

Е. Н. Бочарова

Институт археологии и этнографии СО РАН
Новосибирск, Россия
E-mail: bocharova.e@gmail.com

Применение искусственного интеллекта в археологических исследованиях: возможности и ограничения

В статье рассмотрены возможности применения искусственного интеллекта в современных археологических исследованиях и проанализированы основные его ограничения при интерпретации археологических данных. Показано, что развитие цифровой археологии и получение все больших массивов пространственной, визуальной и аналитической информации способствуют внедрению методов машинного и глубокого обучения, компьютерного зрения и нейронных сетей в исследовательскую практику. Искусственный интеллект применяется для автоматического распознавания объектов, классификации ландшафтных признаков и предсказательного моделирования зон распространения или обнаружения археологических объектов, классификации артефактов, реконструкции древних текстов и моделирования технологических процессов. Рассмотрены примеры использования различных вариантов искусственного интеллекта в зарубежной и российской археологии, которые позволяют существенно ускорить обработку данных, повысить воспроизводимость результатов и выявлять скрытые закономерности в больших объемах информации. Одновременно с этим эффективность моделей напрямую зависит от качества обучающих выборок, стандартизации данных и корректности дальнейшей экспертной интерпретации. На основе обзора успешно реализованных проектов сделан вывод, что ИИ не заменяет традиционный исследовательский процесс, а только выступает инструментом, позволяющим ускорить, автоматизировать или снизить субъективность аналитической работы. Наиболее перспективными областями применения ИИ в археологии является классификация и распознавание отдельных признаков (археологические объекты в ландшафте, следы утилизации, определение разных типов и т.д.), предсказательные модели (поиск новых зон нахождения памятников, реконструкция утраченных частей, установление новых связей и т.д.).

Ключевые слова: искусственный интеллект, нейросети, компьютерное зрение, археология.

E. N. Bocharova

Institute of Archaeology and Ethnography SB RAS
Novosibirsk, Russia
E-mail: bocharova.e@gmail.com

Artificial Intelligence in Archaeological Research: Opportunities and Challenges

This article examines possibilities for applying artificial intelligence (AI) in modern archaeological research and analyzes its main limitations in interpreting archaeological data. The study shows that the development of digital archaeology and growing availability of large volumes of spatial, visual, and analytical data foster integration of methods of machine learning, deep learning, computer vision, and neural network into archaeological practices. Artificial intelligence is used for automated detection of archaeological features, classification of terrain features, predictive modeling of the areas of distribution and discovery of archaeological sites, artifact classification, reconstruction of ancient texts, and simulation of technological processes. The article overviews the examples of AI applications in both international and Russian archaeology, which demonstrate that these approaches may significantly accelerate data processing, improve reproducibility of results, and reveal hidden patterns in large datasets. The effectiveness of AI models depends directly on the quality of training datasets, standardization of data, and accuracy of the subsequent expert interpretation. Based on the overview of successfully implemented projects, it is concluded that AI does not replace traditional archaeological research, but instead serves as a tool that helps to accelerate workflows, automate routine tasks, and reduce subjectivity in analytical procedures. The most promising areas for applying AI in archaeology include classification and recognition of specific features (such as archaeological remains in the terrain, traces of use and modification, and different artifact types), as well as predictive modeling for identifying new areas

Keywords: *artificial intelligence, neural networks, computer vision, archaeology.*

Введение

В последние десятилетия наиболее отчетливо отмечается сдвиг археологических исследований в междисциплинарную плоскость. Широкое использование естественно-научных, цифровых и статистических методов значительно расширило методологическую базу, открыло новые возможности интерпретации материала (напр.: [Brower, Kile, 1988; Buck, Cavanagh, Litton, 1996; Baxter, 2003; Peeples, Schachner, 2012; McPherron, 2018; Abolonkova, Zotkina, Kolobova, 2025; Лесман, 2011; Колобова и др., 2025]). В то же время это послужило причиной накопления большого количества разрозненных массивов структурированных и неструктурированных данных: описаний, фотографий, 3D-моделей, статистических таблиц, метрических измерений, результатов естественно-научных анализов и т.д. Эти данные в свою очередь требуют новых, дополнительных инструментов обработки и анализа больших данных. Эти массивы информации могут использоваться для точных аналитических операций, обучения нейросетей, автоматизации процессов или предсказательных операций. Поэтому закономерным этапом развития методологического инструментария является внедрение ИИ в археологические исследования. Развитие цифровых технологий, увеличение вычислительных мощностей компьютеров, распространение общедоступных генеративных моделей делает использование ИИ наиболее подходящим инструментом для работы с большими массивами информации. Кроме того, подобные исследования в настоящее время активно проводятся в ведущих профильных институтах (ИИМК РАН, ИА РАН, ИАЭТ СО РАН) и других научных организациях России и мира.

В основе искусственного интеллекта лежит способность вычислительных систем моделировать интеллектуальную деятельность человека: анализировать данные и распознавать образы, обучаться на них; находить закономерности и принимать решения, генерировать тексты, изображения и т.д. ИИ включает несколько подсистем: машинное и глубокое обучение, компьютерное зрение, обработка естественного языка, робототехника и прочее (напр., [LeCun, Bengio, Hinton, 2015; Janiesch, Zschech, Heinrich, 2021; Licardo, Domjan, Oreghovački, 2024]). Искусственный интеллект в археологии часто сочетает разные методы в рамках единой системы анализа данных и его использование направлено на повышение точности, скорости, частичную автоматизацию и воспроизводимость исследований / верификацию результатов. Цель данной статьи – рассмотреть основные направления

использования методов искусственного интеллекта в археологии, оценить их исследовательский потенциал и ограничения.

Примеры использования ИИ в археологии

Распознавание рельефа и предсказательное моделирование расположения археологических объектов. Успешные кейсы применения ИИ в археологии связаны в первую очередь с решением отдельных исследовательских задач, например, автоматическим обнаружением археологических объектов и предсказательным моделированием зон распространения археологических объектов. ГИС, GPS/GNSS, фотограмметрия, лазерное сканирование (LiDAR), UAV-съемка генерируют большие объемы данных, пригодных для обучения алгоритмов распознавания и классификации, при этом обеспечивая высокую точность и возможность объединения разных источников данных. Учеными активно разрабатываются системы распознавания археологических объектов и покомпонентной классификации изображения по LiDAR-данным, спутниковым снимкам и цифровым моделям рельефа, при помощи сверточных нейронных сетей (напр.: [Verschoof-van der Vaart, Lambers, 2019; Orengo et al., 2020; Fiorucci et al. 2022; Hatton et al., 2026]). Например, на основе данных LiDAR была разработана модель для автоматического обнаружения и классификации курганов и кельтских полей в центральной части Нидерландов [Verschoof-van der Vaart, Lambers, 2019]. Обучающая выборка составила 749 и 904 объектов соответственно, также в выборку вошли 119 объектов, классифицируемые как углежогные ямы. Однако ввиду недостаточного количества примеров модель не смогла идентифицировать последние. Результаты экспериментов преобразовались в географические данные, пригодные для дальнейшего использования в ГИС и продемонстрировали удовлетворительную эффективность (среднее значение микроусредненной F1-меры (MaF1), характеризующей общую точность работы модели, составило 0,49.) [Ibid.]. Для спутниковых данных аналогичный алгоритм реализуется через модель взаимодействия исследователя и ИИ (human–AI workflow): алгоритмы выявляют потенциальные объекты, но итоговая интерпретация остается за исследователем [Casini et al., 2023]. В российской археологии глубокое обучение применяется для автоматического поиска и анализа археологических памятников Южного Зауралья по 2D- и 3D-моделям рельефа [Куприянова и др., 2025]. Авторы обучили нейросетевые модели

распознавать различные типы памятников (курганные могильники, укрепленные и неукрепленные поселения эпохи бронзы, курганы с «усами» эпохи раннего Средневековья, четыре типа каменных курганов раннего железного века или Средневековья, гантелевидные курганы и могильники с каменными оградами эпохи Средневековья) и элементы их внутренней структуры. Также была выполнена 3D-семантическая сегментация рельефа, которая позволила автоматически распознавать и выделять отдельные элементы внутренней структуры поселений (жилища, рвы, стены, входы и др.). Эффективность нейросети проверялась на материалах поселений бронзового века Андреевское IV и Лагерный I [Там же]. Полученные результаты в целом совпали с данными традиционной топографической съемки: нейросеть определила общую планировку поселений и расположение большинства жилищных впадин, хотя часть менее выраженных объектов осталась нераспознанной. Близким направлением является моделирование вероятности расположения памятников, где машинное обучение задействовалось не только для распознавания видимых объектов, но и для оценки вероятности присутствия памятников в определенных зонах. Обучающая выборка состоит из топографических, гидрологических, ландшафтных данных, которые сопоставляют со схожим набором данными об уже известных памятниках (напр.: [Wang, Shi, Oguchi, 2023; Yaworsky et al. 2020]). Методы ИИ и ГИС-анализа использовались для предсказания расположения археологических памятников в Юго-Восточном Алтае [Глебова, Сергеев, Быков, 2022; Глебова, Сергеев, 2025]. Для этого были собраны данные об уже известных археологических объектах и сопоставлены их с такими характеристиками ландшафта, как высота, расстояние до рек, уклон и экспозиция склонов, уровень солнечного освещения и другие параметры. На этой основе была сгенерирована модель, которая определяла наиболее вероятные места расположения новых памятников. В результате было установлено, что археологические объекты чаще всего находятся рядом с реками, на пологих хорошо прогреваемых склонах. В исследовании по Юго-Восточному Алтаю точность прогноза составила ок. 88 %, для территории Юго-Западной Тувы – ок. 92 % [Глебова, Сергеев, Быков, 2022; Глебова, Сергеев, 2025]. Карта перспективных участков была сделана для дальнейших поисков на местности. Авторами была дополнительно проведена проверка прогноза по спутниковым снимкам: из примерно 150 обследованных участков в 48 случаях были выявлены ранее неизвестные курганы [Глебова, Сергеев, 2025].

Анализ изображений и классификация следов использования на каменных орудиях. Применение искусственного интеллекта связано с анализом изображений и классификацией археологических признаков на массовом археологическом материале (напр.:

[Eramian et al., 2017; Gualandi, Gattiglia, Anichini, 2021; Emmitt et al., 2022; Bellat et al., 2025; Mnasri, D'Andrea, 2025]). Современные нейронные сети позволяют классифицировать следы заполировки на кремневых орудиях при контакте с разными материалами (кость, дерево, шкура) и интенсивность использования на экспериментальной выборке. Сверточные нейронные сети работают непосредственно с пиксельными данными и способны самостоятельно выделять сложные иерархические признаки [Eleftheriadou et al., 2025]. Сверточные нейросети позволяют различать следы, связанные с разными контактными материалами, и фиксировать различия между кратковременным и более длительным использованием орудий. Например, наиболее эффективно модель может распознавать полировку, сформированную при обработке кости и шкуры, однако результаты показывают более низкую эффективность при идентификации следов, связанных с обработкой древесины. Специально разработанные модели показали лучшие результаты по сравнению с предварительно обученными моделями, особенно при использовании изображений, охватывающих небольшие участки поверхности орудия. Еще одним ограничением широкого внедрения метода является то, что сходные микроследы могут формироваться различными процессами, включая постдепозиционные изменения. Авторы отмечают, что высокая точность распознавания на экспериментальных данных не гарантирует надежной работы с археологическими коллекциями [Там же].

Автоматическая классификация керамики. Методы искусственного интеллекта используются для автоматической идентификации керамических фрагментов [Gualandi, Gattiglia, Anichini, 2021; Santos et al., 2024]. В рамках проекта ArchAIDE было разработано приложение на основе ИИ для распознавания древнеримской керамики [Gualandi, Gattiglia, Anichini, 2021]. Авторами были задействованы две отдельные модели: одна анализировала форму фрагмента, другая – декоративные элементы и окраску поверхности. Исследователи создали большую цифровую коллекцию изображений и профилей керамики, а затем обучили алгоритмы на тысячах фотографий и цифровых моделей. Обучающая выборка составила ок. 17 000 изображений: для каждого керамического типа было загружено не менее 10 фотографий фрагментов, основанного на форме, и не менее 100 изображений для каждого типа орнамента. Результаты показали, что система способна достаточно эффективно подбирать вероятные аналоги по типу сосудов или декоративных орнаментов из цифровой базы данных и может использоваться как вспомогательный инструмент при полевых и камеральных исследованиях, а аналогичный подход может применяться и к другим видам археологических артефактов [Там же]. Другой коллектив авторов создал большую базу изображений лузитанских римских амфор (II–V вв. н.э.) и пор-

тугальского фаянса XVI–XVIII вв., предварительно определенных специалистами, после чего обучили модель распознавать типы керамики только по внешнему виду фрагментов, без дополнительных описаний и измерений (Android-приложения Amphoraefinder) [Santos et al., 2024]. Обучающая выборка для амфор составила более 11 тысяч изображений, а для фаянса – более 5 тыс. Исследование было направлено на ускорение и упрощение археологической классификации. Алгоритм успешно распознает амфоры: точность классификации составила ок. 88 %, тогда как для фаянса она была ниже – ок. 57 %, что авторы связывают со сложностью и сходством декоративных мотивов [Там же]. Полученные результаты позволяют утверждать, что разработанная модель демонстрирует возможности для классификации в первую очередь простой керамики (римские амфоры). Однако распознавание португальского фаянса, лишенного выраженных цветовых различий и контрастов, требует дальнейших исследований, в т.ч. увеличения объема выборки и более равномерного представительства различных типов фаянса [Santos et al., 2024]. Также авторы отмечают, что основной проблемой стало то, что существующие фотографии артефактов не всегда соответствуют требованиям (качество, разрешение и др.) для обучения модели и требовали дополнительной подготовительной работы.

Методы контролируемого машинного обучения применяются для классификации керамических образцов на основе концентраций химических элементов [Ruschioni et al., 2023]. Обучающая выборка составила 36 керамических фрагментов, представленных 112 РФА-измерениями, полученными в результате многократного анализа каждого образца. Ранее все фрагменты были разделены на две основные группы. Первая группа включала изделия местного производства из этрусского города Тарквиния, вторая группа состояла из импортной керамики. Десять алгоритмов машинного обучения были протестированы на этой выборке. Большинство образцов были корректно классифицированы всеми примененными методами. Удалось установить, что даже при небольшом и неоднородном наборе данных модели способны с высокой точностью различать локальные и импортные сосуды [Там же].

Подобные исследования проводятся и в России. Для определения происхождения средневековой керамики (XIII–XVII вв.) по химическому составу глины и примесей задействовано машинное обучение в комбинации с нейтронно-активационным и рентгенофлуоресцентным анализами. В рамках исследования был проанализирован набор данных, включающий 149 керамических фрагментов из нескольких археологических памятников (Болгар, Биляр, Московский Кремль, Тверь и др.). В результате анализа были идентифицированы 29 химических элементов. Затем модели машинного обучения выполняли классификацию

образцов и выявление аномалий на основе данных анализов. Модели позволили с точностью ок. 85–88 % определять происхождение фрагментов по их геохимическому «отпечатку» и выявлять характерные «химические» маркеры болгарской керамики: хром (Cr), сурьма (Sb), марганец (Mn), мышьяк (As) и никель (Ni) [Badawy et al., 2026].

Виртуальное расщепление камня и моделирование эксперимента. Отдельное направление связано с применением нейросетей не только для классификации, но и для моделирования технологических процессов. Виртуальное расщепление камня и автоматизированный ремонт направлены на воспроизведение процессов каменного производства в цифровой среде. Виртуальные модели позволяют генерировать серии сколов, контролировать параметры эксперимента и делать его воспроизводимым, что невозможно при расщеплении камня человеком [Orellana Figueroa et al., 2021]. В рамках проекта был создан тестовый набор данных, состоящий из стандартизированных трехмерных нуклеусов и отщепов, снятых с них в виртуальной среде. После обучения нейросеть смогла точно предсказывать длину, объем, ширину и форму снятых отщепов, используя исключительно информацию о поверхности исходного, еще не расщепленного нуклеуса. Подобные системы ориентированы не только на классификацию объектов, но и на моделирование причинно-технологических связей между формой нуклеуса, параметрами удара и характеристиками полученного скола. По мнению авторов, результаты подобных экспериментов по расщеплению камня не будут зависеть от человеческих факторов (настроение, физическое состояние, мотивация мастера или различия между несколькими исполнителями), а также повторяемы точь-в-точь. Предложенный подход на основе машинного обучения не предназначен для полной замены существующих методов экспериментальной археологии, модели пока остаются предварительными и требуют проверки на реальных археологических материалах с учетом сырьевой вариативности, неудачных снятий, фрагментации и других факторов [Там же]. Например, представленная система не способна определять, приведет ли удар к успешному отделению отщепа или окажется безрезультатным. По умолчанию она настроена на успешное снятие и поэтому модель может уверенно предсказывать снятие отщепов в ситуациях, где в действительности это невозможно. Данное ограничение может быть устранено расширением обучающей выборки, содержащей удачные и неудачные примеры снятий [Orellana Figueroa et al., 2021].

Расшифровка древних текстов. Другим динамично развивающимся направлением является анализ древних письменных источников: распознавание рукописных текстов и реконструкция их поврежденных фрагментов. Для этого применяют методы компьютерного зрения, оптического распознавания символов

и глубокого обучения. Наиболее известным примером является проект Vesuvius Challenge [Vesuvius Challenge, 2026], направленный на чтение обугленных свитков Геркуланума вследствие извержения Везувия в 79 г. н.э. Сочетание методов глубокого обучения, сегментации томографических данных (автоматическое выделение слоев свитков) и алгоритмов автоматического распознавания символов (системы, способные обнаруживать следы чернил на виртуально развернутых слоях папируса) позволило впервые прочитать фрагменты древнегреческих текстов внутри свитков без физического воздействия (разворачивания) на них. [Marchant, 2024]. Расшифрованный текст представляет собой произведение эпикурейской философии. Удалось прочитать ок. 5 % текста одного свитка [Vesuvius Challenge, 2026]. Алгоритмы машинного обучения также используются для анализа почерка, идентификации писцов и датировки рукописей. Исследования Кумранских свитков Мертвого моря показали, что ИИ способен выявлять различия между почерками древних писцов и уточнять хронологию рукописей [Popović, Dhali, Schomaker, 2021; Popović et al., 2025]. Авторами была разработана модель прогнозирования датировок Enoch [Popović et al., 2025]. Модель была обучена на основе данных 24 образцов свитков, датированных методом радиоуглеродного анализа. Модель, основанная на байесовской гребневой регрессии, смогла предсказывать даты на основе особенностей письма и вариантов начертания букв. Средняя абсолютная ошибка прогнозирования составила от 27,9 до 30,7 лет [Popović et al., 2025]. Всего было проанализировано 135 недатированных свитков, в 79 % случаев результаты соответствовали последующей палеографической экспертной оценке [Там же].

Заключение

Искусственный интеллект в археологии возможно применять к большим массивам однотипных данных, которые при ручной обработке требуют большого количества времени и ресурсов. Основными задачами внедрения ИИ в практику археологических исследований являются автоматизация и упрощение первичной классификации большого количества сырых, необработанных данных; расширение методологической базы и повышение воспроизводимости и верификация результатов, удаление факторов субъективности. Представленные в обзоре примеры интегрированы в исследовательский процесс в качестве инструментов исследования, а не стремятся заменить его и научную экспертизу ученого. Однако сохраняются проблемы стандартизации процессов, подготовки специалистов, интеграции разнородных данных и долговременного хранения цифровых архивов [Sylaiou et al., 2025]. Критика использования ИИ в первую очередь связана с надежностью исходных данных, их корректностью, качеством и репрезен-

тативностью обучающих выборок и интерпретацией результатов работы алгоритмов. Эффективность работы алгоритмов напрямую зависит от корректности предварительной подготовки данных, которая требует участия специалистов и на этом этапе может содержать субъективные интерпретации. Археологические коллекции часто фрагментарны, неоднородны, разрознены или имеют ограниченный доступ, что препятствует созданию единой обучающей выборки. Как и для всех нейросетей остается актуальным и для археологических исследований принцип «эффекта черного ящика». Эффект черного ящика заключается в том, что остается неясным какими признаками руководствовалась модель при классификации или распознавании объекта [Aygul et al., 2026]. Только дополнительные проверки и интерпретация результатов специалистами может внести ясность.

Основные направления развития ИИ в археологии в настоящее время строятся на автоматизации классификации и распознавании различных данных на основе анализа изображений (фотографии, 3D-модели, спутниковые снимки, аэрофотосъемка, LiDAR-данные и т.д.). Развитие и совершенствование универсальных баз данных сделают возможным повысить качество работы алгоритмов и, как следствие, выдаваемых результатов. Верификация результатов разными научными коллективами при работе с унифицированными базами позволят перейти на более высокий доказательный уровень. В будущем возможно создание нейросетевых моделей для прогнозирования: реконструкция потерянных частей артефакта и моделирование культурных связей. Такие системы смогут находить скрытые связи и закономерности, основываясь на больших массивах данных, не доступные при традиционных методах анализа.

Финансирование

Исследование проведено в рамках проекта НИР ИАЭТ СО РАН № FWZG-2025-0007 «Применение цифровых технологий при анализе археологических источников и реконструкции истории древнейших сообществ».

Список литературы

Глебова А. Б., Сергеев И. С., Быков Н. И. Геоинформационный анализ с построением модели нейронной сети для прогноза размещения археологических объектов в ландшафтах Юго-Восточного Алтая // Вестн. СПб. гос. ун-та. Науки о Земле. – 2022. – № 67 (3). – С. 491–514. – doi:10.21638/spbu07.2022.306

Глебова А. Б., Сергеев И. С. Использование нейронных сетей для поиска археологических памятников скифского времени (VII–III вв. до н. э.) в Юго-Западной Туве // Новые исследования Тувы. – 2025. – № 4. – С. 254–266. – doi:10.25178/nit.2025.4.14

Колобова К. А., Тюгашев И. Е., Бочарова Е. Н., Харевич В. М., Харевич А. В. Практическое применение

сериации для анализа археологических данных // *Stratum Plus: Археология и культурная антропология*. – 2025. – № 1. – С. 301–314.

Куприянова Е. В., Вохминцев А. В., Мельников А. В., Петров Ф. Н., Батанина Н. С., Петров Н. Ф. Опыт использования методов искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения в археологических исследованиях на территории Южного Зауралья // *Проблемы археологии, этнографии, антропологии Сибири и сопредельных территорий*. – Новосибирск: Изд-во ИАЭТ СО РАН, 2025. – Т. XXXI. – С. 668–674. – doi:10.17746/2658-6193.2025.31.0668-0674

Лесман Ю. М. Сериационная археология: иллюзии и реальность // *Записки ИИМК РАН*. – 2011. – № 6. – С. 186–198.

Abolonkova I. V., Zotkina L. V., Kolobova K. A. Stylistic Parameters of Minusinsk Rock Art Style // *Archaeology, Ethnology and Anthropology of Eurasia*. – 2025. – Vol. 53 (3). – С. 64–73.

Aygun K., Aksoy N., Kucuktezcan F., Genc I. From black box to decision support: An interpretable clustering-based ensemble for dynamic security assessment in modern power systems // *Knowledge-Based Systems*. – 2026. – Vol. 338: 115490. – doi:10.1016/j.knsys.2026.115490

Badawy W. M., Koval V. Y., Bulavin M. V., Soliman M. A. Neutron activation analysis and machine learning models for elemental characterization of archaeological pottery // *European Phys. J. Plus*. – 2026. – Vol. 141. – P. 379. – doi:10.1140/epjp/s13360-026-07566-z

Baxter M. J. *Statistics in Archaeology*. – London: Arnold; N. Y.: Oxford Univ. Press, 2003. – 300 p.

Bellat M., Orellana Figueroa J. D., Reeves J. S., Taghizadeh-Mehrjardi R., Tennie C., Scholten T. Machine Learning Applications in Archaeological Practices: A Review // *J. of Computer Applications in Archaeology*. – 2025. – Vol. 8 (1). – P. 282–321. – doi:10.5334/jcaa.201

Brower J. C., Kile K. M. Seriation of an original data matrix as applied to palaeoecology // *Lethaia*. – 1988. – Vol. 21 (1). – P. 79–93.

Buck C. E., Cavanagh W. G., Litton C. D. *Bayesian Approach to Interpreting Archaeological Data*. – Chichester: Wiley and Son, 1996. – 382 p.

Casini L., Marchetti N., Montanucci A., Orrù V., Rocchetti M. A human-AI collaboration workflow for archaeological sites detection // *Sci. Reports*. – 2023. – Vol. 13. – P. 8699. – doi:10.1038/s41598-023-36015-5

Eleftheriadou A., Djellal Y., McPherron S. P., Marreiros J. Classifying polish in use-wear analysis with convolutional neural networks // *Sci. Reports*. – 2025. – Vol. 15: 36834. – P. 1–12. – doi:10.1038/s41598-025-18179-4

Emmitt J., Masoud-Ansari S., Philipps R., Middleton S., Graydon J., Holdaway S. Machine learning for stone artifact identification: Distinguishing worked stone artifacts from natural clasts using deep neural networks // *PLoS ONE*. – 2022. – Vol. 17 (8). – e0271582. – doi:10.1371/journal.pone.0271582

Eramian M., Walia E., Power C., Cairns P., Lewis A. Image-based search and retrieval for biface artefacts using features capturing archaeologically significant characteristics // *Machine Vision and Applications*. – 2017. – Vol. 28 (1–2). – P. 201–218.

Fiorucci M., Verschoof-van der Vaart W. B., Soleni P., Le Saux B., Traviglia A. Deep Learning for Archaeological Object Detection on LiDAR: New Evaluation Measures and

Insights // Remote Sensing. – 2022. – Vol. 14, N 7. – P. 1694. – doi:10.3390/rs14071694

Gualandi M. L., Gattiglia G., Anichini F. An Open System for Collection and Automatic Recognition of Pottery through Neural Network Algorithms // *Heritage*. – 2021. – Vol. 4. – P. 140–159. – doi:10.3390/heritage401000

Hatton A., Jambajantsan A., Breeze P. S., Guagnin M., Fisher M. T., al-Jibreen F., Alsharekh A. M., Petraglia M. D., Groucutt H. S. Semi-automated detection of Holocene archaeological structures along the southern edge of the Nefud desert // *J. of Archaeol. Sci.: Reports*. – 2026. – Vol. 72: 105734. – doi:10.1016/j.jasrep.2026.105734

Janiesch C., Zschech P., Heinrich K. Machine learning and deep learning // *Electronic Markets*. – 2021. – Vol. 31 (3). – P. 685–695. – doi:10.1007/s12525-021-00475-2

LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // *Nature*. – 2015. – Vol. 521. – P. 436–444. – doi:10.1038/nature14539

Licardo J.T., Domjan M., Orehovalčki T. Intelligent Robotics – A Systematic Review of Emerging Technologies and Trends // *Electronics*. – 2024. – Vol. 13(3). – doi:https://doi.org/10.3390/electronics13030542

Marchant J. First passages of rolled-up Herculaneum scroll revealed // *Nature*. – 2024. – Vol. 626. – P. 461–462. – doi:10.1038/d41586-024-00346-8

Mnasri Z., D'Andrea A. Automatic inventory of archaeological artifacts based on object detection and classification using deep and transfer learning // *Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage*. – 2025. – Vol. 39. – e00458. – doi:10.1016/j.daach.2025.e00458

McPherron S. J. P. Additional statistical and graphical methods for analyzing site formation processes using artifact orientations // *PLoS ONE*. – 2018. – Vol. 13 (1). – e0190195. – doi:10.1371/journal.pone.0190195

Orellana Figueroa J. D., Reeves J. S., McPherron S. P., Tennie C. A proof of concept for machine learning-based virtual knapping using neural networks // *Sci. Reports*. – 2021. – Vol. 11 (1). – doi:10.1038/s41598-021-98755-6

Orengo H. A., Conesa F. C., Garcia-Molsosa A., Lobo A., Green A. S., Madella M., Petrie C. A. Automated detection of archaeological mounds using machine-learning classification of multisensor and multitemporal satellite data // *PNAS*. – 2020. – Vol. 117 (31). – P. 18240–18250. – doi:10.1073/pnas.2005583117

Peeples M. A., Schachner G. Refining correspondence analysis-based ceramic seriation of regional data sets // *J. of Archaeol. Sci.* – 2012. – Vol. 39 (8). – P. 2818–2827.

Popović M., Dhali M. A., Schomaker L. Artificial intelligence based writer identification generates new evidence for the unknown scribes of the Dead Sea Scrolls exemplified by the Great Isaiah Scroll (1QIsaa) // *PLoS ONE*. – 2021. – Vol. 16 (4). – e0249769. – doi:10.1371/journal.pone.0249769

Popović M., Dhali M.A., Schomaker L., van der Plicht J., Lund Rasmussen K., La Nasa J., Degano I., Colombini M. P., Tigchelaar E. Dating ancient manuscripts using radiocarbon and AI-based writing style analysis // *PLoS ONE*. – 2025. – Vol. 20 (6). – e0323185. – doi:10.1371/journal.pone.0323185

Ruschioni G., Malchiodi D., Zanoloni A. M., Bonizzoni L. Supervised learning algorithms as a tool for archaeology: Classification of ceramic samples described by chemical element concentrations // *J. of Archaeol. Sci.: Reports*. – 2023. – Vol. 49. – 103995. – doi:10.1016/j.jasrep.2023.103995

Santos J., Nunes D. A. P., Padnevykh R., Quaresma J. C., Lopes M., Gil J., Bernardes J. P., Casimiro T. M. Automatic

ceramic identification using machine learning. Lusitanian amphorae and Faience. Two Portuguese case studies // *STAR: Science & Technology of Archaeological Research*. – 2024. – Vol. 10 (1). – doi:10.1080/20548923.2024.2343214

Sylaïou S., Tsifodimou Z.-E., Evangelidis K., Stamou A., Tavantzis I., Skondras A., Stylianidis E. Redefining Archaeological Research: Digital Tools, Challenges, and Integration in Advancing Methods // *Applied Sciences*. – 2025. – Vol. 15 (5). – doi:10.3390/app15052495

Verschoof-van der Vaart W. B., Lambers K. Learning to Look at LiDAR: The Use of R-CNN in the Automated Detection of Archaeological Objects in LiDAR Data from the Netherlands // *J. of Computer Applications in Archaeology*. – 2019. – Vol. 2 (1). – P. 31–40. – doi:10.5334/jcaa.32

Vesuvius Challenge. – URL: scrollprize.org (дата обращения: 10.05.2026).

Wang Y., Shi X., Oguchi T. Archaeological Predictive Modeling Using Machine Learning and Statistical Methods for Japan and China // *ISPRS Intern. J. of Geo-Information*. – 2023. – Vol. 12 (6). – doi:10.3390/ijgi12060238

Yaworsky P. M., Vernon K. B., Spangler J. D., Brewer S. C., Coddling B. F. Advancing predictive modeling in archaeology: An evaluation of regression and machine learning methods on the Grand Staircase-Escalante National Monument // *PLoS ONE*. – 2020. – Vol. 15 (10). – e0239424. – doi:10.1371/journal.pone.0239424

References

Abolonkova I. V., Zotkina L. V., Kolobova K. A. Stylistic Parameters of Minusinsk Rock Art Style. *Archaeology, Ethnology and Anthropology of Eurasia*, 2025. Vol. 53 (3). P. 64–73.

Aygu K., Aksoy N., Kucuktezcan F., Genc I. From black box to decision support: An interpretable clustering-based ensemble for dynamic security assessment in modern power systems. *Knowledge-Based Systems*, 2026. Vol. 338: 115490. doi:10.1016/j.knosys.2026.115490

Badawy W. M., Koval V. Y., Bulavin M. V., Soliman M. A. Neutron activation analysis and machine learning models for elemental characterization of archaeological pottery. *European Physical J. Plus*, 2026. Vol. 141. P. 379. doi:10.1140/epjp/s13360-026-07566-z

Baxter M. J. Statistics in Archaeology. London: Arnold; N. Y.: Oxford Univ. Press, 2003. 300 p.

Bellat M., Orellana Figueroa J. D., Reeves J. S., Taghizadeh-Mehrjardi R., Tennie C., Scholten T. Machine Learning Applications in Archaeological Practices: A Review. *J. of Computer Applications in Archaeology*, 2025. Vol. 8 (1). P. 282–321. doi:10.5334/jcaa.201

Brower J. C., Kile K. M. Seriation of an original data matrix as applied to palaeoecology. *Lethaia*, 1988. Vol. 21 (1). P. 79–93.

Buck C. E., Cavanagh W. G., Litton C. D. Bayesian Approach to Interpreting Archaeological Data. Chichester: Wiley and Son, 1996. 382 p.

Casini L., Marchetti N., Montanucci A., Orrù V., Rocchetti M. A human–AI collaboration workflow for archaeological sites detection. *Sci. Reports*, 2023. Vol. 13. P. 8699. doi:10.1038/s41598-023-36015-5

Eleftheriadou A., Djellal Y., McPherron S. P., Marreiros J. Classifying polish in use-wear analysis with convolutional

neural networks. *Sci. Reports*, 2025. Vol. 15. P. 1–12. doi:10.1038/s41598-025-18179-4

Emmitt J., Masoud-Ansari S., Philipps R., Middleton S., Graydon J., Holdaway S. Machine learning for stone artifact identification: Distinguishing worked stone artifacts from natural clasts using deep neural networks. *PLoS ONE*, 2022. Vol. 17 (8). e0271582. doi:10.1371/journal.pone.0271582

Eramian M., Walia E., Power C., Cairns P., Lewis A. Image-based search and retrieval for biface artefacts using features capturing archaeologically significant characteristics. *Machine Vision and Applications*, 2017. Vol. 28 (1–2). P. 201–218.

Fiorucci M., Verschoof-van der Vaart W. B., Soleni P., Le Saux B., Traviglia A. Deep Learning for Archaeological Object Detection on LiDAR: New Evaluation Measures and Insights. *Remote Sensing*, 2022. Vol. 14 (7). P. 1694. doi:10.3390/rs14071694

Glebova A. B., Sergeev I. S. The use of neural networks for the search of archaeological sites from the Scythian period (7th–3rd centuries BC) in Southwestern Tuva. *Novye issledovaniya Tuvy*, 2025. No. 4. P. 254–266. (In Russ.). doi:10.25178/nit.2025.4.14

Glebova A. B., Sergeev I. S., Bykov N. I. Geoinformation analysis with the construction of a neural network model for predicting location of archaeological monuments in the landscapes of South-Eastern Altai. *Vestnik SPbSU. Nauki o Zemle*, 2022. Vol. 67 (3). P. 491–514. (In Russ.). doi:10.21638/spbu07.2022.306

Gualandi M. L., Gattiglia G., Anichini F. An Open System for Collection and Automatic Recognition of Pottery through Neural Network Algorithms. *Heritage*, 2021. Vol. 4. P. 140–159. doi:10.3390/heritage401000

Hatton A., Jambajantsan A., Breeze P. S., Guagnin M., Fisher M. T., al-Jibreen F., Alsharekh A. M., Petraglia M. D., Groucutt H. S. Semi-automated detection of Holocene archaeological structures along the southern edge of the Nefud desert. *J. of Archaeol. Sci.: Reports*, 2026. Vol. 72. P. 105734. doi:10.1016/j.jasrep.2026.105734

Janiesch C., Zszech P., Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 2021. Vol. 31 (3). P. 685–695. doi:10.1007/s12525-021-00475-2

Kolobova K. A., Tyugashev I. E., Bocharova E. N., Kharevich V. M., Kharevich A. V. Practical Application of Seriation for the Analysis of Archaeological Data. *Stratum Plus*, 2025. No. 1. P. 301–314. (In Russ.).

Kupriyanova E. V., Vokhmintsev A. V., Melnikov A. V., Petrov F. N., Batanina N. S., Petrov N. F. Experience of Using Artificial Intelligence and Deep Machine Learning Methods in Archaeological Research in the Southern Trans-Urals. In *Problems of Archaeology, Ethnography, Anthropology of Siberia and Neighboring Territories*. Novosibirsk: IAET SB RAS Publ., 2025. Vol. 31. P. 668–674. (In Russ.). doi:10.17746/2658-6193.2025.31.0668-0674

LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015. Vol. 521. P. 436–444. doi:10.1038/nature14539

Lesman Y. M. Seriation chronology: illusions and reality. *Transactions of the Institute for the History of Material Culture*, 2011. No. 6. P. 186–198. (In Russ.).

Licardo J.T., Domjan M., Orehovalčki T. Intelligent Robotics – A Systematic Review of Emerging Technologies and Trends. *Electronics*, 2024. Vol. 13 (3). doi:10.3390/electronics13030542

- Marchant J.** First passages of rolled-up Herculaneum scroll revealed. *Nature*, 2024. Vol. 626. P. 461–462. doi:10.1038/d41586-024-00346-8
- McPherron S. J. P.** Additional statistical and graphical methods for analyzing site formation processes using artifact orientations. *PLoS ONE*, 2018. Vol. 13 (1). e0190195. doi:10.1371/journal.pone.0190195
- Mnasri Z., D'Andrea A.** Automatic inventory of archaeological artifacts based on object detection and classification using deep and transfer learning. *Digital Applications in Archaeology and Cultural Heritage*, 2025. Vol. 39. e00458. doi:10.1016/j.daach.2025.e00458
- Orellana Figueroa J. D., Reeves J. S., McPherron S. P., Tennie C.** A proof of concept for machine learning-based virtual knapping using neural networks. *Sci. Reports*, 2021. Vol. 11 (1). doi:10.1038/s41598-021-98755-6
- Orengo H. A., Conesa F. C., Garcia-Molsosa A., Lobo A., Green A. S., Madella M., Petrie C. A.** Automated detection of archaeological mounds using machine-learning classification of multisensor and multitemporal satellite data. *PNAS*, 2020. Vol. 117 (31). P. 18240–18250. doi:10.1073/pnas.2005583117
- Peoples M. A., Schachner G.** Refining correspondence analysis-based ceramic seriation of regional data sets. *J. of Archaeol. Sci.*, 2012. Vol. 39 (8). P. 2818–2827.
- Popović M., Dhali M. A., Schomaker L.** Artificial intelligence based writer identification generates new evidence for the unknown scribes of the Dead Sea Scrolls exemplified by the Great Isaiah Scroll (1QIsaa). *PLoS ONE*, 2021. Vol. 16 (4). e0249769. doi:10.1371/journal.pone.0249769
- Popović M., Dhali M. A., Schomaker L., van der Plicht J., Lund Rasmussen K., La Nasa J., Degano I., Colombini M. P., Tigchelaar E.** Dating ancient manuscripts using radiocarbon and AI-based writing style analysis. *PLoS ONE*, 2025. Vol. 20 (6). e0323185. doi:10.1371/journal.pone.0323185
- Ruschioni G., Malchiodi D., Zanaboni A. M., Bonizzoni L.** Supervised learning algorithms as a tool for archaeology: Classification of ceramic samples described by chemical element concentrations. *J. of Archaeol. Sci.: Reports*, 2023. Vol. 49. 103995. doi:10.1016/j.jasrep.2023.103995
- Santos J., Nunes D. A. P., Padnevykh R., Quaresma J. C., Lopes M., Gil J., Bernardes J. P., Casimiro T. M.** Automatic ceramic identification using machine learning. Lusitanian amphorae and Faience. Two Portuguese case studies. *STAR: Science & Technology of Archaeological Research*, 2024. Vol. 10 (1). doi:10.1080/20548923.2024.2343214
- Sylaiou S., Tsifodimou Z.-E., Evangelidis K., Stamou A., Tavantzis I., Skondras A., Stylianidis E.** Redefining Archaeological Research: Digital Tools, Challenges, and Integration in Advancing Methods. *Applied Sciences*, 2025. Vol. 15 (5). doi:10.3390/app15052495
- Verschoof-van der Vaart W. B., Lambers K.** Learning to Look at LiDAR: The Use of R-CNN in the Automated Detection of Archaeological Objects in LiDAR Data from the Netherlands. *J. of Computer Applications in Archaeology*, 2019. Vol. 2 (1). P. 31–40. doi:10.5334/jcaa.32
- Vesuvius Challenge.** URL: scrollprize.org (Accessed: 10.05.2026).
- Wang Y., Shi X., Oguchi T.** Archaeological Predictive Modeling Using Machine Learning and Statistical Methods for Japan and China. *ISPRS Intern. J. of Geo-Information*, 2023. Vol. 12 (6). doi:10.3390/ijgi12060238
- Yaworsky P. M., Vernon K. B., Spangler J. D., Brewer S. C., Coddling B. F.** Advancing predictive modeling in archaeology: An evaluation of regression and machine learning methods on the Grand Staircase-Escalante National Monument. *PLoS ONE*, 2020. Vol. 15 (10). e0239424. doi:10.1371/journal.pone.0239424
- Бочарова Е. Н. <https://orcid.org/0000-0002-7961-0818>
- Дата сдачи рукописи: 28.05.2026 г.