشته باشند. این معماری‌ها با قابلیت پردازش داده‌های متنی، تصویری و صوتی، در تحلیل و مدیریت اطلاعات مرتبط با آثار فرهنگی و هنری بسیار مؤثر هستند. یکی از کاربردهای برجسته ترنسفورمرها در تخصیص خودکار فراداده‌های چندوجهی به آثار فرهنگی است. در پژوهشی، مدلی چندوجهی با استفاده از معماری XML-Roberta برای پردازش متون و شبکه‌های عصبی کانولوشنی برای تصاویر توسعه داده شد. این مدل توانست با ترکیب داده‌های متنی، تصویری و جدولی، فراداده‌های مرتبط با مصنوعات فرهنگی را به صورت خودکار و دقیق تخصیص دهد. این سیستم به طور خاص در پیش‌بینی ویژگی‌های مفقودشده در آثار دیجیتال شده عملکرد موفقی داشت و نشان‌دهنده توانایی بالای ترنسفورمرها در ادغام و تحلیل داده‌های چندوجهی است (Zhu et al., 2023).

یکی دیگر از کاربردهای مهم ترنسفورمرها در اصلت‌سنجی آثار هنری است. در این حوزه، ترنسفورمرهای بصری (Vision Transformers) برای شناسایی آثار تقلبی از اصلی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. پژوهشی نشان داد که این مدل‌ها با تحلیل ویژگی‌های بصری تصاویر، از جمله رنگ، بافت و الگوهای هنری، توانستند دقت بالایی در تشخیص اصلت آثار ارائه دهند. این دستاورد نشان‌دهنده اهمیت استفاده از ترنسفورمرها در حفظ اصلت میراث فرهنگی است (Gupta et al., 2023).

علاوه بر این، ترکیب شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و ترنسفورمرها در شناسایی و طبقه‌بندی آثار هنری نیز کاربرد دارد. در یک پژوهش، مدلی ترکیبی توسعه داده شد که از CNN برای استخراج ویژگی‌های محلی و از ترنسفورمر برای درک وابستگی‌های جهانی استفاده می‌کرد. این مدل نسبت به رویکردهای منفرد دقت بالاتری در طبقه‌بندی آثار هنری نشان داد. چنین ترکیبی توانسته است تحلیل‌های دقیق‌تر و جامع‌تری را در حوزه آثار هنری ممکن سازد (Wang et al., 2024).

از قطعات تکه‌تکه‌شده به‌کار گرفته شده‌اند. با مدل‌سازی روابط فضایی میان قطعات اسناد به‌عنوان یک گراف، GNN‌ها می‌توانند روابط میان قطعات (برای مثال، مجاور یا غیر مجاور بودن) را طبقه‌بندی کرده و بازسازی‌هایی از اسناد اصلی پیشنهاد دهند. این رویکرد از توانایی GNN‌ها در پردازش اطلاعات جفتی و وابستگی‌های فضایی استفاده می‌کند و چارچوبی مستحکم برای تلاش‌های بازسازی دیجیتال در حوزه میراث فرهنگی فراهم می‌آورد (Ostertag & Beurton-Aimar, 2020).

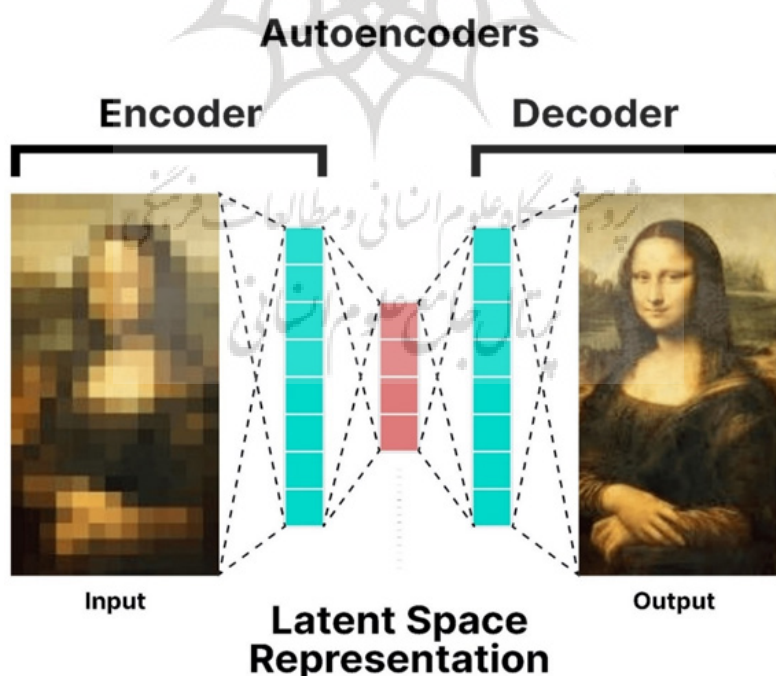
۵.۴.۳. شبکه‌های خودکار رمزگذار (Autoencoders)

شبکه‌های خودکار رمزگذار (AE) نوعی معماری یادگیری عمیق بدون نظارت هستند که برای یادگیری نمایش فشرده داده‌ها طراحی شده‌اند و از دو بخش اصلی تشکیل می‌شوند: (انکودر $z=f(x)$ و دیکودر $\hat{x}=g(z)$) انکودر داده‌های ورودی را به یک فضای پنهان کم‌بعد فشرده می‌کند و دیکودر آن را به حالت اولیه بازسازی می‌کند. این معماری با کمینه‌سازی خطای بازسازی

مطالعه بر روی آثار طلا و نقره دوره سلسله تانگ از GAT برای رمزگذاری داده‌های متنی، انجام تحلیل وابستگی جملات و تخصیص وزن‌ها به نهادهای استفاده کرده است که منجر به شناسایی بهبود یافته نهادهای هدف و روابط میان آن‌ها شد (Wang et al., 2024).

کاربرد مهم دیگر GNN‌ها در طبقه‌بندی و تحلیل آثار هنری است. با ترکیب GNN‌ها با شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs)، محققان مدل‌هایی توسعه داده‌اند که به‌طور مشترک نمایه‌های بصری و معنایی آثار هنری را می‌آموزند. این رویکرد چندوجهی وابستگی‌های رابطه‌ای میان هنرمندان و آثار هنری را Captures می‌کند و عملکرد بهتری در کارهایی همچون طبقه‌بندی سبک، انتساب هنرمند و تخمین دوره آفرینش به ارمغان می‌آورد. ادغام تحلیل محتوای بصری با زمینه معنایی از طریق GNN‌ها درک دقیق‌تری از آثار هنری فراهم می‌کند و به تسهیل انتخاب و تحلیل آثار کمک می‌کند (Efthymiou et al., 2021).

علاوه بر این، GNN‌ها در بازسازی اسناد باستانی



شکل ۱۴. معماری الگوریتم مبتنی بر اتوانکودر (Autoencoders in Deep Learning, n.d.).

Figure 14. Autoencoder-based algorithm architecture (Autoencoder in Deep Learning, n.d.).

۶.۴.۳. شبکه‌های تلفیقی (Fusion)

معماری‌های تلفیقی داده‌های چندوجهی (مثل تصویر، متن، صوت) را با ترکیب معماری‌های مختلف (مثل CNN و RNN) تحلیل می‌کنند. این مدل‌ها با ادغام ویژگی‌ها در لایه‌های ابتدایی، میانی یا نهایی ($z=f(z_{\text{image}}, z_{\text{text}})$) و بهینه‌سازی تابع هزینه ترکیبی عمل کرده، و انعطاف‌پذیری بالایی بویژه ادغام مدل‌های زبانی دارند (Bishop & Bishop, 2024a).

الگوریتم‌های مبتنی بر ادغام (Fusion-based algorithms) به‌عنوان ابزاری مؤثر در پیشرفت حفظ میراث فرهنگی شناخته شده‌اند، که روش‌های پیچیده‌ای برای ترکیب منابع داده‌های مختلف جهت تحلیل جامع و تلاش‌های حفاظتی ارائه می‌دهند. یکی از کاربردهای قابل توجه، ادغام داده‌های سه‌بعدی (3D) و دوبعدی (2D) برای ایجاد مدل‌های دقیق و جزئی از آثار فرهنگی و محوطه‌ها است. با ترکیب ابرنقاط سه‌بعدی به‌دست آمده از اسکنرهای LiDAR با تصاویر دوبعدی با وضوح بالا که توسط دوربین‌های DSLR ضبط شده‌اند، محققان قادر به تولید مدل‌های سه‌بعدی با کیفیت بالا و متریک می‌شوند. این ادغام دقت مستندسازی را بهبود می‌بخشد و در برنامه‌ریزی معماری مفید است، زیرا از قوت‌های هر دو نوع داده برای غلبه بر محدودیت‌های فردی آن‌ها بهره می‌برد (Frohlich et al., 2018).

یکی دیگر از کاربردهای برجسته، ترکیب داده‌های چندوجهی «مانند متن، تصویر و ویدیو» برای غنی‌سازی نمای دیجیتال میراث فرهنگی ناملموس (ICH) است. به‌عنوان مثال، در مطالعه‌ای از لباس‌های قومی لی در استان هاینان، یک گراف دانش با استفاده از پایگاه داده گراف Neo4j و زبان Cypher ساخته شد. این گراف به‌طور سیستماتیک دانش میراث فرهنگی ناملموس را سازماندهی کرد و ادغام نوآورانه داده‌های چندوجهی نمای دیجیتال جامع‌تری از فرهنگ فراهم آورد. این نوع ادغام حفظ و انتشار میراث فرهنگی ناملموس را از طریق ثبت طبیعت چندبعدی آن تسهیل می‌کند (Deng et al., 2025). علاوه بر این، الگوریتم‌های مبتنی بر ادغام در شناسایی و طبقه‌بندی آثار هنری با ترکیب معماری‌های مختلف شبکه‌های عصبی به‌کار

$(L=\|x-x^*\|^2)$ آموزش می‌بیند و از توابع فعال‌سازی مثل ReLU ، $(f(x)=\max(0,x))$ استفاده می‌کند. معماری AE به‌عنوان ابزاری برای کاهش ابعاد و حذف نویز هستند و همچنین به‌دلیل توانایی‌شان در یادگیری بدون برچسب و بازسازی داده‌های ناقص مورد توجه قرار گرفته‌اند (Goodfellow et al., 2016). اتوانکودرها، که از شبکه‌های عصبی بدون نظارت هستند، کاربردهای چشمگیری در حوزه میراث فرهنگی، به‌ویژه در حفظ، تحلیل و بازسازی آثار و محوطه‌های تاریخی پیدا کرده‌اند. یکی از کاربردهای برجسته آن‌ها در شناسایی و تحلیل تخریب و تغییرات روی سطوح سنگی باستانی است. به‌عنوان مثال، لیو و همکاران (۲۰۲۳) یک روش یادگیری عمیق ترکیبی از اتوانکودرها و شبکه‌های مولد متخاصم (GANs) توسعه دادند تا به‌طور خودکار خرابی‌های طبیعی و آسیب‌های ناشی از انسان‌ها را بر روی استل‌های سنگی باستانی شناسایی کنند. این روش امکان نظارت و حفظ آنی را فراهم می‌کند و قادر است تخریب‌ها را به‌طور دقیق شناسایی و بازسازی کند بدون نیاز به مجموعه داده‌های گسترده از نمونه‌های معیوب (Liu et al., 2023).

یکی دیگر از کاربردهای مهم اتوانکودرها در نظارت بر سلامت ساختاری بناهای تاریخی است. محققان اتوانکودرهای کانولوشنی را با تکنیک‌های سنتی یادگیری ماشین ترکیب کرده‌اند تا وضعیت سقف‌های بناهای تاریخی را ارزیابی و پایش کنند. این روش یکپارچه به‌طور مؤثر هم خرابی‌های طبیعی و هم آسیب‌های ناشی از انسان‌ها را شناسایی کرده و اقدامات نگهداری و حفظ به‌موقع را تسهیل می‌کند (Zhang et al., 2023). علاوه بر این، اتوانکودرها در طبقه‌بندی و تحلیل آثار فرهنگی نیز به‌کار گرفته شده‌اند. در مطالعه‌ای که توسط داوودی و همکاران (۲۰۲۱) انجام شد، از اتوانکودرها برای تحلیل چیدمان اسناد باستانی استفاده شد که به بازسازی دیجیتال و درک بهتر دست‌نوشته‌های تاریخی کمک کرد. این کاربرد نشان‌دهنده پتانسیل اتوانکودرها در پردازش داده‌های پیچیده و غیرساختاریافته موجود در مواد میراث فرهنگی است (Davoudi et al., 2021).

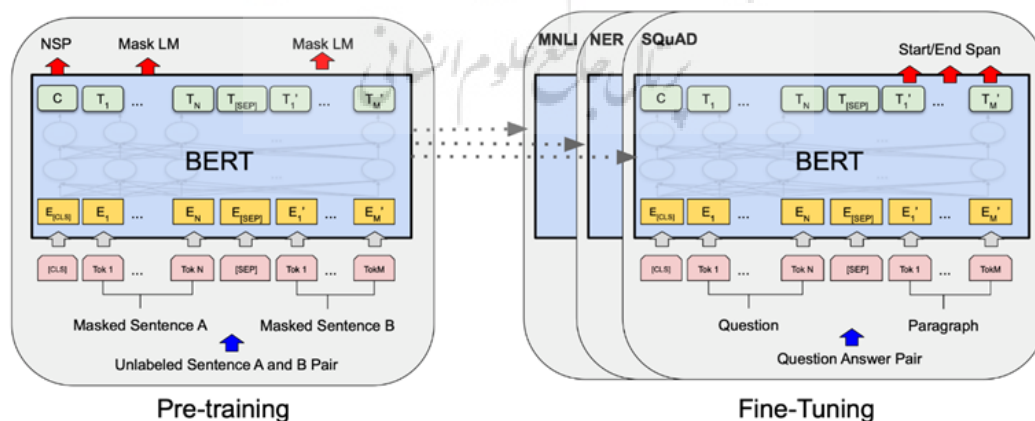
XLNet، LLaMA، و T5 تا مدل‌های BERT²⁶، GPT و DeepSeek توسعه پیدا کرده‌اند. مدل‌های پیشرفته زبانی و چندوجهی، با تکیه بر معماری‌های ترنسفورمر و نوآوری‌های یادگیری عمیق، ابزارهایی قدرتمند برای تحلیل، تولید، و تعامل در میراث فرهنگی و هنر فراهم کرده‌اند (Devlin et al., 2019). در تصویر زیر معماری مدل زبانی BERT که بر پایه معماری ترانسفورمر استوار است قابل مشاهده است این مدل از لایه‌های انکودر چندگانه تشکیل شده است. هر لایه انکودر شامل مکانیزم توجه چندسری (Multi-Head Attention) و شبکه‌های عصبی پیش‌خور²⁷ است. ویژگی کلیدی BERT، پردازش دوسویه²⁸ آن است؛ به این معنا که مدل، متن را هم از سمت چپ به راست و هم از راست به چپ مورد بررسی قرار می‌دهد و در نتیجه، درک عمیق‌تری از زمینه کلمات به دست می‌آورد. این معماری به BERT امکان می‌دهد تا درک بهتری از زبان طبیعی داشته باشد و در وظایف مختلف پردازش زبان، عملکرد بالایی ارائه دهد (Utilizing BERT for Information Retrieval: Survey, Applications, Resources, and Challenges, n.d.) Devlin et al., 2019.

مدل‌های زبان بزرگ (LLMs) پیشرفت‌های چشمگیری در حوزه میراث فرهنگی ایجاد کرده‌اند و راه‌حل‌های نوآورانه‌ای برای حفظ، دسترسی و آموزش

گرفته شده‌اند. یک مدل ادغام‌شده که شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) و ترنسفورمرها را ترکیب کرده است، برای بهبود شناسایی آثار هنری توسعه داده شد. این مدل ابتدا ویژگی‌های محلی را با استفاده از CNN‌ها استخراج می‌کند و سپس زمینه جهانی را با ترنسفورمرها دریافت می‌کند، و پس از آن با استفاده از مکانیزم ادغام ویژگی‌ها دقت طبقه‌بندی را بهبود می‌بخشد. آزمایش‌ها نشان داد که این رویکرد عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های منفرد داشته و اثربخشی استراتژی‌های ادغام در پردازش داده‌های پیچیده میراث فرهنگی را نشان می‌دهد (Wang & Song, 2025).

۳.۵.۳. مدل‌های مولد (مدل‌های بزرگ زبانی LLM)

مدل‌های پیشرفته زبانی (LLMs) با بهره‌گیری از معماری‌های ترنسفورمر و آموزش روی مجموعه‌داده‌های عظیم متنی، توانایی بی‌سابقه‌ای در درک و تولید زبان طبیعی فراهم کرده‌اند. این مدل‌ها، که از یادگیری عمیق برای مدل‌سازی روابط پیچیده زبانی استفاده می‌کنند، وظایفی چون ترجمه، تولید متن، و تحلیل معنایی را متحول کرده‌اند. این مدل‌ها با استفاده از مکانیزم توجه (Attention(Q,K,V)) و بهینه‌سازی تابع هزینه $(L = -\sum \log P(w_t))$ ، نمایش‌های سطح بالایی از زبان می‌سازند. که به‌عنوان پایه‌های پردازش مدرن زبان و داده‌های چندوجهی معرفی شده، و با مقیاس‌پذیری و توانایی درک زمینه‌های پیچیده، از



شکل ۱۵. ساختار معماری مدل زبانی (BERT) Devlin et al., 2019.

Figure 15. structure of the BERT language model (Devlin et al., 2019).

ارائه می‌دهند. یکی از کاربردهای برجسته، توسعه سیستم‌های توصیه‌گر مبتنی بر هوش مصنوعی در موزه‌ها است. با تنظیم دقیق LLM‌ها به گونه‌ای که اطلاعات زمینه‌ای و دستورالعمل‌های کاربران را در بر گیرد، این سیستم‌ها توصیه‌های شخصی‌سازی شده و آگاه از زمینه را به بازدیدکنندگان ارائه می‌دهند و تجربه‌های یادگیری و مشارکت آن‌ها را در فضاهای فرهنگی بهبود می‌بخشند (Koutsoudis et al., 2023). یکی دیگر از کاربردهای قابل توجه LLM‌ها در حوزه

تکنولوژی‌های فراگیر برای نمایش میراث فرهنگی است. ادغام LLM‌ها با تکنولوژی‌های واقعیت افزوده فرآیند خلق تجربه‌های یادگیری فراگیر را تسهیل می‌کند که روایت‌های جهانی میراث فرهنگی را منتقل می‌کنند. این ترکیب به کاربران این امکان را می‌دهد که در روابط دیالوژیکی با فرهنگ‌های مختلف درگیر شوند، روایت‌های پسااستعماری را به چالش بکشند و درک عمیق‌تری از زمینه‌های فرهنگی ایجاد کنند (Hutson, 2024).

جدول ۳. الگوریتم‌های برجسته کلاسیک و پیشرفته یادگیری ماشین در کاربردهای میراث فرهنگی.

محدودیت‌ها	قابلیت‌ها	کاربردهای میراث و هنر	
عدم توانایی در داده‌های پیچیده (ضعف در مسائل غیر خطی و چندوجهی) وابستگی به پیش‌پردازش (نیاز به انتخاب دستی ویژگی‌ها) حساسیت به نویز	سادگی و تفسیرپذیری (نتایج قابل فهم) کارایی در داده‌های محدود سرعت محاسباتی (سریع و کم هزینه)	طبقه‌بندی و خوشه‌بندی پیش‌بینی مبتنی بر داده‌های آماری و عددی	کلاسیک
نیاز به داده‌های زیاد (عملکرد وابسته به حجم بالای داده آموزشی است) هزینه محاسباتی بالا عدم تفسیرپذیری (خروجی‌ها به اصطلاح اغلب جعبه سیاه هستند)	یادگیری خودکار ویژگی‌ها دقت بالا انعطاف‌پذیری (توانایی بازسازی داده‌های ناقص)	قابلیت کار بر روی انواع داده‌ها تشخیص و شناسایی بازنمایی و بازسازی بصری پیش‌بینی دقیق	یادگیری عمیق
نیاز به آموزش در محیط شبیه‌ساز (آموزش در محیط‌های واقعی دشوار است) پایداری پایین (Policy Gradient ممکن است ناپایدار باشد) زمان‌بر بودن (نیاز به آموزش طولانی دارند)	تصمیم‌گیری پویا (در محیط‌های متغیر خوب عمل می‌کنند) کنترل پیوسته (برای اقدامات دقیق مناسباند) یادگیری از متخصص (رفتار انسانی را تقلید می‌کنند همچون IRL)	پایش پویا و بهینه‌سازی محیطی کنترل رباتیک تعاملات متاورس تقلید رفتار هنرمند یا حفاظت‌گر	یادگیری تقویتی
نیاز به داده‌های عظیم و به پیش آموزش سنگین وابسته هزینه محاسباتی بسیار بالا بایاس یا سوگیری ز	درک زمینه عمیق تولید خلاقانه متون طبیعی تولید می‌کنند چندوجهی بودن (تصویر و متن را ادغام می‌کنند) دستور پذیری و کاربری راحت	تحلیل متون (بازشناسی، ترجمه، تفسیر و تولید) تحلیل چندوجهی (متن و تصویر) تولید محتوا و تعاملات (در بسترهای مجازی و واقعی مثل فضاهای نمایشگاهی) دستیارهای تخصصی	مدل‌های زبانی بزرگ (LLM)

که به ماشین‌ها اجازه می‌دهد تصاویر یا ویدئوها را ببینند و درک کنند، مشابه کاری که چشم و مغز انسان انجام می‌دهند. پردازش تصویر هم بخشی از این حوزه است که با تغییر و تحلیل تصاویر دیجیتال، اطلاعات ارزشمندی مانند شکل‌ها، الگوها، یا تغییرات را استخراج می‌کند. این فناوری با کمک الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه مدل‌های یادگیری عمیق، توانایی‌های شگفت‌انگیزی پیدا کرده است. از تشخیص آثار هنری و بازسازی نقاشی‌های قدیمی گرفته تا تحلیل تصاویر هوایی و ماهواره‌ای برای پایش محوطه‌های باستانی، بینایی کامپیوتر کاربردهای گسترده‌ای در میراث فرهنگی دارد. این ابزارها هوش‌افزارهایی برای درک بیشتر گذشته هستند، آثار را حفظ کنیم، و تجربه‌های جدیدی برای مخاطبان خلق کنیم. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که بینایی کامپیوتر، از روش‌های ساده مانند فیلترگذاری تا مدل‌های پیچیده مثل شبکه‌های کانولوشنی، راحل‌های نوآورانه‌ای برای چالش‌های این حوزه

علاوه بر این، LLM‌ها برای پل زدن میان موانع فرهنگی و زبانی در قدردانی از هنر استفاده شده‌اند. به‌عنوان مثال، سیستم CultiVerse از LLM‌ها در یک چارچوب ابتکاری-ادغامی برای ارتقای درک تفسیری از نقاشی‌های سنتی چینی (TCPs) استفاده می‌کند. این برنامه با تسهیل تحلیل معانی نمادین چندوجهی و ترویج کشفیات فراملیتی، پتانسیل LLM‌ها را برای غنی‌سازی قدردانی از هنر و درک آن در زمینه‌های فرهنگی مختلف نشان می‌دهد (Zhang et al., 2024). به‌طور کلی، این کاربردها نقش تحول‌آفرین LLM‌ها را در بهبود وظایف میراث فرهنگی، از تجربه‌های شخصی‌شده در موزه‌ها گرفته تا پلتفرم‌های آموزشی فراگیر و تفسیر هنری فراملیتی برجسته می‌کنند.

۴. کاربردهای ML در وظایف میراث فرهنگی و هنر

۱.۴. بینایی کامپیوتر و پردازش تصویر

بینایی کامپیوتر شاخه‌ای از هوش مصنوعی است



شکل ۱۶. بازسازی بخش مفقودی تابلو گشت شبانه یا نگهبان شب رامبراند با الگوریتم‌های مبتنی بر شبکه‌های CNN، که این الگوریتم‌ها با تحلیل تصاویر موجود و یادگیری سبک و تکنیک‌های نقاشی رامبراند، بخش‌های گمشده را با دقت و شباهت بالا بازسازی کردند (Art et al., n.d.).

Figure 16. Reconstruction of the missing parts of Rembrandt's The Night Watch using CNN-based algorithms. These algorithms analyzed existing images and learned Rembrandt's painting style and techniques to accurately and precisely reconstruct the lost sections (Art et al., n.d.).

تبدیل و تولید تصویر هم امکان خلق تصاویر جدید یا تحلیل تغییر سبک آن‌ها را فراهم می‌کند، مانند تولید نسخه دیجیتالی یک مینیاتور صفوی با سبک مدرن با استفاده از CycleGAN. تشخیص الگو و تحلیل بافت هم در شناسایی الگوها یا بافت‌های خاص مفید است، مثلاً تحلیل الگو کاشی کاری مساجد ایرانی برای تشخیص اصالت یا تغییرات زمانی (Fiorucci et al., 2020). واقعیت افزوده و سه‌بعدی‌سازی وظیفه دیگری است که بازسازی سه‌بعدی اشیاء یا تجربه‌های تعاملی را ممکن می‌کند، مانند بازسازی دیجیتال آثار موزه لندن و چند بعدی سازی آن برای تورهای مجازی (British Museum, 2024).

پردازش تصاویر هوایی و ماهواره‌ای نیز یکی از وظایف مهم است که در آن تصاویر دورسنجی برای شناسایی، پایش و تشخیص تغییرات مکان‌ها تحلیل می‌شوند. ظهور فناوری رادار تداخل‌سنجی (SAR) افق‌های جدیدی برای جستجو و حفاظت از محوطه‌های باستانی گشوده است. توانایی رادار تداخل‌سنجی در نفوذ به پوشش گیاهی و سطوح خاک امکان شناسایی ویژگی‌های باستان‌شناسی را در محیط‌های متنوع فراهم می‌کند و ابزار قوی برای کشف و نظارت بر محوطه‌ها ارائه می‌دهد (Cigna et al., 2024).

ادغام پردازش تصاویر هوایی و ماهواره‌ای با فناوری‌های یادگیری ماشین، باعث پیشرفت قابل توجه حوزه‌ی حفظ میراث فرهنگی شده و راه‌حل‌های نوآورانه‌ای برای مستندسازی، تحلیل و حفاظت ارائه

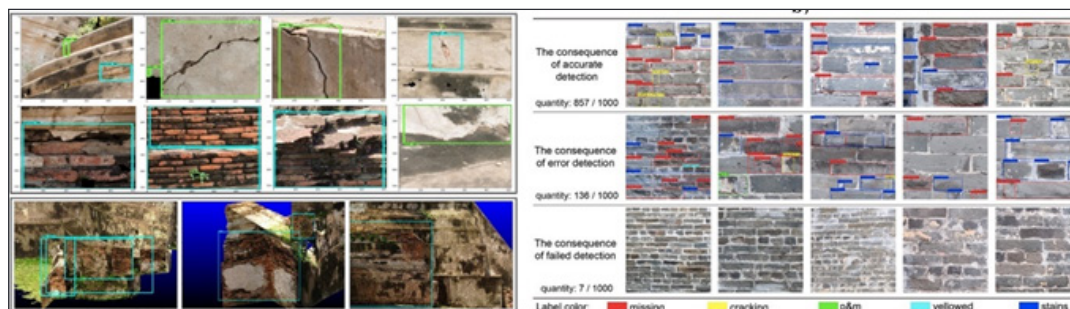
ارائه می‌دهد (Szeliski, 2010; Goodfellow et al., 2016; Lasaponara & Masini, 2012).

کاربردهای میراث: بینایی کامپیوتر وظایف متنوعی را در بر می‌گیرد که هر کدام به حل مسائل خاصی در میراث فرهنگی کمک می‌کنند. یکی از وظایف اصلی، طبقه‌بندی تصویر است که در آن ماشین تشخیص می‌دهد یک تصویر به چه دسته‌ای تعلق دارد. مثلاً، با استفاده از شبکه‌های کانولوشنی می‌توان سبک یک نقاشی دیواری را شناسایی کرد، کاری که پروژه Google Arts & Culture به‌خوبی انجام داده است (Google Arts & Culture, 2020). وظیفه دیگر، تشخیص شیء است که مکان اشیاء خاص را در تصویر مشخص می‌کند. برای نمونه، در تصاویر کاوش‌های یک محوطه باستان‌شناسی، مدل‌هایی مثل Faster R-CNN می‌توانند مکان واقعی اشیاء یا قطعات یک اثر را پیدا کنند. بازسازی تصویر هم کاربرد مهمی دارد، جایی که بخش‌های گم‌شده یا آسیب‌دیده بازسازی می‌شوند. به‌عنوان مثال، بخش‌های مفقودی یک نقاشی‌های دیواری با استفاده از شبکه‌های مولد رقابتی (GAN) قابل ترمیم هستند (Fiorucci et al., 2020). تصاویر را به قسمت‌های معنادار جدا می‌کند؛ مثلاً، نقش برجسته‌های تاریخی را می‌توان با مدل‌هایی مثل U-Net به اجزای جداگانه (انسان، اسب) تقسیم کرد یا مدل‌های مثل YOLO پایش‌های محیطی و آسیب شناسی دوره‌ای یک اثر تاریخی را انجام داد (Fiorucci et al., 2020; Mishra and Lourenco, 2024).



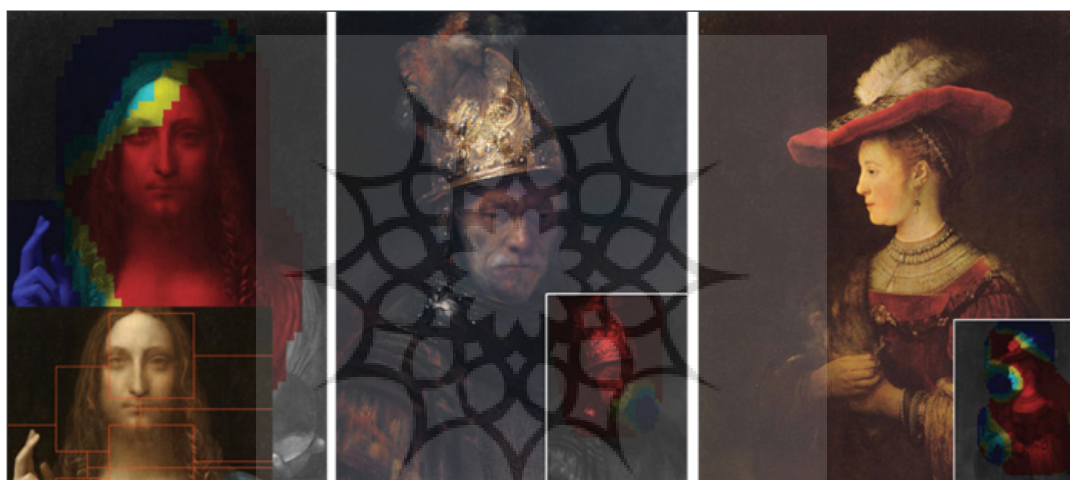
شکل ۱۷. نمونه‌هایی از سیستم‌های بازرسی بصری به کمک هوش مصنوعی برای عیوب سطح: (چپ) استفاده از YOLO برای تشخیص آسیب‌های سطحی در مطالعه موردی، (راست) شناسایی آسیب‌های ناشی از شورمزه‌ی و پوسته شدن. (Mishra & Lourenço, 2024).

Figure 17. Examples of AI-assisted visual inspection systems for surface defects: (left) use of YOLO for detecting surface damage in a case study, (right) identification of damage caused by efflorescence and flaking (Mishra & Lourenço, 2024).



شکل ۱۸. (چپ) مدل R-CNN سریع‌تر برای تشخیص ترک (کادرهای قرمز کمرنگ، کادرهای قرمز روشن)، (راست) طبقه‌بندی پنج نوع آسیب برای CH در ماکائو. (Mishra & Lourenço, 2024).

Figure 18. (Left) Faster R-CNN model for crack detection (light red boxes, bright red boxes), (right) classification of five types of damage for cultural heritage (CH) in Macau (Mishra & Lourenço, 2024).



شکل ۱۹. شناسایی و تحلیل جعل با شبکه‌های مبتنی بر CNN در آثار رامبراند (راست، وسط؛ قبلاً به او نسبت داده‌اند)، و سالوادور موندی (چپ)، رنگ‌های داغ مناطقی را نشان می‌دهند که طبقه‌بندی‌کننده با احتمال زیاد مشخص کرده که آثار سمت راست و چپ توسط هنرمند مرتبط با اثر نقاشی شده‌اند. اما اثر دوم متعلق به رامبراند الگوی حرارتی مرتبط به او را ندارد (This AI Can Spot an Art Forgery - IEEE Spectrum, n.d).

Figure 19. Detection and analysis of forgery using CNN-based networks in Rembrandt's works (right, center: previously attributed to him) and Salvator Mundi (left). Heatmaps highlight areas where the classifier has identified with high probability that the right and left works were painted by artists associated with the original. However, the second work attributed to Rembrandt does not exhibit the thermal pattern consistent with his style (This AI Can Spot an Art Forgery - IEEE Spectrum, n.d.).

مانند دیوارها و جاده‌ها را کشف می‌کند (Lasaponara & Masini, 2012).

یکی از کاربردهای برجسته‌ی این فناوری، شناسایی و طبقه‌بندی خودکار محوطه‌های باستان‌شناسی است. با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا و

می‌دهد. سنجش از دور (Remote Sensing) با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، عکس‌های هوایی و لیدار، امکان شناسایی محوطه‌های باستانی مدفون زیر خاک یا پوشش گیاهی را فراهم می‌کند. این روش با تحلیل تغییرات در خاک یا پوشش گیاهی، ساختارهای تاریخی

الگوریتم‌های یادگیری ماشین مانند شبکه‌های عصبی (CNN) و یادگیری عمیق، محققان روش‌هایی را برای شناسایی و دسته‌بندی ویژگی‌هایی مانند تپه‌ها و ساختارهای باستانی توسعه داده‌اند. این فناوری‌ها نه تنها دقت و سرعت تحلیل داده‌ها را افزایش می‌دهند، بلکه امکان شناسایی الگوهای پیچیده و حتی محوطه‌های باستانی ناشناخته را نیز فراهم می‌کنند (Luo et al., 2019).

یکی از مشکلات باستان‌شناسان ژئورفرنس کردن عکس‌های هوایی قدیمی با تعداد زیاد است. در این زمینه هوش مصنوعی می‌تواند راهگشا باشد. علاوه بر این، هوش مصنوعی در پایش و حفاظت محوطه‌های باستانی نیز کاربرد دارد. با استفاده از این فناوری، تغییرات محیطی و تخریب سایت‌ها به طور مداوم رصد می‌شود و اقدامات حفاظتی به موقع انجام می‌گیرد (Agapiou et al., 2020). آژانس فضایی اروپا نیز استفاده از سنجش از دور را در ترکیب با یادگیری ماشین برای خودکارسازی شناسایی محوطه‌های باستان‌شناسی برجسته کرده و پتانسیل این فناوری‌ها در حفظ میراث فرهنگی را نشان داده است (European Space Agency, 2021). به طور کلی، ترکیب سنجش از دور و هوش مصنوعی تحول بزرگی در باستان‌شناسی ایجاد کرده است.

کاربرد دیگر، بازرسی و نظارت بر بناهای فرهنگی است. با استفاده از تصاویر ابرطیفی پردازش شده از طریق یادگیری عمیق و رویکردهای مبتنی بر تنسور، پژوهشگران توانسته‌اند شناسایی دقیق عیوب مواد و آسیب‌های موجود در سازه‌های میراثی را انجام دهند. این روش‌شناسی امکان شناسایی زود هنگام مسائل ساختاری را فراهم می‌کند و اقدامات حفاظتی به موقع را تسهیل می‌نماید. تزوردیس و دیگران (Tzortzis et al, 2022) اثربخشی چنین روش‌هایی را در تحلیل بناهای تحت حفاظت یونسکو نشان دادند و ارزش ادغام پردازش تصویر پیشرفته با یادگیری ماشین برای حفاظت از میراث فرهنگی را برجسته کردند. علاوه بر این، تقسیم‌بندی تصاویر لیدار هوایی از طریق یادگیری عمیق انقلابی در کشف و تحلیل سکونتگاه‌های باستانی ایجاد کرده است. با اعمال شبکه‌های

عصبی به داده‌های لیدار پژوهشگران توانسته‌اند ویژگی‌های باستان‌شناسی پنهان شده در زیر پوشش گیاهی یا زمین را شناسایی کرده و محوطه‌هایی که قبلاً شناخته شده نبودند را کشف کنند. زانگ و دیگران (Zhang et al., 2024) کاربرد شبکه‌های عصبی YOLOv8 را در تقسیم‌بندی ساختارهای باستان‌شناسی مایا از تصاویر لیدار هوایی نشان دادند و نقش یادگیری ماشین را در بهبود تحقیق باستان‌شناسی برجسته کردند. در نهایت، ادغام داده‌های سنجش از دور با هوش مصنوعی به مستندسازی جامع و حفاظت از محوطه‌های باستان‌شناسی و میراث فرهنگی کمک کرده است. ترکیب تصاویر ماهواره‌ای چندطیفی و ابرطیفی با الگوریتم‌های یادگیری ماشین امکان نظارت و مدیریت دینامیک محوطه‌های میراثی را فراهم کرده و اطمینان می‌دهد که این محوطه‌ها در برابر تهدیدات زیست‌محیطی و انسانی محافظت می‌شوند. آروکیرو و آگاپیو (Argyrou and Agapiou 2022) کاربردهای هوش مصنوعی و سنجش از دور در باستان‌شناسی را مرور کردند و پتانسیل ترکیبی آن‌ها را در حفاظت از میراث فرهنگی تأکید کردند. شناسایی ساختارهای باستان‌شناختی پنهان مایاها با استفاده از رویکردهای یادگیری ماشین (ML) یکی از پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه باستان‌شناسی دیجیتال است. بر اساس شکل ۲۰، در این مطالعه از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین برای شناسایی سکوها و سازه‌های حلقوی در محوطه‌های باستانی مایاها استفاده شده است. تصاویر سایه‌دار تپه‌ای به عنوان داده‌های ورودی تحلیل شدند، که در آن سکوها به رنگ قهوه‌ای و سازه‌های حلقوی به رنگ سفید نشان داده شده‌اند. این ساختارها در سه محوطه‌ی، Muluchtzekel (MLS)، Sayil (SAY) و Huntichmul (HNT) در منطقه‌ی Puuc در یوکاتان، مکزیک، شناسایی شدند. نتایج استنتاج در محوطه‌ی Huntichmul توانایی سیستم پیشنهادی را در استخراج دقیق سکوها و سازه‌های حلقوی نشان می‌دهد. برای تجسم بهتر، حقیقت زمینی و ماسک‌های پیش‌بینی شده بر روی تصاویر سایه‌دار قرار داده شده‌اند. چندضلعی‌های قهوه‌ای و سفید به ترتیب مرزهای حقیقت زمینی سکوها و سازه‌های حلقوی را مشخص می‌کنند، در حالی که مناطق بزر



شکل ۲۰. شناسایی ساختارهای پنهان مایاها با یادگیری ماشین: (چپ) سکوها (قهوه‌ای) و سازه‌های حلقوی (سفید)، (وسط) محوطه‌های مورد مطالعه، (راست) نتایج استنتاج در Huntichmul (Zhang et al., 2024).

Figure 20. Identification of hidden Maya structures using machine learning: (left) platforms (brown) and circular structures (white), (center) study sites, (right) inference results in Huntichmul (Zhang et al., 2024).

آن دیجیتالی‌سازی و غنی‌سازی معنایی آرشیوهای متنی است. با استفاده از تکنیک‌هایی مانند تشخیص نویسه نوری (OCR) و شناسایی موجودیت‌های نام‌دار (NER)، مجموعه‌های گسترده‌ای از اسناد تاریخی به فرمت‌های دیجیتالی قابل جستجو تبدیل می‌شوند. این فرآیند نه تنها به حفظ محتوا کمک می‌کند، بلکه دسترسی به آن را برای پژوهش‌ها و مشارکت عمومی تسهیل می‌نماید (Codemax., 2023).

یکی دیگر از کاربردهای قابل توجه NLP، توسعه سیستم‌های تعاملی است که به ترویج درک میان فرهنگی کمک می‌کنند. برای مثال، ادغام مدل‌های زبان بزرگ (LLMs) با تحلیل‌های بصری به ایجاد پلتفرم‌هایی مانند Cultiverse منجر شده است که به کاربران در تفسیر آثار هنری سنتی از فرهنگ‌های مختلف یاری می‌رساند. این سیستم‌ها با تحلیل معانی نمادین و زمینه‌های فرهنگی، موانع زبانی و فرهنگی را کاهش داده و درک و قدردانی از هنر را در میان مخاطبان متنوع تقویت می‌کنند (Zhang et al., 2024). علاوه بر این، NLP در حفظ میراث فرهنگی ناملموس، مانند سنت‌های شفاهی و دانش بومی، نقش مهمی ایفا می‌کند. از طریق تحلیل و پردازش ضبط‌های صوتی و رونویسی‌ها، NLP به مستندسازی و احیای زبان‌ها و تاریخ‌های شفاهی در معرض خطر کمک کرده و انتقال آن‌ها به نسل‌های آینده را تضمین می‌کند (Nano NTP, 2024).

و قرمز جامد پیش‌بینی‌های الگوریتم YOLOv8 را نشان می‌دهند (Zhang et al., 2024).

۲.۴ پردازش زبان طبیعی (NLP)

پردازش زبان طبیعی شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که به ماشین‌ها امکان می‌دهد زبان انسان را بخوانند، درک کنند و حتی خودشان متن تولید کنند، دقیقاً مانند حالتی که با یک نفر مکالمه‌ای صورت گیرد و یا از او خواسته شود چیزی بنویسد. این فناوری با ترکیب الگوریتم‌های یادگیری ماشین و مدل‌های پیشرفته مثل ترنسفورمرها، می‌تواند متون را ترجمه کند، اطلاعات را از اسناد کهن بیرون بکشد، یا حتی توضیحاتی برای آثار هنری خلق کند. در میراث فرهنگی و هنر، NLP راهی برای زنده کردن متون باستانی، ساده‌سازی اسناد پیچیده و ارتباط بهتر با مخاطبان امروزی فراهم می‌کند. از روش‌های ساده مانند تحلیل کلمات کلیدی تا مدل‌های عمیقی مثل BERT یا GPT، این حوزه تحول بزرگی در مطالعه و حفظ میراث زبانی ایجاد کرده است. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که NLP نه تنها در رمزگشایی زبان‌های قدیمی مؤثر است، بلکه تجربه‌های تعاملی جدیدی در موزه‌ها و مطالعات فرهنگی ارائه می‌دهد (Jurafsky & Martin, 2025).

کاربردهای میراث: پردازش زبان طبیعی (NLP) نقش مهمی در پیشرفت حفاظت و دسترس‌پذیری میراث فرهنگی ایفا کرده است. یکی از کاربردهای برجسته

NLP نقش چشمگیری در حفظ میراث فرهنگی، به‌ویژه در حوزه ترجمه و بازسازی متون ایفا کرده است. یکی از کاربردهای برجسته، احیای زبان‌های در معرض خطر است. به عنوان مثال، پروژه NushuRescue از چارچوب‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای آموزش مدل‌های زبانی با داده‌های محدود استفاده می‌کند و به ترجمه و حفظ نوشتار، خط نادری که تاریخی برای زنان قوم یائو در چین به کار می‌رفته، کمک می‌کند (Yang et al., 2024).

توسعه مهم دیگر پلتفرم HERITAGE است، یک ابزارک متن‌باز که برای پردازش اسناد تاریخی کمرای نوشته‌شده به خط هانجا (Hanja) طراحی شده است. این پلتفرم مدل‌هایی برای بازیابی علائم نگارشی، شناسایی موجودیت‌های نام‌دار، و ترجمه ماشینی را ادغام می‌کند و دسترسی به این متون فرهنگی ارزشمند را بهبود می‌بخشد (Song et al., 2025). علاوه بر این، ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با فناوری‌های immersive منجر به ایجاد پلتفرم‌هایی مانند CultiVerse شده است که درک متقابل فرهنگی از آثار هنری سنتی را تسهیل می‌کند. این سیستم‌ها با تحلیل معانی نمادین و زمینه‌های فرهنگی، موانع زبانی و فرهنگی را کاهش داده و به غنای تجربه درک هنر در میان مخاطبان متنوع کمک می‌کنند (Zhang et al., 2024).

تحلیل شبکه‌های اجتماعی از دیگر کاربردهای NLP تأثیر گذار است، که به بررسی داده‌های تولیدشده توسط کاربران در پلتفرم‌های اجتماعی (مثل توییتر، اینستاگرام یا فیسبوک) می‌پردازد تا الگوهای رفتاری، علاقه‌مندی‌ها، و ترجیحات مرتبط با میراث فرهنگی را شناسایی کند. این روش به موزه‌ها، محوطه‌های تاریخی، و نهادهای فرهنگی کمک می‌کند تا درک بهتری از مخاطبان خود داشته باشند، تجربه‌های بازدید را شخصی‌سازی کنند، و استراتژی‌های بازاریابی مؤثرتری طراحی کنند.

۳.۴. پردازش طیف و داده‌های سری زمانی (سیگنال)

مدل‌های ML نقش بسزایی در پردازش و تحلیل داده‌های طیفی در حوزه میراث فرهنگی ایفا می‌کنند.

یکی از وظایف کلیدی، تحلیل طیفی برای شناسایی مواد است که با ثبت امواج نوری یا الکترومغناطیسی از یک شیء انجام می‌شود. یکی از کاربردهای برجسته، استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق برای تحلیل تصاویر هایپراسپکترال به منظور بازرسی خودکار بناهای تاریخی است. به‌کارگیری یادگیری مبتنی بر تانسور، امکان شناسایی و طبقه‌بندی آسیب‌های در ساختارهای مواد آثار تاریخی را فراهم می‌کند و از این طریق، تلاش‌های حفاظتی را از طریق تشخیص دقیق نقص‌ها تقویت می‌نماید (Tzortzis et al., 2022).

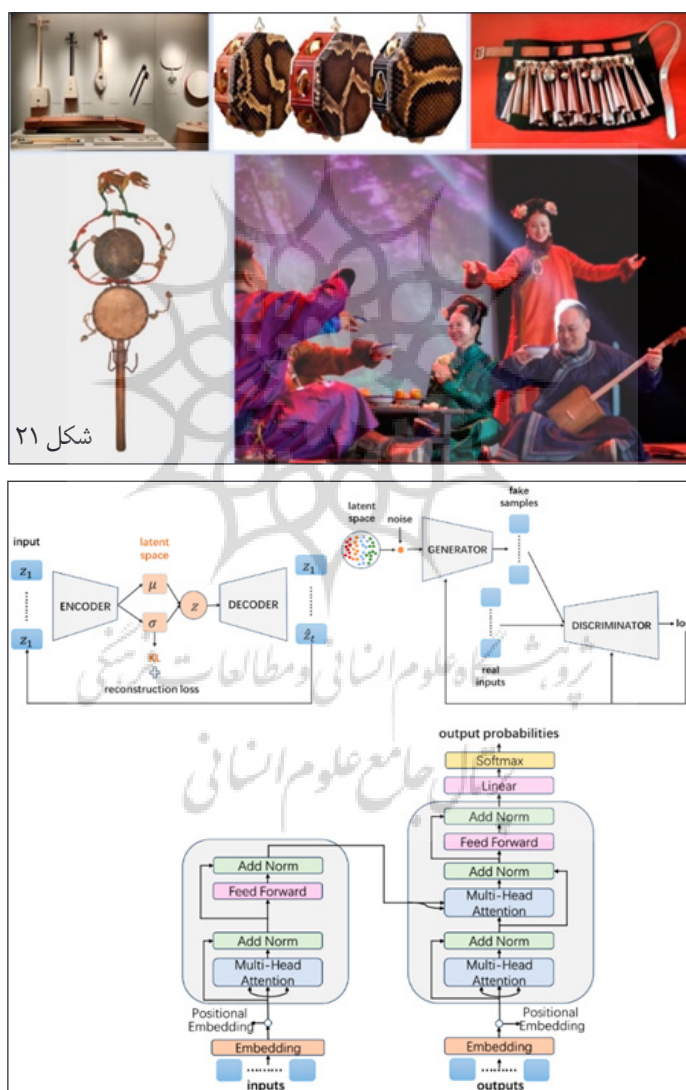
توسعه قابل توجه دیگر، کاربرد تکنیک‌های ML در مطالعه رنگ‌دانه‌های موجود در آثار فرهنگی است. ترکیب آنالیز طیف‌سنجی با الگوریتم‌های ML، شناسایی ترکیبات رنگ‌دانه در آثار باستانی را امکان‌پذیر می‌سازد که این امر، بینشی نسبت به فناوری ساخت تاریخی ارائه می‌دهد و به حفظ این اقالام کمک می‌کند (Wetzel, 2023). علاوه بر این، AI در حفظ و نمایش آثار هنری نیز به کار گرفته شده است. به‌عنوان مثال، توسعه سیستم‌هایی مانند «دستگاه و سیستم تشخیص وضعیت محیط نمایشگاه» از AI برای نظارت و حفظ شرایط بهینه برای نگهداری هنر استفاده می‌کند تا اطمینان حاصل شود که عوامل محیطی بر آثار فرهنگی تأثیر منفی نمی‌گذارند (Huang et al., 2025).

همچنین ML پیشرفت‌های قابل توجهی در پردازش و تحلیل داده‌های سیگنال، صوتی و سری‌های زمانی در حوزه میراث فرهنگی ایجاد کرده‌اند که به توسعه روش‌های نوآورانه برای حفظ و درک بهتر این میراث منجر شده است. یکی از کاربردهای برجسته در این زمینه، دیجیتالی‌سازی و تحلیل موسیقی سنتی است. به عنوان مثال، پژوهشگران با ایجاد مجموعه داده‌های باکیفیت از موسیقی قوم مانچو (Manchu)، شامل ترانه‌های محلی، موسیقی رقص و قطعات آیینی، به تسهیل تحقیقات هوش مصنوعی در قوم‌موسیقی‌شناسی پرداخته‌اند. این رویکرد نه تنها به حفظ میراث فرهنگی ناملموس کمک می‌کند، بلکه امکان تحلیل عمیق ساختارها و الگوهای موسیقایی را فراهم می‌سازد و به درک غنی‌تر از بیان‌های فرهنگی

منجر می‌شود (Chen et al., 2024).

معماری فریم‌ورک الگوریتم‌های تولید و سنتز موسیقی قوم مانچو از سه روش اصلی استفاده می‌کند: شبکه متخاصم مولد (GAN)، رمزگذار خودکار متغیر (VAE)، و ترانسفورماتور. بر اساس شکل ۲۲، GAN با آموزش خصومت‌آمیز بین تولیدکننده و ایجاد کننده تمایز، داده‌های جدیدی شبیه به توزیع داده‌های واقعی تولید می‌کند. در این آزمایش، از GAN برای تولید بخش‌های جدید موسیقی مانچو استفاده شده است که پتانسیل کاربرد مجموعه داده‌ها در تولید موسیقی را

علاوه بر این، توسعه تکنیک‌های هوش مصنوعی متناسب با داده‌های سیگنال و سری‌های زمانی، که در زمینه‌های مختلف میراث فرهنگی از جمله پردازش گفتار و صوت فراوان هستند، از اهمیت بالایی برخوردار است. پیشرفت الگوریتم‌های یادگیری ماشین امکان طبقه‌بندی و تحلیل داده‌های سری‌های زمانی را فراهم کرده است که به تفسیر ضبط‌های صوتی تاریخی و سایر مجموعه داده‌های زمانی کمک می‌کند (Lines).



شکل ۲۲. معماری فریم‌ورک الگوریتم‌های تولید موسیقی مانچو: (چپ) GAN، (وسط) VAE، (راست) ترانسفورماتور (Chen et al., 2024).
Figure 22. Architecture of the Manchu music generation framework: (left) GAN, (center) VAE, (right) Transformer (Chen et al., 2024).

نشان می‌دهد. VAE با یادگیری نمایش نهفته‌ی داده‌ها از طریق استنتاج متغیر، داده‌های جدیدی تولید می‌کند. در این مطالعه، VAE برای انتقال سبک و ایجاد تنوع در موسیقی مانچو به کار رفته است. ترانسفورماتور، که بر اساس مکانیسم توجه کار می‌کند، به طور گسترده‌ای در پردازش زبان طبیعی و تولید توالی‌ها استفاده می‌شود. در این پژوهش، از ترانسفورماتور برای تولید ملودی‌ها و هارمونی‌های پیچیده در موسیقی مانچو استفاده شده است (Chen et al., 2024).

۴.۴. پردازش و تحلیل داده‌های عددی

تحلیل داده‌های عددی فرآیندی است که در آن اعداد، مثل دما، رطوبت، یا اندازه‌گیری‌های شیمیایی، بررسی می‌شوند تا الگوها، روندها، یا پیش‌بینی‌هایی از آن‌ها به دست آید. این شاخه از یادگیری ماشین به ماشین‌ها کمک می‌کند تا با نگاه به مجموعه‌ای از اعداد، چیزهایی مثل قدمت یک اثر یا شرایط نگهداری آن را حدس بزنند. در میراث فرهنگی، این روش برای پایش محیط موزه‌ها، تخمین عمر آثار، یا تحلیل داده‌های کاوش‌ها کاربرد دارد.

تحلیل داده‌های عددی وظایف متنوعی را در میراث فرهنگی پوشش می‌دهد که هر کدام به حل مسائل خاصی کمک می‌کنند. یکی از وظایف اصلی، پیش‌بینی مقادیر پیوسته است که در آن ماشین با نگاه به داده‌های عددی، یک عدد را حدس می‌زند. برای مثال، تخمین قدمت یک کتیبه باستان بر اساس داده‌های شیمیایی (مثلاً میزان رادیو ایزوتوپ‌ها) با استفاده از رگرسیون خطی یا مدل‌های پیشرفته‌تر مثل شبکه‌های عصبی امکان‌پذیر است، وظیفه دیگر، پایش شرایط محیطی است که تغییرات داده‌ها را در طول زمان رصد می‌کند. مثلاً، حسگرهای دما و رطوبت در موزه می‌توانند با مدل‌های سری زمانی مثل LSTM تحلیل شوند تا شرایط بحرانی (مثلاً خطر فرسایش) پیش‌بینی شود (Fiorucci et al., 2020).

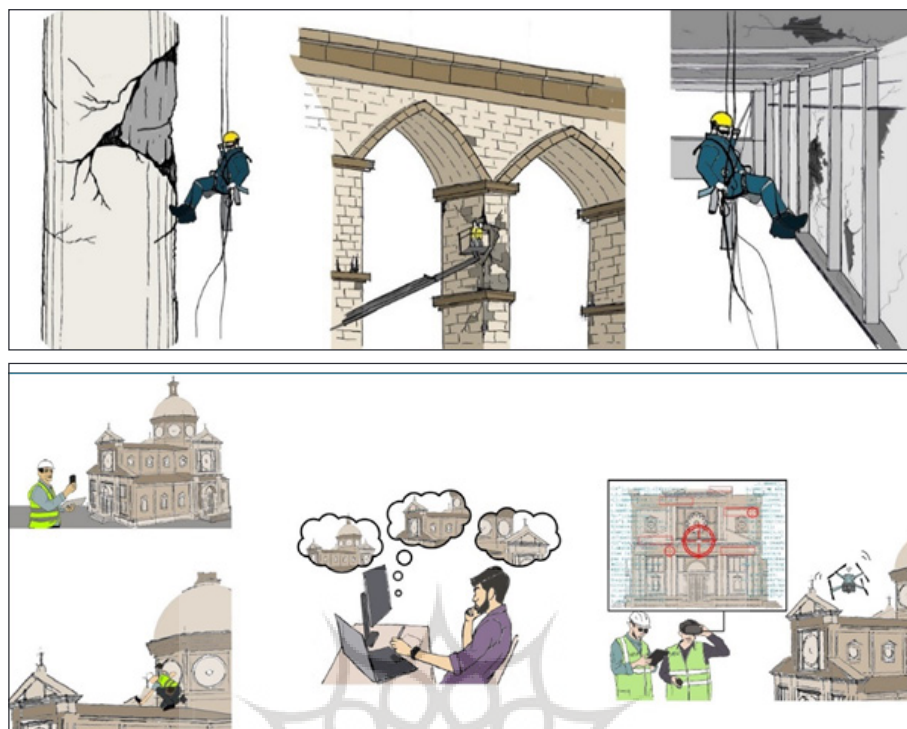
همچنین رویکردهای AI پیشرفت‌های قابل توجهی در تحلیل داده‌های عددی در پژوهش‌های باستان‌شناسی، به‌ویژه در حوزه‌های باستان‌شناسی مولکولی، ژنتیک باستانی و تحلیل ایزوتوپی ایجاد

کرده است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌طور مؤثری بر روی داده‌های ژنومی اعمال شده‌اند که امکان تاریخ‌گذاری توالی‌های DNA باستانی را فراهم می‌کنند. در حوزه تجزیه و تحلیل ایزوتوپی، هوش مصنوعی برای تفسیر امضاهای پیچیده ژئوشیمیایی به کار گرفته شده است. با آموزش مدل‌های یادگیری ماشین بر روی مجموعه داده‌های ایزوتوپی گسترده، محققان می‌توانند شرایط محیطی گذشته و رژیم‌های غذایی انسان را با دقت بیشتری بازسازی کنند و در نتیجه درک ما از جوامع باستانی را افزایش دهند (Mantovan & Nanni, 2020). طبقه‌بندی داده‌های عددی هم کاربرد مهمی دارد، جایی که اعداد به دسته‌هایی تقسیم می‌شوند. به‌عنوان نمونه، داده‌های اندازه‌گیری شده از سفال‌های کاوش‌شده در یک محوطه باستانی می‌توانند با SVM به دسته‌های مثلاً «هخامنشی» یا «ساسانی» طبقه‌بندی شوند تا دوره تاریخی آن‌ها مشخص شود. تحلیل خوشه‌بندی نیز برای گروه‌بندی داده‌های عددی بدون برچسب استفاده می‌شود. مثلاً، داده‌های شیمیایی رنگدانه‌های نقاشی‌های دیواری تاریخی با K-Means می‌توانند خوشه‌بندی شوند تا الگوهای ساخت یا منشأ مواد کشف شود (Picollo et al., 2020). در نهایت، تشخیص ناهنجاری وظیفه دیگری است که داده‌های غیرعادی را پیدا می‌کند. این کاربردها نشان می‌دهند که تحلیل داده‌های عددی چگونه اطلاعات دقیق و عملی را برای حفظ و مطالعه میراث فرهنگی فراهم می‌کند.

۵.۴. رباتیک در وظایف میراث فرهنگی و هنر

رباتیک شاخه‌ای از فناوری چند تخصصی است که به طراحی و استفاده از ماشین‌های هوشمند برای انجام وظایف فیزیکی می‌پردازد، مثل حرکت کردن، جابه‌جایی اشیاء یا کاوش در مکان‌ها. در این حوزه، یادگیری ماشین به ربات‌ها کمک می‌کند تا با تحلیل داده‌ها تصمیم بگیرند و خودشان را با محیط سازگار کنند، شبیه به یک دستیار هوشمند که یاد می‌گیرد کارها را بهتر انجام دهد. از نظر ریاضیاتی، این کار با مدل‌هایی مثل یادگیری تقویتی شروع می‌شود، که در آن ربات با فرمولی مثل:

$$Q(s,a)=R+\gamma \max _{a'} Q\left(s',a'\right)$$



شکل ۲۳. چالش‌های مرتبط با پایش سنتی (بالا)، پایش مبتنی بر دستیارهای هوشمند و رباتیک هوایی (پایین).
(Mishra & Lourenço, 2024).

Figure 23. Challenges Associated with Traditional Monitoring (Top), Smart Assistant-Based Monitoring, and Aerial Robotics (Bottom) (Mishra & Lourenço, 2024).

است. مطالعات جدید نشان می‌دهند که رباتیک، با ترکیب حسگرهای پیشرفته و الگوریتم‌های یادگیری، در زمینه‌هایی مثل بازسازی دیجیتال، پایش امنیتی، و دسترسی به مکان‌های صعب‌العبور، راه‌حل‌های نوینی برای میراث فرهنگی ارائه داده است (Fiorucci et al., 2020; Marchello et al., 2023; Storniolo et al., 2024; Mishra and Lourenco, 2024).

۶.۴. کاربردهای AI در میراث ناملموس

میراث فرهنگی ناملموس شامل سنت‌ها، آداب، موسیقی، رقص، داستان‌ها و به طور کلی رویدادها و دانشی است که از نسلی به نسل دیگر منتقل می‌شود، اما به دلیل نبود شکل فیزیکی دائمی، در معرض فراموشی یا تغییر قرار دارد. هوش مصنوعی (AI) با توانایی تحلیل داده‌های پیچیده و تولید محتوای هوشمند، راهی نو برای حفظ، بازسازی، و

یاد می‌گیرد کدام حرکت بیشترین پاداش را دارد. به زبان ساده، ربات موقعیتش را به عنوان یک مجموعه اعداد می‌بیند، با این فرمول می‌فهمد کدام انتخاب بهتر است (مثلاً جلو برود یا بچرخد) و با تمرین خطاهایش را کم می‌کند تا بهترین مسیر را پیدا کند (Siciliano & Khatib, 2016). در میراث فرهنگی، رباتیک برای کاوش محوطه‌های باستانی، پایش آثار، یا خلق تجربه‌های تعاملی در موزه‌ها کاربرد دارد، مثلاً، تحقیقی در سال ۲۰۲۴ از ربات Pepper با مدل‌های گفت‌وگو (مثل GPT) در موزه‌ای در ایتالیا استفاده کرد تا به بازدیدکنندگان درباره آثار توضیح دهد و تجربه‌ای جذاب خلق کند (Storniolo et al., 2024). پژوهش‌ها نشان می‌دهند که ترکیب رباتیک بویژه رباتیک هوایی (پهپاد) با یادگیری ماشین، از الگوریتم‌های ساده تا مدل‌های پیشرفته، راهی نو برای حفاظت و نمایش میراث فرهنگی فراهم کرده



شکل ۲۴. حفظ و ترویج سنت رنگرزی آبی ونژو با مدل مولد LoRA از طریق تجربه تعاملی عمومی: (بالا) روند تجربی مراحل اجرا و ساخت (حکاکی الگوی گل از چوب با کیفیت بالا برای ایجاد الگوهای مقاوم با حکاکی طرح‌ها استفاده می‌کند. رنگ نیل عمدتاً از گیاهانی مانند Polygonum tinctorium یا Isatis tinctoria استخراج می‌شود)، (وسط) طراحی اپلیکیشن رابط کاربری و ایجاد انگیزه برای شرکت مخاطبان، (پایین) شبیه‌سازی سناریوی تجربه تعاملی که کاربران می‌توانند الگوهایی را بر اساس کلمات کلیدی و ترجیحات شخصی ایجاد کنند و ساخته‌های خود را به اشتراک بگذارند، ذخیره کنند یا خروجی بگیرند (Wang & Zhou, 2025).

Figure 24. Preservation and Promotion of the Wenzhou Blue Dyeing Tradition Using the LoRA Generative Model Through Public Interactive Experience: (Top) Experimental process of implementation and production stages (high-quality wood carving is used to create durable patterns by engraving floral designs. Indigo dye is primarily extracted from plants such as Polygonum tinctorium or Isatis tinctoria). (Middle) Design of the application user interface and motivation for audience engagement. (Bottom) Simulation of the interactive experience scenario, where users can create patterns based on keywords and personal preferences, and share, save, or export their creations (Wang & Zhou, 2025).

ترویج این میراث ارائه می‌دهد. این فناوری می‌تواند صداها را بازسازی کند، متون قدیمی را ترجمه کند، یا حتی تجربه‌های تعاملی خلق کند تا این فرهنگ‌ها زنده بمانند.

AI و ML به طور فزاینده‌ای در حفظ و ترویج میراث فرهنگی ناملموس (ICH) به کار گرفته شده‌اند و راهکارهای نوآورانه‌ای برای چالش‌هایی نظیر شکاف‌های بین نسلی و از دست رفتن حافظه فرهنگی ارائه می‌دهند. یکی از کاربردهای برجسته، توسعه تجربیات تعاملی مبتنی بر هوش مصنوعی است که به حفظ دیجیتال و تفسیر خلاقانه هنرهای سنتی کمک می‌کند. برای مثال، در یک مطالعه اخیر، از هوش مصنوعی مولد (Generative AI) با مدل LoRA برای ساخت الگویی به سبک رنگرزی مقاوم آبی (Blue Clamp-Resist Dyeing) استفاده شد. این مدل سپس در یک تجربه تعاملی در موزه رنگرزی مقاوم آبی ونژو (Wenzhou Blue Clamp-Resist Dyeing Museum Wang and Zhou, 2025) ادغام شد و تعامل عمومی با این هنر سنتی را بهبود بخشید. (<https://www.mdpi.com/2071-1050/17/3/898>).

کاربرد مهم دیگر استفاده از هوش مصنوعی و روش‌های یادگیری عمیق برای حفاظت و ترویج ابرازهای فرهنگی سنتی است. در زمینه فرهنگ باتیک قوم میائو در استان گوئیژو چین، پژوهشگران یک گراف دانش با استفاده از پردازش زبان طبیعی (NLP) برای استخراج موجودیت‌ها و روابط از متون ادبی ایجاد کردند. این گراف همراه با یک مدل بهبودیافته ResNet34 برای طبقه‌بندی الگوها به کار گرفته شد. این مکانیزم دوگانه، ویژگی‌های الگوهای باتیک را با مفاهیم فرهنگی آن‌ها مرتبط می‌کند و به کاربران امکان می‌دهد از طریق جستجوی متنی، تصاویر، معانی و تابوهای مرتبط با هر الگو را درک کنند و به حفظ دیجیتال این میراث فرهنگی کمک کنند (Quan et al., 2024).

علاوه بر این، هوش مصنوعی در ایجاد شخصیت‌های تعاملی که به آموزش رقص‌های سنتی می‌پردازند، مورد استفاده قرار گرفته است و بدین ترتیب به حفظ و گسترش آیین‌های فرهنگی ناملموس کمک

کرده است. در یک پروژه نوآورانه در منطقه باسک، شخصیت دیجیتال «Txikito» با استفاده از هوش مصنوعی و واقعیت افزوده طراحی شد تا کاربران را در یادگیری رقص‌های سنتی باسک آموزش دهد. این سیستم با ثبت حرکات رقصندگان حرفه‌ای از طریق لباس‌های مجهز به حسگر، به کاربران در سراسر جهان امکان می‌دهد این رقص‌ها را یاد بگیرند و تکمیل کنند، و بدین ترتیب میراث فرهنگی باسک را در دسترس‌تر می‌کند (Cadena SER, 2024). تولید محتوای تعاملی هم کاربرد مهمی دارد؛ مثلاً، پژوهشی در سال ۲۰۲۴ از ربات Pepper با مدل GPT در موزه‌ای در ایتالیا استفاده کرد تا داستان‌های شفاهی را به بازدیدکنندگان ارائه دهد و با گفت‌وگوی تعاملی، آن‌ها را درگیر کند (Storniolo et al., 2024).

در نهایت، ترویج پایداری فرهنگی از طریق محصولات خلاقانه با هوش مصنوعی دیده می‌شود. مطالعه‌ای در سال ۲۰۲۳ نشان داد که محصولات فرهنگی-خلاقانه تولیدشده با AI (مثل نقاشی‌های سال نو یانگ‌لیوچینگ در چین) با مدل AISAS، ارزش ادراکی و هویت فرهنگی را تقویت می‌کند و پایداری میراث ناملموس را افزایش می‌دهد (Zhang et al., 2023). این کاربردها نشان می‌دهند که هوش مصنوعی می‌تواند میراث ناملموس را از خطر فراموشی نجات دهد و با نوآوری، آن را به نسل‌های جدید منتقل کند، هرچند چالش‌هایی مثل نیاز به داده‌های متنوع و حفظ اصالت باقی است.

۸.۴. تجربه‌های جامع و برجسته جهانی کاربردهای AI در وظایف میراث فرهنگی

۱.۸.۴. بازسازی تاریخ اروپا (دسترس پذیری تاریخ، آموزش و حفاظت میراث)

خلاصه: ابر پروژه Time Machine Europe یکی از بزرگ‌ترین ابتکارات بین المللی اروپا، و نیز از گسترده‌ترین و بلندپروازانه‌ترین پروژه‌های دیجیتال سازی و بازسازی میراث فرهنگی در جهان است که با استفاده از رویکردهای نوین نظیر AI و علم داده‌های برای تحلیل، بازسازی، و مدل سازی داده‌های تاریخی استفاده می‌کند. این پروژه با

برجسته‌ترین زیرپروژه Time Machine Europe که از الگوریتم‌های هوش مصنوعی بهره برده‌اند، به اختصار پرداخته شده است.

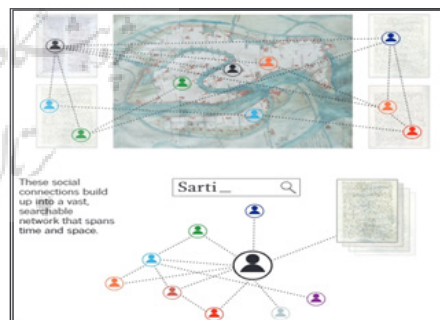
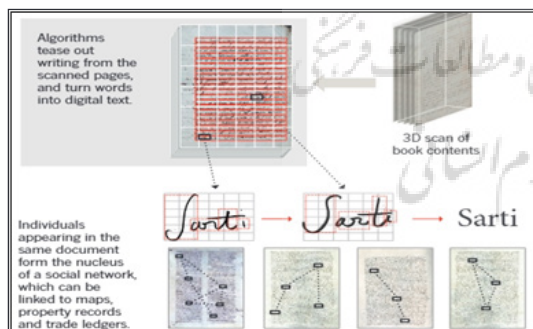
پروژه Venice Time Machine (خوانش و بازسازی اسناد تاریخی و نقشه‌های ونیز) Venice Time Machine یکی از مهم‌ترین زیرپروژه‌های Time Machine Europe است که هدف آن دیجیتال‌سازی و تحلیل بیش از ۱۰۰۰ سال اسناد تاریخی مربوط به ونیز است. این اسناد شامل نقشه‌ها، اسناد قانونی، بایگانی‌های تجاری و دست‌نوشته‌های دولتی هستند که در آرشیوهای تاریخی ونیز نگهداری می‌شوند. این پروژه توانست بیش از ۸۰ درصد از متون دست‌نویس قدیمی را با دقت بالا دیجیتال‌سازی کند و روابط تجاری و مراودات اقتصادی میان شهروندان و تاجران ونیزی را مدل‌سازی نماید. همچنین، با بازسازی دیجیتالی نقشه‌های ونیز در طول قرن‌ها، امکان تحلیل تغییرات شهری در بستر زمان فراهم شد. در واقع پروژه Venice Time Machine شبکه‌های اجتماعی جامعه قرون گذشته ونیز را بازسازی می‌کند.

مدل‌ها و الگوریتم‌های ML مورد استفاده:

TrOCR³⁰ برای خوانش و بازشناسی متون دست‌نویس

هدف ایجاد یک مدل دیجیتالی عظیم از تاریخ اروپا، شامل مجموعه‌ای از متون تاریخی، نقشه‌ها، تصاویر هنری، اسناد بایگانی‌شده و داده‌های جغرافیایی است. به دلیل پیچیدگی و تنوع داده‌های تاریخی، روش‌های سنتی پردازش داده کارایی محدودی دارند؛ بنابراین، در این پروژه از مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی (NLP)، بینایی کامپیوتر (CV) و مدل‌سازی سه‌بعدی بهره گرفته شده است. در واقع Time Machine Europe با هدف ایجاد یک «ماشین زمان دیجیتال»، گذشته شهرها، بناها، و زندگی روزمره را بازسازی می‌کند. مدل‌های AI الگوهای معماری و تغییرات شهری را تحلیل کرد و مدل‌های تعاملی سه‌بعدی ساخت که کاربران می‌توانستند در آن‌ها کاوش کنند. این پروژه دسترسی بی‌سابقه‌ای به تاریخ اروپا فراهم کرد، به آموزش و پژوهش کمک کرد، و نسخه‌های دیجیتالی را برای حفظ میراث در برابر آسیب‌های فیزیکی ارائه داد (Time Machine Europe, 2025).

شرح: در بخش‌های مختلف Time Machine Europe، هوش مصنوعی برای حل چالش‌های کلیدی مربوط به تفسیر، بازسازی و تحلیل داده‌های تاریخی مورد استفاده قرار گرفته است. در ادامه به



شکل ۲۵. بازسازی ارتباطات اجتماعی ونیز از طریق محتوای مجموعه اسناد تاریخ ۱۰۰۰ ساله ونیز مبتنی بر الگوریتم‌های ML (ماشین زمان ونیز میلیون‌ها سند را اسکن و دیجیتالی می‌کند که تاریخ ۱۰۰۰ ساله را ثبت می‌کند و محققان را قادر می‌سازد تا ارتباطات و مراودات اجتماعی قرن‌ها پیش را بازسازی کنند). (The "Time Machine" Reconstructing Ancient Venice's Social Networks | Nature, n.d.).

Figure 25. Reconstruction of Venice's social connections through the content of a 1000-year historical document collection using ML algorithms. (The "Time Machine" scans and digitizes millions of documents, recording 1000 years of history and enabling researchers to reconstruct social interactions and exchanges from centuries ago.) (The "Time Machine" Reconstructing Ancient Venice's Social Networks | Nature, n.d.).

تصاویر ماهواره‌ای قدیمی از قرن ۱۸ و ۱۹.

بناهای تاریخی و ایجاد نسخه‌های دیجیتالی از بافت شهری گذشته.

تحلیل تغییرات معماری در طول زمان و شبیه‌سازی دگرگونی‌های شهری.

پروژه‌ی ماشین زمان آمستردام، با همکاری شهرداری آمستردام، یک پروژه آزمایشی برای گنجاندن مؤلفه‌های تاریخی در قالب یک نوار افزونه در پلتفرم سه‌بعدی هلندز انجام داده است. بر اساس شکل ۲۶، این افزونه‌ی زمانی تعاملی به کاربران اجازه می‌دهد نه تنها به گذشته نگاه کنند و ببینند محله‌های آمستردام قبلاً چگونه بوده‌اند، بلکه می‌توانند طرح‌های ساخت‌وساز و پیشنهادات آینده را نیز تجسم کنند. این افزونه، داده‌های تاریخی و اجتماعی فرهنگی آمستردام (از طریق ماشین زمان آمستردام) را با اطلاعات کامل در زمینه‌ی تصویری سه‌بعدی هلندز ادغام می‌کند. این پروژه به محققان و عموم مردم امکان می‌دهد تا تاریخ و تحولات شهری آمستردام را به شیوه‌ای تعاملی و بصری بررسی کنند (ATM).

قدیمی که در اسناد دولتی قرن ۱۶ و ۱۷ یافت شده‌اند.

نقشه‌های فرسوده‌شده و افزایش وضوح آن‌ها.

BERT و RoBERTa برای تحلیل و پردازش زبان قدیمی لاتین و ایتالیایی در اسناد قانونی و تجاری.

GNN برای بازسازی شبکه‌های تجاری ونیز و ارتباط میان افراد، شرکت‌ها و رویدادهای تاریخی.

پروژه Amsterdam Time Machine (بازسازی معماری و نقشه‌های تاریخی آمستردام): پروژه Amsterdam Time Machine بر بازسازی دیجیتالی بناهای تاریخی، خیابان‌ها و تحولات معماری شهر آمستردام تمرکز دارد. داده‌های این پروژه شامل تصاویر ماهواره‌ای قدیمی، نقشه‌های معماری و بایگانی‌های شهری است. این پروژه امکان بازسازی دقیق ساختارهای معماری تاریخی آمستردام در قرن‌های گذشته را فراهم کرده و به درک بهتر تغییرات شهری و تأثیرات سیاست‌های توسعه شهری کمک کرده است (Projects – Amsterdam Time Machine, n.d).

مدل‌ها و الگوریتم‌های ML مورد استفاده:

Super-Resolution GANs برای افزایش کیفیت



شکل ۲۶. سه‌بعدی‌سازی نقشه‌های تعاملی تاریخی آمستردام: افزونه‌ی زمانی در پلتفرم هلندز (Amsterdam Time Machine, n.d).

Figure 26. 3D visualization of historical interactive maps of Amsterdam: Time slider plugin in the Netherlands 3D platform (Amsterdam Time Machine, n.d.).



شکل ۲۷. الگویی از مجموعه داده‌های سه بعدی سازی پروژه تعاملی تاریخ آمستردام (Projects – Amsterdam Time Machine, n.d).

Figure 27. A model of 3D datasets from the interactive history project of Amsterdam

(Projects – Amsterdam Time Machine, n.d.).

پروژه Arran Benchmark Dataset (تحلیل و شناسایی محوطه‌های باستانی با استفاده از LiDAR): پروژه Arran یکی از اولین مجموعه داده‌های استاندارد برای شناسایی محوطه‌های باستانی با استفاده از پردازش تصاویر LiDAR است که در Time Machine Europe مورد استفاده قرار گرفته است. این پروژه موفق به بهبود دقت تشخیص مکان‌های باستانی در تصاویر هوایی تا ۹۲ درصد شده است و توانسته است ساختارهای تاریخی ناشناخته و مخفی را از طریق پردازش داده‌های LiDAR شناسایی کند (Time Machine Europe, 2025).

مدل‌ها و الگوریتم‌های ML مورد استفاده:

RetinaNet و U-Net برای بخش‌بندی تصاویر LiDAR و تشخیص ویژگی‌های باستان‌شناسی.

YOLOv5 و Faster R-CNN برای تشخیص و مکان‌یابی محوطه‌های باستانی در تصاویر هوایی.

۲.۸.۴. پردازش جامع و بازسازی متون یونان باستان

باستان

خلاصه: پروژه «بازسازی و نسبت‌دهی متون باستانی با

timeslider in Netherlands 3D – Amsterdam Time Machine, n.d).

پروژه Paris Time Machine (بازسازی بناها و شبکه‌های شهری قرن ۱۸ و ۱۹ پاریس): پروژه Paris Time Machine به تحلیل و بازسازی تحولات معماری و اجتماعی پاریس در قرن‌های گذشته اختصاص دارد. این پروژه بر اساس داده‌های نقشه‌های قدیمی، اسناد شهری و تصاویر تاریخی کار می‌کند. این پروژه توانسته است بناهای مهم تاریخی پاریس را به صورت دیجیتالی بازسازی کند و الگوهای توسعه شهری را از قرن ۱۸ تا به امروز تحلیل نماید (PTM, 2019).

مدل‌ها و الگوریتم‌های ML مورد استفاده:

یادگیری تقویتی و Deep Q-Networks (DQN) برای شبیه‌سازی تغییرات ساختاری شهر و تأثیر تصمیمات برنامه‌ریزی شهری.

StyleGAN و CycleGAN برای بازسازی نماهای قدیمی بناها و بهبود کیفیت عکس‌های تاریخی.

GNNs و Knowledge Graphs برای ایجاد ارتباطات بین وقایع تاریخی، مکان‌ها و افراد تأثیرگذار در توسعه شهر.

گردآوری شده‌اند. این مجموعه داده شامل متونی است که برای آموزش مدل، به‌طور مصنوعی ناقص شده‌اند تا سیستم بتواند یاد بگیرد که چگونه بخش‌های حذف‌شده را بازسازی کند. این مدل از شبکه‌های عصبی عمیق بهره می‌گیرد و در سه حوزه اصلی فعالیت می‌کند:

بازسازی متن: پر کردن بخش‌های مفقود شده کتیبه‌ها با استفاده از تحلیل الگوهای زبانی و تاریخی.

نسبت‌دهی جغرافیایی: تخمین محل نگارش کتیبه‌ها بر اساس ویژگی‌های زبانی و سبک نوشتاری.

نسبت‌دهی زمانی: تعیین حدود زمانی نگارش متون از طریق تحلیل محتوای کتیبه‌ها.

نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که مدل Ithaca توانست با دقت ۶۱.۲ درصد متون ناقص را بازسازی کند، درحالی‌که دقت بازسازی توسط پژوهشگران انسانی به‌تنهایی ۲۵ درصد بود. ترکیب این مدل با دانش متخصصان انسانی، دقت بازسازی را به ۷۲.۲ افزایش داد. همچنین مدل توانست با دقت ۶۲ درصد موقعیت جغرافیایی و با دقت ۷۱ درصد تاریخ نگارش کتیبه‌ها را تخمین بزند. این نتایج نشان‌دهنده توانایی بالای Ithaca در بهبود فرآیندهای پژوهشی مرتبط با کتیبه‌های باستانی است.

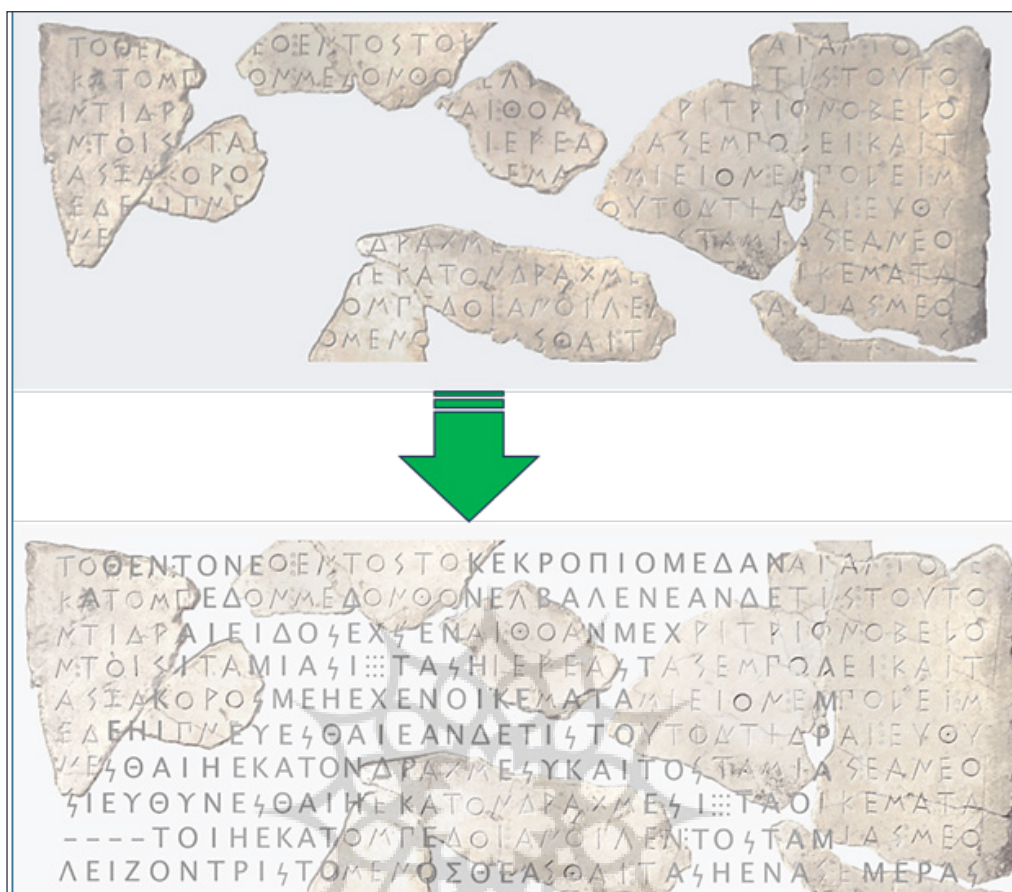
یکی از مهم‌ترین یافته‌های این پروژه، نقش همکاری میان انسان و ماشین در مطالعات تاریخی است. درحالی‌که مدل‌های یادگیری ماشین به‌تنهایی قادر به بازسازی کامل متون نیستند، ترکیب تحلیل‌های انسانی با خروجی‌های مدل، عملکرد بسیار بهتری ارائه می‌دهد. این پژوهش نشان می‌دهد که هوش مصنوعی می‌تواند به‌عنوان ابزاری کمکی در مطالعات علوم انسانی مورد استفاده قرار گیرد و ضمن افزایش دقت و سرعت تحلیل‌ها، پژوهشگران را در بررسی‌های تاریخی و باستان‌شناسی یاری دهد.

از منظر آینده‌پژوهی، روش پیشنهادی در این مقاله می‌تواند به سایر زبان‌های باستانی و حتی متون دست‌نویس تاریخی تعمیم داده شود. برای مثال، استفاده از مدل‌های مشابه در تحلیل کتیبه‌های خط میخی، هیروگلیف‌های مصری یا متون لاتین می‌تواند

استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق» به معرفی مدل «ایتاکا» می‌پردازد که برای بازسازی متون، تعیین موقعیت جغرافیایی و زمان‌بندی کتیبه‌های یونانی باستان طراحی شده است. این مدل با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی عمیق، به پژوهشگران در تحلیل و تفسیر کتیبه‌های آسیب‌دیده کمک می‌کند. «ایتاکا» با استفاده از مجموعه داده‌های گسترده‌ای از کتیبه‌های یونانی باستان، آموزش دیده است و قادر است بخش‌های مفقود شده متون را با دقت بالا بازسازی کند. همچنین، این مدل می‌تواند محل جغرافیایی و دوره زمانی نگارش کتیبه‌ها را تعیین نماید. در آزمایش‌ها، «ایتاکا» توانست با دقت ۶۲ درصد مکان جغرافیایی، با دقت ۷۱ درصد تاریخ نگارش و با دقت ۶۱ درصد متون ناقص را بازسازی کند. این پژوهش نشان می‌دهد که ترکیب هوش مصنوعی و دانش تاریخی می‌تواند به بهبود فرآیند مطالعه متون باستانی و درک بهتر از تاریخ و فرهنگ‌های گذشته منجر شود (Assael et al., 2022).

شرح: مطالعه و تحلیل کتیبه‌های باستانی یونانی از دیرباز به‌عنوان یکی از مهم‌ترین ابزارهای شناخت تاریخ، سیاست، اقتصاد و فرهنگ تمدن‌های کهن مطرح بوده است. با این حال، بسیاری از این کتیبه‌ها در طول زمان آسیب دیده و بخش‌هایی از متن آن‌ها از بین رفته است. بازسازی این متون، چالشی جدی در حوزه مطالعات باستان‌شناسی و زبان‌شناسی محسوب می‌شود که به‌طور سنتی نیازمند دانش تخصصی و تحلیل‌های انسانی است. پروژه پردازش جامع و بازسازی متون یونان باستان، بررسی رویکردی مبتنی بر یادگیری عمیق برای بازسازی و نسبت‌دهی متون باستانی پرداخته و مدل Ithaca را معرفی می‌کند. این مدل با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق، قابلیت تکمیل متون ناقص، تعیین موقعیت جغرافیایی و تخمین تاریخ نگارش کتیبه‌ها را ارائه می‌دهد و گامی مهم در تلفیق هوش مصنوعی با مطالعات علوم انسانی محسوب می‌شود.

مدل Ithaca بر پایه یک مجموعه داده متشکل از ۷۸۶۰۸ کتیبه یونانی باستانی آموزش داده شده است که از منابعی مانند Packard Humanities Institute



شکل ۲۸. بازسازی کتیبه‌های تاریخی یونان با مدل (Ithaca (Assael et al., 2022).

Figure 28. Reconstruction of historical Greek inscriptions using the Ithaca model (Assael et al., 2022).

۳.۸.۴. بازسازی میراث مادی گذشته با هوش مصنوعی و رباتیک

خلاصه: پروژه RePAIR (بازسازی گذشته با استفاده از هوش مصنوعی و رباتیک) با هدف توسعه فناوری‌های نوآورانه برای تسهیل فرآیند بازسازی فیزیکی آثار باستانی شکسته‌شده طراحی شده است. این پروژه که از برنامه تحقیقاتی Horizon 2020 اتحادیه اروپا بوده، درصدد است یکی از مراحل پرزحمت و پیچیده حفاظت-مرمت آثار باستانی و تحقیقات باستان‌شناسی، یعنی بازسازی فیزیکی آثار هنری تخریب‌شده را، بهبود بخشد. پروژه RePAIR ترکیبی از فناوری‌های پیشرفته در زمینه بینایی کامپیوتری، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و رباتیک است که به‌منظور بازسازی

راهگشای پژوهش‌های آتی باشد. همچنین توسعه مدل‌های پیچیده‌تر با استفاده از مجموعه داده‌های گسترده‌تر می‌تواند دقت بازسازی و نسبت‌دهی متون را بیش‌ازپیش افزایش دهد. درنهایت، پژوهش ارائه‌شده در این مقاله نقطه عطفی در مطالعات بین‌رشته‌ای محسوب می‌شود که نشان می‌دهد چگونه هوش مصنوعی و یادگیری عمیق می‌توانند در کنار علوم انسانی قرار گرفته و ابزارهای نوینی برای تحلیل متون تاریخی فراهم آورند. این تحقیق علاوه بر کمک به بازسازی و تفسیر بهتر متون باستانی، دریچه‌ای به روی همکاری‌های گسترده‌تر بین متخصصان هوش مصنوعی، مورخان و زبان‌شناسان می‌گشاید و مسیر جدیدی را برای تحلیل داده‌های تاریخی هموار می‌سازد.

ایجاد کند. در ادامه نمایی کلی از مدل‌های برجسته یادگیری ماشین در وظایف بازسازی میراث فرهنگ مادی گذشته به اختصار تبیین شده است.

۱. دیجیتال سازی و تحلیل داده‌ها: بینایی کامپیوتری و پردازش تصویر: در مرحله اول، اسکن سه‌بعدی و پردازش تصویر برای تحلیل قطعات تاریخی صورت می‌گیرد. مدل‌های عصبی کانولوشنی (مانند ResNet، U-Net و EfficientNet) ویژگی‌های سطحی نظیر ترک‌ها، بافت‌ها و الگوهای رنگی را استخراج و تصاویر را از نویز و تخریب پاک‌سازی می‌کنند. همچنین، از Vision Transformers (ViTs) برای تحلیل دقیق‌تر بافت‌ها و شناسایی الگوهای پنهان استفاده می‌شود.

۲. تطبیق و اتصال قطعات: یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی گرافی: برای بازسازی قطعات پراکنده و شناسایی روابط مکانی، از شبکه‌های عصبی گرافی مانند GCNs بهره گرفته می‌شود. در این روش، هر قطعه به‌عنوان یک گره در گراف مدل‌سازی می‌شود و ویژگی‌های هندسی و سطحی به اتصال این گره‌ها کمک می‌کنند. روش‌های Point Cloud Matching نیز برای تحلیل هندسی قطعات و ایجاد ساختار سه‌بعدی استفاده می‌شوند.

۳. بازسازی خودکار: مدل‌های مولد و شبکه‌های GAN: برای ترمیم بخش‌های ناقص، از شبکه‌های مولد تخصصی استفاده می‌شود. این مدل‌ها با آموزش روی داده‌های قطعات سالم، ساختارهای پیشنهادی برای بخش‌های مفقود را تولید می‌کنند. فرآیند بازسازی با یادگیری تقویتی و بازخورد انسانی بهینه‌سازی می‌شود.

۴. کنترل و هماهنگی رباتیک: یادگیری تقویتی و سیستم‌های چندعاملی: در مرحله عملیاتی، سیستم‌های رباتیک هوشمند برای مونتاژ قطعات به کار گرفته می‌شوند. این ربات‌ها از الگوریتم‌های یادگیری تقویتی عمیق (مانند PPO) برای بهینه‌سازی حرکت، DQN برای ترتیب‌بندی قطعات، و MARL برای هماهنگی چند ربات بهره می‌برند. این فناوری به بازوهای رباتیک امکان می‌دهد قطعات را به‌طور دقیق جابجا و در محل مناسب قرار دهند.

خودکار آثار باستانی شکسته‌شده طراحی شده است. با توجه به چالش‌های موجود در بازسازی قطعات پراکنده و آسیب‌دیده آثار تاریخی، این پروژه بر توسعه سیستم‌هایی متکی است که از ترکیب الگوریتم‌های یادگیری عمیق، بینایی کامپیوتری و تطبیق هندسی سه‌بعدی برای پردازش داده‌های باستان‌شناختی استفاده می‌کنند (RePAIR Project, n.d).

در سراسر جهان، بسیاری از آثار باستانی مانند گلدان‌ها، آفورها، فرسکوها و سایر مصنوعات قدیمی به‌صورت کامل باقی نمانده‌اند و به‌صورت مجموعه‌های بزرگی از قطعات شکسته از مکان‌های حفاری استخراج شده‌اند که بسیاری از آن‌ها آسیب‌دیده، فرسوده یا کاملاً مفقود هستند. بازسازی این آثار، به‌ویژه زمانی که تعداد قطعات زیاد باشد (مثلاً در حد هزاران قطعه)، به‌صورت دستی یا حتی با کمک نرم‌افزارهای موجود، بسیار دشوار و زمان‌بر است. این وضعیت باعث می‌شود بخش بزرگی از میراث فرهنگی جهان برای محققان و عموم مردم غیرقابل دسترسی باقی بماند.

پروژه RePAIR با ترکیب فناوری‌های پیشرفته در زمینه‌های رباتیک، بینایی کامپیوتری و هوش مصنوعی، به دنبال توسعه سیستمی رباتیک است که به‌صورت خودکار قطعات بزرگ آثار باستانی را پردازش، تطبیق و مونتاژ کند و این فرآیند را در زمانی بسیار کمتر از آنچه انسان‌ها قادر به انجام آن هستند، انجام دهد. این سطح از جاه‌طلبی چالش‌های متعددی را به همراه دارد که نیازمند راه‌حل‌های نوآورانه در حوزه‌های مختلف فناوری است.

یکی از نمونه‌های عملی این پروژه، بازسازی فرسکوهای تخریب‌شده در پارک باستان‌شناسی پمپئی است. این فرسکوها در جریان بمباران‌های جنگ جهانی دوم آسیب دیدند و به هزاران قطعه تقسیم شدند. پروژه RePAIR با استفاده از سیستم‌های رباتیک و الگوریتم‌های هوش مصنوعی، در تلاش است تا این قطعات را شناسایی، تطبیق و مونتاژ کند تا این آثار هنری ارزشمند را به شکل اولیه خود بازگرداند. در مجموع، پروژه RePAIR نمایانگر تلاقی فناوری‌های پیشرفته با میراث فرهنگی است که می‌تواند تحولی بزرگ در روش‌های بازسازی و حفاظت از آثار باستانی



شکل ۲۹. بازسازی و مرمت رباتیک پروژه (RePAIR Project, n.d).

Figure 29. Robotic reconstruction and restoration in the RePAIR project (RePAIR Project, n.d.).

۴.۸.۴. کاربردهای متاورس میراث فرهنگی

با پیشرفت فناوری‌های دیجیتال، به‌ویژه واقعیت مجازی (VR)، واقعیت افزوده (AR) و متاورس، فرصت‌های جدیدی برای حفظ، ارائه و تعامل با میراث فرهنگی به وجود آمده است. این فناوری‌ها امکان ایجاد محیط‌های تعاملی و همه‌جانبه را فراهم می‌کنند که می‌توانند تجربه‌های غنی و معناداری را برای کاربران ایجاد کنند. با این حال، استفاده از این فناوری‌ها در حوزه میراث فرهنگی با چالش‌هایی همراه است که نیازمند بررسی دقیق و ارائه راهبردهای مناسب است. پروژه «دیجیتالی‌سازی میراث فرهنگی از طریق کاربردهای متاورس» بر آن است تا چالش‌ها و فرصت‌های مرتبط با این حوزه را شناسایی کرده و راهبردهایی را برای بهره‌برداری مؤثر از فناوری‌های متاورس ارائه دهد (Buragohain et al., 2023).

یکی از چالش‌های اساسی در این زمینه، تفکیک بین میراث ملموس و ناملموس است. میراث ناملموس شامل عناصری مانند آوازها، مراسم، داستان‌ها و سایر عناصر غیرمادی است که حافظه و هویت جمعی یک جامعه را منعکس می‌کنند. این عناصر که بخشی از زندگی

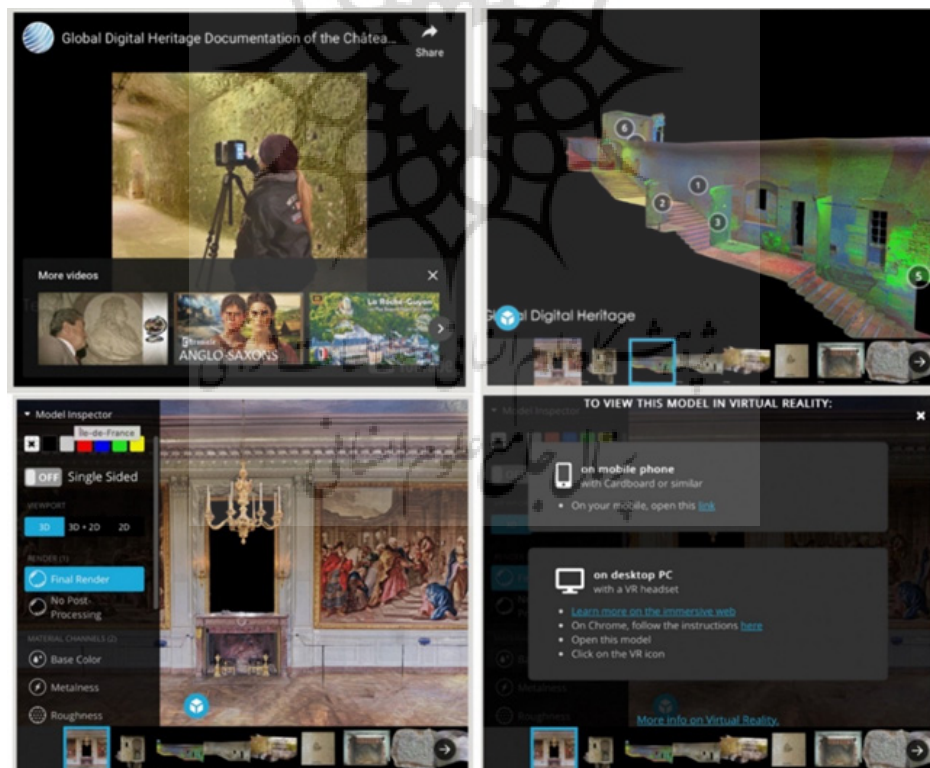
معنوی و فرهنگی جوامع مختلف هستند، به‌صورت شفاهی و از نسلی به نسل دیگر منتقل می‌شوند. از سوی دیگر، میراث ملموس شامل آثار فیزیکی، بناها و مکان‌های تاریخی است که با زمینه‌های جغرافیایی و تاریخی خاصی پیوند دارند. چالش اساسی در فرآیند دیجیتالی‌سازی این است که هر دو نوع میراث ممکن است حاوی اطلاعات فرهنگی حساسی باشند که جوامع منشأ تمایل به حفاظت و مدیریت داخلی آن دارند. علاوه بر این، فرآیند دیجیتالی‌سازی ممکن است این مواد را در معرض خطراتی نظیر نمایش نادرست، استفاده غیرمجاز یا تحریف‌شده قرار دهد، به‌ویژه زمانی که بدون مشورت مناسب با جوامع منشأ انجام شود.

یکی دیگر از موانع پیش روی دیجیتالی‌سازی میراث فرهنگی، ماهیت مادی و حسی آثار فیزیکی است. در حالی که مدل‌های سه‌بعدی و آرشیوهای دیجیتالی می‌توانند ابزارهای ارزشمندی برای حفاظت و دسترسی باشند، اغلب نمی‌توانند ارزش مادی، فضایی و عاطفی اشیای اصلی را به‌طور کامل منتقل کنند. به همین دلیل، انتقال مصنوعات فرهنگی به فضای دیجیتال نیازمند رویکردهایی است که نه تنها ویژگی‌های

برای بهره‌برداری مؤثر از فناوری‌های متاورس در حوزه میراث فرهنگی، اتخاذ راهبردهای مناسب ضروری است. یکی از مهم‌ترین راهبردها، مشارکت فعال جوامع منشأ در فرآیند دیجیتال‌سازی است. این مشارکت می‌تواند تضمین کند که نمایش و به‌اشتراک‌گذاری محتوای فرهنگی به‌طور دقیق و مطابق با ارزش‌های فرهنگی انجام می‌شود. همچنین، ایجاد استانداردهای اخلاقی و فنی برای حفاظت از اطلاعات فرهنگی و جلوگیری از استفاده نادرست از داده‌ها حائز اهمیت است. علاوه بر این، توسعه فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین می‌تواند به بهبود دقت و کیفیت دیجیتال‌سازی کمک کند. برای نمونه، الگوریتم‌های پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی عمیق می‌توانند برای بازسازی تصاویر و آثار تاریخی با دقت بالا به کار روند و مدل‌های پیشرفته پردازش زبان طبیعی می‌توانند در مستندسازی و تحلیل

بصری، بلکه ابعاد حسی، تاریخی و فرهنگی آن‌ها را نیز بازتاب دهند.

با وجود این چالش‌ها، دیجیتال‌سازی میراث فرهنگی فرصت‌های متعددی را نیز به همراه دارد. یکی از این فرصت‌ها، امکان مشارکت جوامع منشأ با مؤسسات فرهنگی در حفاظت و مدیریت داده‌های دیجیتال است. فناوری‌های متاورس همچنین می‌توانند تعاملات جدیدی را میان کاربران و آثار تاریخی ایجاد کرده و تجربه‌های یادگیری و آموزشی فراگیرتری را فراهم کنند. به‌عنوان مثال، بازدید مجازی از مکان‌های تاریخی، امکان بررسی دقیق و همه‌جانبه آثار را برای محققان و علاقه‌مندان فراهم می‌آورد. افزون بر این، ابزارهای واقعیت افزوده می‌توانند داده‌های تکمیلی را در مورد یک اثر ارائه دهند و به کاربران این امکان را بدهند که با لایه‌های پنهان تاریخ و فرهنگ آشنا شوند.



شکل ۳۰. دیجیتال‌سازی فضا تاریخی، متاورس پروژه میراث مجموعه پمپئی و هرکولانوم (Buragohain et al., 2024).

Figure 30. Digitization of historical spaces: The metaverse project for the heritage sites of Pompeii and Herculaneum (Buragohain et al., 2024).

متون تاریخی نقش مؤثری ایفا کنند. در نهایت، دیجیتال‌سازی میراث فرهنگی از طریق فناوری‌های متاورس، باوجود چالش‌های متعدد، فرصت‌های بی‌نظیری را برای حفظ و ارائه این میراث در اختیار ما قرار می‌دهد. اتخاذ راهبردهای مناسب و توسعه ابزارهای هوش مصنوعی می‌تواند به ایجاد تجربه‌های غنی و تعاملی کمک کند و نقش مهمی در حفاظت از میراث فرهنگی برای نسل‌های آینده ایفا نماید.

۵. چالش‌ها و محدودیت‌های هوش مصنوعی در وظایف میراث فرهنگی

هوش مصنوعی در میراث فرهنگی و هنر فرصت‌های شگفت‌انگیزی مانند بازسازی آثار، تحلیل داده‌ها، و خلق تجربه‌های تعاملی فراهم کرده است، اما با چالش‌ها و محدودیت‌هایی اساسی نیز مواجهه است که بر کارایی و پذیرش آن تأثیر می‌گذارد. یکی از چالش‌های اصلی، کیفیت و محدودیت داده‌هاست. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که مدل‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری عمیق، به داده‌های باکیفیت و گسترده نیاز دارند، اما در میراث فرهنگی، داده‌ها اغلب ناقص، پراکنده، یا غیراستاندارد هستند. مثلاً، تحقیقی در سال ۲۰۲۳ اشاره کرد که برای بازسازی دقیق آثار باستانی در متاورس، کمبود داده‌های تاریخی دقیق می‌تواند به بازنمایی‌های نادرست منجر شود (Buragohain et al., 2023). چالش دیگر، مسائل اخلاقی و اصالت است. استفاده از AI برای تولید آثار یا تکمیل متون کهن ممکن است اصالت فرهنگی را مخدوش کند؛ مطالعاتی در سال ۲۰۲۲ هشدار داد که AI در صورت عدم نظارت انسانی، می‌تواند تفسیرهای نادرستی از میراث ناملموس ارائه دهد (Fiorucci et al., 2022). هزینه و دسترسی به فناوری نیز محدودیت بزرگی است. مقالات نشان می‌دهند که فناوری‌های پیشرفته مثل VR یا رباتیک برای موزه‌ها و نهادهای کوچک هزینه‌برند و نیاز به زیرساخت و تخصص دارند. تحقیقی در سال ۲۰۲۳ تأکید کرد که این موضوع دسترسی جهانی به میراث دیجیتال را محدود می‌کند (Marchello et al., 2023). همچنین، پیچیدگی محاسباتی و نیاز به قدرت پردازشی بالا چالش دیگری است؛ مثلاً، مدل‌های

generative AI برای بازسازی صوتی یا تصویری به سخت‌افزار قوی نیاز دارند که همیشه در دسترس نیست (Buragohain et al., 2023). در نهایت، عدم شفافیت و سوگیری در الگوریتم‌ها چالش برانگیز است. پژوهش‌ها نشان می‌دهند که «جعبه سیاه» بودن AI می‌تواند به نتایج غیرقابل اعتماد یا مغرضانه منجر شود، به‌ویژه در تحلیل متون تاریخی که زمینه فرهنگی پیچیده‌ای دارند (Chen & Wang, 2023). این محدودیت‌ها نیازمند همکاری بین متخصصان AI و کارشناسان میراث فرهنگی برای غلبه بر آن‌هاست.

۶. کاربردهای پیشرفته و فناوری آینده‌نگر AI در وظایف میراث فرهنگی و هوش مصنوعی

کاربردهای آینده‌نگر AI و ML در میراث فرهنگی و هنر به استفاده از فناوری‌های نوظهور و پیشرفته برای حل چالش‌های فعلی و خلق فرصت‌های جدید در حفظ، دسترسی، و ترویج میراث اشاره دارد. این کاربردها از پیشرفت‌هایی مثل VR/AR، NFT، مهندسی پرامپت و دستیارهای هوشمند، متاورس پیشرفته، هوش مصنوعی کوانتومی، و اینترنت اشیا (IoT) بهره می‌برند و می‌توانند تجربه‌های فرهنگی را عمیق‌تر و پایدارتر کنند. از نظر ریاضیاتی، این فناوری‌ها ممکن است از الگوریتم‌های پیچیده‌تر مانند محاسبات کوانتومی برای بهینه‌سازی یا مدل‌های پیش‌بینی پیشرفته‌تر با داده‌های چندوجهی استفاده کنند. به زبان ساده، این رویکردها داده‌ها را سریع‌تر و هوشمندانه‌تر تحلیل می‌کنند و امکانات جدیدی مثل بازسازی‌های فوق‌واقعی یا حفاظت پیش‌بینانه ارائه می‌دهند.

کاربردهای پیشرفته و فناوری آینده‌نگر AI در بخش دوم مقاله به تفصیل مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

۷. نتیجه‌گیری

این مطالعه به بررسی نقش فناوری‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در حوزه میراث فرهنگی و هنری پرداخته و نشان می‌دهد که این فناوری‌ها به‌عنوان ابزارهای تحول‌آفرین، توانسته‌اند با افزایش دقت و سرعت فرآیندهای حفاظتی، بازسازی و بازنمایی آثار تاریخی، افق‌های نوینی در حفظ هویت بشری

نویسنده سوم تا ششم و نهم: در جمع‌آوری داده‌ها، تحلیل مفاهیم هوش مصنوعی، و نگارش بخش‌های مرتبط با کاربردهای هوش مصنوعی در میراث فرهنگی مشارکت داشتند.

نویسندگان هشتم و نهم: در تحلیل داده‌های تاریخی و تطبیق آن‌ها با مفاهیم هوش مصنوعی مشارکت داشتند.

تضاد منافع: ندارد.

حامیان مادی و معنوی: ندارد.

دسترسی به داده‌ها: داده‌های خام این پژوهش در اختیار نویسندگان است و با مکاتبات قابل دسترسی است.

پی‌نوشت‌ها

۱. منابع دیتاست تخصصی میراث

OmniArt: <http://www.vistory-omniart.com/>.

WikiArt: <http://www.wikiart.org/>.

BAM: <https://bam-dataset.org/>.

Behance: <https://www.behance.net/>.

Artstor: <https://www.artstor.org/>.

Europeana: <https://www.europeana.eu/>.

Web Gallery of Art: <https://www.wga.hu/>.

Arran: <https://github.com/ickramer/Arran>.

ویدیو سه بعدی سازی تاریخ آمستردام

<https://www.amsterdamtimemachine.nl/nl/atm-timeslider-in-netherlands-3d/>.

<https://github.com/seyrankhademi/AmsterTime>.

رقص txikito باسک

<https://cadenaser.com/euskadi/2024/12/30/txikito-el-personaje-interactivo-que-ensena-danzas-vascas-con-inteligencia-artificial-radio-bilbao/>.

بگشایند. با این حال، موفقیت این فناوری‌ها به شدت به وجود بانک‌های اطلاعاتی جامع و دقیق وابسته است، چرا که داده‌ها به عنوان رکن اصلی هوش مصنوعی، پایه‌ی هرگونه تحلیل، پیش‌بینی و تصمیم‌گیری هستند. در حوزه میراث فرهنگی، رویکردهای علمی به سه مرحله‌ی اصلی شناخت، حفاظت و ترویج و معرفی تقسیم می‌شوند. هوش مصنوعی در هر یک از این مراحل، از شناسایی محوطه‌های باستانی پنهان تا پایش مداوم و پیش‌بینی خطرات محیطی، و همچنین ایجاد تجربه‌های تعاملی دیجیتال، نقش کلیدی ایفا می‌کند. پروژه‌هایی مانند ماشین زمان آمستردام، بازسازی کتیبه‌های یونان با مدل Ithaca، و متاورس پمپئی و هرکولانوم نمونه‌هایی از کاربردهای موفق این فناوری‌ها هستند. با این وجود، چالش‌هایی مانند کیفیت داده‌ها، پیچیدگی‌های محاسباتی و مسائل اخلاقی همچنان مانع پذیرش گسترده آنها هستند. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته در تحلیل داده‌های تصویری، متنی و عددی نه تنها قابلیت شناسایی و بازآفرینی جنبه‌های پنهان گذشته را افزایش داده، بلکه تجربیات تعاملی و پایداری فرهنگی را نیز بهبود می‌بخشد. در نهایت، این مطالعه بر اهمیت همکاری‌های بین‌رشته‌ای، توسعه استانداردهای اخلاقی و بهره‌برداری از فناوری‌های نوظهوری مانند مهندسی پرامپت، NFT، متاورس و هوش مصنوعی کوانتومی تأکید می‌کند. این رویکردها می‌توانند مسیر پیشرفت پایدار در حفاظت و ترویج میراث فرهنگی را هموار سازند. چارچوب جامع و آینده‌نگر ارائه شده در این مطالعه، می‌تواند به پژوهشگران و سیاست‌گذاران در مواجهه با چالش‌های عصر دیجیتال کمک کند. آینده این حوزه، با پیشرفت‌های مداوم، نویدبخش یک میراث دیجیتال هوشمند و پایدار است که هم حفظ شده و هم جنبه‌های پنهان آن آشکار خواهد شد.

مشارکت نویسندگان

نویسنده اول و دوم: مسئولیت اصلی طراحی مطالعه و نظارت بر فرآیند تحقیق را بر عهده داشت. همچنین در تحلیل داده‌ها و بازبینی نهایی مقاله مشارکت کردند.

ایونت و رخدادهای ۲۰۲۵

<https://www.timemachine.eu/3dbigdataspace-kicks-off-with-first-consortium-meeting-in-trento/>.

<https://ai4culture.eu/>.

<https://www.timemachine.eu/events/ai4culture-final-conference-exploring-the-future-of-ai-in-cultural-heritage/>.

2. Supervised Learning .

3. Deep Learning .

4. Backpropagation .

5. Transformers .

6. Support Vector Machines .

7. GPU .

8. Generative AI .

9. GAN .

10. Large Language Models .

11. Attention .

12. Gartner .

13. Segmentation .

14. Classification

15. Decision Boundary .

16. Markov Decision Process .

17. States .

18. Actions .

19. Reward .

20. Policy .

21. Principal Component Analysis .

22. Convolutional Neural Networks .

23. Recurrent Neural Networks .

24. Long Short-Term Memory .

25. Graph Neural Networks .

26. Bidirectional Encoder Representations from Transformers .

27. Feed-Forward Neural Networks .

28. Bidirectional Processing .

29. <https://cadenaser.com/euskadi/2024/12/30/txikito-el-personaje-interactivo-que-ensena-danzas-vascas-con-inteligencia-artificial-radio-bilbao/>.

30. Transformer-based OCR .

منابع / Reference

Agapiou, A., Lysandrou, V., & Hadjimitsis, D. G. (2020). Remote sensing archaeology: Tracking the past with the help of modern technology. *Remote Sensing*, 12 (5), 827. <https://doi.org/10.3390/rs12050827>.

Art, in, History, June 25th, T. |, & Comment, 2021 Leave a. (n.d.). The long-lost pieces of Rembrandt's Night Watch get reconstructed with artificial intelligence. *Open Culture* . Retrieved March 18, 2025, from <https://www.openculture.com/2021/06/the-long-lost-pieces-of-rembrandts-night-watch-get-reconstructed-with-artificial-intelligence.html>.

ATM timeslider in Netherlands 3D – Amsterdam Time Machine. (n.d.). Retrieved March 18, 2025, from <https://www.amsterdamtimemachine.nl/nl/atm-timeslider-in-netherlands-3d/>.

Autoencoders in Deep Learning: Tutorial & Use Cases [2024]. (n.d.). Retrieved March 18, 2025, from <https://www.v7labs.com/blog/autoencoders-guide>.

Bishop, C. M. (2006). *Pattern recognition and machine learning* . Springer.

Bishop, C. M., & Bishop, H. (2024a). *Deep learning: Foundations and concepts* . Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-031-45468-4> .

- Bishop, C. M., & Bishop, H. (2024b). Graph neural networks. In C. M. Bishop & H. Bishop (Eds.), *Deep learning: Foundations and concepts* (pp. 407–427). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-031-45468-4_13.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>.
- Brown, T. B., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., ... & Amodei, D. (2020). Language models are few-shot learners. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33 , 1877–1901.
- Buchanan, B. G., & Shortliffe, E. H. (1984). *Rule-based expert systems: The MYCIN experiments of the Stanford heuristic programming project*. Addison-Wesley.
- Buragohain, D., Meng, Y., Deng, C., Li, Q., & Chaudhary, S. (2024). Digitalizing cultural heritage through metaverse applications: Challenges, opportunities, and strategies. *Heritage Science*, 12 (1), 1–16. <https://doi.org/10.1186/s40494-024-01403-1>.
- Cadena SER. (2024, December 30). "Txikito", el personaje interactivo que enseña danzas vascas con inteligencia artificial. Retrieved from <https://cadenaser.com/euskadi/2024/12/30/txikito-el-personaje-interactivo-que-ensena-danzas-vascas-con-inteligencia-artificial-radio-bilbao/>.
- Caron, M., et al. (2021). Emerging properties in self-supervised vision transformers. In *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)* (pp. 9650–9660). <https://arxiv.org/abs/2104.14294>.
- Chen, F., Lasaponara, R., & Masini, N. (2020). Exploiting satellite SAR for archaeological prospection and heritage site protection. *Geospatial Information Science*, 27 (3), 526–551. <http://doi.org/10.1080/10095020.2023.2223603>.
- Chen, Y., et al. (2024). Digital technology in cultural heritage: Construction and evaluation of a high-quality Chinese Manchu music dataset. *Applied Sciences*, 14 (23), 10811. <https://doi.org/10.3390/app142310811>.
- Codemax. (2023). AI in cultural heritage preservation: Digitizing and conserving artifacts. Retrieved from <https://codemax.app/explore/ai-in-cultural-heritage-preservation-digitizing-and-conserving-artifacts/>.
- Davoudi, H., Fiorucci, M., & Traviglia, A. (2021). Ancient document layout analysis: Autoencoders meet sparse coding. In *From digital recording to advanced AI applications in cultural heritage* (pp. 1–12). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-27330-8_69.
- Dore, C., & Murphy, M. (2020). Implementing artificial intelligence in H-BIM using the J48 algorithm to manage historic buildings. *International Journal of Architectural Heritage*. Retrieved from <https://community.graphisoft.com/gowhw84577/attachments/gowhw84577>.
- Efthymiou, A., Rudinac, S., Kackovic, M., Worring, M., & Wijnberg, N. (2021). Graph neural networks for knowledge enhanced visual representation of paintings. *arXiv preprint arXiv:2105.08190*.
- Falk, J. H., & Dierking, L. D. (2024). Rethinking museum visitors: Using K-Means cluster analysis to explore a museum's audience. *Visitor Studies*, 27 (1), 1–18.
- Fiorucci, M., Khoroshiltseva, M., Pontil, M., Traviglia, A., Del Bue, A., & James, S. (2020). Machine learning for cultural heritage: A survey. *Pattern Recognition Letters*, 133 , 102–108. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.02.017>.
- Frohlich, R., Gubo, S., Lévai, A., & Kato, Z. (2018). 3D–2D data fusion in cultural heritage applications. In B. Chanda, S. Chaudhuri, & S.

Chaudhury (Eds.), *Heritage preservation* (pp. 111–130). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-10-7221-5_6.

Gaber, J. A., et al. (2023). The role of artificial intelligence and machine learning in preserving cultural heritage and artworks via virtual restoration. *ISPRS Annals*, X-1/W1-2023, 185–190. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-X-1-W1-2023-185-2023>.

García-Gonzalo, E., Fernández-Muñiz, Z., García Nieto, P. J., Bernardo Sánchez, A., & Menéndez Fernández, M. (2016). Hard-rock stability analysis for span design in entry-type excavations with learning classifiers. *Materials*, 9 (7), 531. <https://doi.org/10.3390/ma9070531>.

Gomes, J., & Silva, D. (2021). Dominant color extraction with K-Means for camera characterization. *Remote Sensing*, 12 (3), 520.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT Press.

Gupta, R., Sharma, P., & Zhang, T. (2023). Vision transformers in art authentication: A novel approach. Retrieved from <https://link.springer.com>.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer.

Hutson, J. (2024). Combining large language models and immersive technologies to represent cultural heritage in the metaverse context. In *Augmented and virtual reality in the metaverse* (pp. 265–281). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-57746-8_14.

Hype Cycle for Generative AI 2024. (n.d.). Gartner. Retrieved March 18, 2025, from <https://www.gartner.com/en/articles/hype-cycle-for-genai>.

Janković Babić, R. (2024). A comparison of

methods for image classification of cultural heritage using transfer learning for feature extraction. *Neural Computing and Applications*, 36, 11699–11709. <https://doi.org/10.1007/s00521-023-08764-x>.

Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2025). *Speech and language processing* (3rd ed. draft). Stanford. <https://web.stanford.edu/~jurafsky/slp3/>.

Kaštelan, N., Vujović, I., Krčum, M., & Assani, N. (2022). Switchgear digitalization—Research path, status, and future work. *Sensors*, 22 (20), 7922. <https://doi.org/10.3390/s22207922>.

Khemani, B., Patil, S., Kotecha, K., & Tanwar, S. (2024). A review of graph neural networks: Concepts, architectures, techniques, challenges, datasets, applications, and future directions. *Journal of Big Data*, 11 (1), 18. <https://doi.org/10.1186/s40537-023-00876-4>.

Kipf, T. N., & Welling, M. (2017). Semi-supervised classification with graph convolutional networks. *ICLR*. <https://arxiv.org/abs/1609.02907>.

Koutsoudis, A., Pavlidis, G., & Tsiafakis, D. (2023). Large language models as recommendation systems in museums. *Electronics*, 12 (18), 3829. <https://doi.org/10.3390/electronics12183829>.

Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). ImageNet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1097–1105.

Lasaponara, R., & Masini, N. (2012). Satellite remote sensing: A new tool for archaeology. Springer.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521 (7553), 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>.

Li, Z., & Zhang, H. (2024). Combining CNN and Transformers for artistic style classification.

Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2502.18083>

Luo, L., Wang, X., Guo, H., Liu, C., Liu, J., Li, L., ... & Ji, W. (2019). Automated detection of archaeological mounds using machine-learning classification of multisensor and multitemporal satellite data. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 116 (31), 18219–18224.

Mafi, S., Dehpahlavan, M., & Aarab, A. (2022). Classification and typology of Iron Age II pottery from excavations of Qareh Tepe of Sagzabad, Qazvin using radius, tangent and curvature (RTC) functions of the lip profile of pottery vessels. *Journal of Research on Archaeometry*, 8 (2), 147–163. <https://doi.org/10.52547/jra.8.2.147>.

Mantovan, L., & Nanni, L. (2020). The computerization of archaeology: Survey on artificial intelligence techniques. *SN Computer Science*, 1 (267).

Marchello, G., et al. (2023). Cultural heritage digital preservation through AI-driven robotics. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-M-2-2023 , 995–1000. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-2-2023-995-2023>.

Mitchell, T. M. (1997). *Machine learning*. McGraw-Hill.

Mishra, M., & Lourenço, P. B. (2024). Artificial intelligence-assisted visual inspection for cultural heritage: State-of-the-art review. *Journal of Cultural Heritage*, 66 , 536–550. <https://doi.org/10.1016/j.culher.2024.01.005>.

Nguyen, T. T., & Le, N. H. (2020). Stacking of SVMs for classifying intangible cultural heritage images. In *Advances in intelligent systems and computing* (Vol. 1120, pp. 189–200). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-38364-0_17.

Nyandwi, J. (2023). *The Transformer Blueprint: A holistic guide to the Transformer neural network*

architecture. *Deep Learning Revision* . <https://deepprevious.github.io/posts/001-transformer/>

Ostertag, C., & Beurton-Aimar, M. (2020). Using graph neural networks to reconstruct ancient documents. *arXiv preprint arXiv:2011.07048* . <https://arxiv.org/abs/2011.07048>.

Piccolo, M., Cucci, C., Casini, A., & Stefani, L. (2020). Hyper-spectral imaging technique in the cultural heritage field: New possible scenarios. *Sensors*, 20 (10), 2843. <https://doi.org/10.3390/s20102843>.

Projects – Amsterdam Time Machine. (n.d.). Retrieved March 18, 2025, from <https://www.amsterdamtimemachine.nl/nl/category/projects/>.

PTM. (2019, November 29). La carte archéologique de Paris comprenant l'assemblage des plans 1900 est désormais en ligne ! Paris Time Machine . <https://paris-timemachine.huma-num.fr/2019/11/29/carte-archeologique-de-paris/>.

Puang, Pin-Ch et al., Lin. (2025). Integration of artificial intelligence in art preservation and exhibition spaces. *Applied Sciences*, 15 (2), 562. <https://doi.org/10.3390/app15020562>.

Radford, A., Kim, J. W., Hallacy, C., Ramesh, A., Goh, G., Agarwal, S., ... & Sutskever, I. (2021). Learning transferable visual models from natural language supervision. In *Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning*, 139 , 8748–8763.

Ratan, P. (2020, October 28). What is the Convolutional Neural Network Architecture? *Analytics Vidhya* . <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2020/10/what-is-the-convolutional-neural-network-architecture/>.

Razani, M., Nemani Khiyavi, L., Ranjbari, A., & Amiri, A. (2024). A new reproduction of the Urartian cuneiform inscription of Seqindel, Varzghan, East Azerbaijan, Iran. *Language Studies*, 15 (1), 57–80. <https://doi.org/10.30465/>.

ls.2023.47346.2164.

Razani, M., & Nemani, L. (2024). Analyzing the structural and visual pathology of Urartian inscriptions in Seqindel, Varzeghan, East Azarbaijan, Iran. *Athar*, 45 (106), 25–46. <http://dx.doi.org/10.22034/45.106.2>.

RePAIR Project. (n.d.). RePAIR Project . Retrieved March 18, 2025, from <https://www.repairproject.eu/>.

Russell, S., & Norvig, P. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach* (4th ed.). Pearson.

Shugar, A. N., & Mass, J. L. (Eds.). (2012). *Handheld XRF for art and archaeology* . Leuven University Press.

Smith, E., & Clark, R. J. H. (2020). *Raman spectroscopy in art and archaeology*. Royal Society of Chemistry .

Smith, J., & Lee, R. (2020). Time-series analysis for cultural heritage. *Journal of Archaeological Science*, 117 , 103245. <https://doi.org/10.1016/j.jas.2020.103245>.

Song, S., Yoo, H., Jin, J., Cho, K., & Oh, A. (2025). HERITAGE: An end-to-end web platform for processing Korean historical documents in Hanja. *arXiv preprint arXiv:2501.11951* .

Stublić, H., Bilogrivić, M., & Zlodi, G. (2023). Blockchain and NFTs in the cultural heritage domain: A review of current research topics. *Heritage*, 6 (4), 2042. <https://doi.org/10.3390/heritage6040202>.

Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement learning: An introduction* (2nd ed.). MIT Press.

The 'time machine' reconstructing ancient Venice's social networks. (n.d.). *Nature* . Retrieved March 18, 2025, from <https://www.nature.com/articles/546341a> .

The Top AI Trends for 2025 | Gartner Webinars. (n.d.). Gartner . Retrieved March 18, 2025, from <https://www.gartner.com/en/webinar/684780/1529507>.

This AI can spot an art forgery. (n.d.). *IEEE Spectrum* . Retrieved March 18, 2025, from <https://spectrum.ieee.org/this-ai-can-spot-an-art-forgery> .

Time Machine Europe. (2025, March 26). *Time Machine Europe* . <https://www.timemachine.eu/>.

Turing, A. M. (1950). Computing machinery and intelligence. *Mind*, 59 (236), 433–460. <https://doi.org/10.1093/mind/LIX.236.433>.

Unger, A., & Schubert, A. (2020). Image classification for cultural heritage using Random Forest. *CEUR Workshop Proceedings* .

Utilizing BERT for information retrieval: Survey, applications, resources, and challenges. (n.d.). Retrieved March 18, 2025, from <https://arxiv.org/html/2403.00784v1>.

Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, Ł., & Polosukhin, I. (2017). Attention is all you need. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30 , 5998–6008.

Verhagen, P., Nuninger, L., & Lock, G. (2019). Modelling archaeological predictive maps using Random Forests. *Journal of Computer Applications in Archaeology*, 2 (1), 1–15. <https://doi.org/10.5334/jcaa.71> .

Wang, J., & Chen, Y. (2023). Image restoration using CNNs for cultural heritage. *arXiv preprint arXiv:2310.05270* .

Wang, L., Zhou, M., & Kim, J. (2024). Combining CNNs and Transformers for art classification. *arXiv preprint* .

Wang, Y., & Zhang, L. (2023). An analysis of research trends for using artificial intelligence

in cultural heritage. *Electronics*, 13 (18), 3738. <https://doi.org/10.3390/electronics13183738>.

Wang, Y., & Zhou, Y. (2025). Artificial intelligence-driven interactive experience for intangible cultural heritage: Sustainable innovation of blue clamp-resist dyeing. *Sustainability*, 17 (3), 898. <https://doi.org/10.3390/su17030898>.

Wang, Y., Liu, J., Wang, W., Chen, J., Yang, X., Sang, L., Wen, Z., & Peng, Q. (2024). Construction of cultural heritage knowledge graph based on graph attention neural network. *Applied Sciences*, 14 (18), 8231. <https://doi.org/10.3390/app14188231>.

Wang, Z., & Song, H. (2025). A fusion model for artwork identification based on convolutional neural networks and transformers. *arXiv preprint arXiv:2502.18083*. <https://arxiv.org/abs/2502.18083>.

Wenzel, K., & Müller, M. (2021). Semantic classification of point clouds for cultural heritage applications using Random Forest. *Electronics*, 13 (18), 3738.

Wetzel, W. (2024). What machine learning reveals in the study of pigments in cultural heritage. *Spectroscopy Online*. Retrieved from <https://www.spectroscopyonline.com/view/what-machine-learning-reveals-in-the-study-of-pigments-in-cultural-heritage>.

Willemsen, M., Opitz, R., & Niven, K. (2020). An explorative application of Random Forest algorithm for archaeological predictive modeling in the Canton of Zurich, Switzerland. *Journal of Computer Applications in Archaeology*, 3 (1), 89–104. <https://doi.org/10.5334/jcaa.71>.

Yang, I., Ma, W., & Vosoughi, S. (2024). NushuRescue: Revitalization of the endangered Nushu language with AI. *arXiv preprint arXiv:2412.00218*.

Yong, E. (2024, October 21). How scientists

started to decode birdsong. *The New Yorker*. Retrieved from <https://www.newyorker.com/magazine/2024/10/21/how-scientists-started-to-decode-birdsong>.

Zhang, B., et al. (2023). Can AI-generated art stimulate the sustainability of intangible cultural heritage? A quantitative research on cultural and creative products. *PMC*, 12 (1), 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e20477>.

Zhang, J., Ringle, W., & Willis, A. R. (2024). Unveiling ancient Maya settlements using aerial LiDAR image segmentation. *arXiv preprint arXiv:2403.05773*. <https://arxiv.org/abs/2403.05773>.

Zhang, W., Kam-Kwai, W., Xu, B., Ren, Y., Li, Y., Zhu, M., Feng, Y., & Chen, W. (2024). CultVerse: Towards cross-cultural understanding for paintings with large language model. *arXiv preprint arXiv:2405.00435*. <https://arxiv.org/abs/2405.00435>.

Zhang, Y., & Patel, M. (2021). Neural networks for ancient text translation. *Artificial Intelligence and Cultural Heritage*, 8 (3), 175–192.

Zhao, Z., & Yang, Y. (2025). Research on Red cultural inheritance and application of SVM (Support Vector Machine) in sentiment analysis. *Applied Mathematics and Nonlinear Sciences*, 10 (1). <https://doi.org/10.2478/amns-2025-0766>.

Zhu, X., Li, Y., & Chen, W. (2023). Metadata assignment for cultural artifacts using Transformers. *arXiv preprint*.