

Е.В. Куприянова¹✉, А.В. Вохминцев¹, А.В. Мельников²,
Ф.Н. Петров^{1, 3}, Н.С. Батанина^{1, 4}, Н.Ф. Петров¹

¹Челябинский государственный университет
Челябинск, Россия

²Югорский научно-исследовательский институт информационных технологий
Ханты-Мансийск, Россия

³Челябинский государственный историко-археологический музей-заповедник «Аркаим»
Челябинск, Россия

⁴Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)
Челябинск, Россия

E-mail: dzdan@mail.ru

Опыт использования методов искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения в археологических исследованиях на территории Южного Зауралья

В статье обобщается актуальный опыт использования методов искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения в археологических исследованиях, представленный в публикациях последних лет, подготовленных коллективами как отечественных, так и зарубежных авторов. Показывается, что основное направление использования сверточных нейросетей в археологии – это поиск археологических памятников на основании полученных различными методами картографических данных, позволяющих построить 2D- и 3D-модели современного рельефа местности, а также изучение планиграфии археологических памятников. Характеризуются результаты трехлетнего проекта по построению и обучению сверточных нейросетей для целей археологических исследований, который реализуется на базе Челябинского государственного университета в сотрудничестве археологов со специалистами IT-сфера. Для решения задачи обнаружения археологических памятников были выбраны восемь типов объектов, характерных для исследуемого региона: укрепленные и неукрепленные поселения эпохи бронзы, курганные могильники, четыре типа каменных курганов раннего железного века или Средневековья, курганы с «кусами» эпохи раннего Средневековья, гантелейвидные курганы и могильники с каменными оградами эпохи Средневековья. Для обнаружения объектов было предложено два подхода: один на основе остаточных нейронных сетей ResNet 50, который оказался не очень эффективен; второй – с использованием архитектуры трансформатора Pointview-GCN, который показал значительно лучшие результаты. Выполненная на его базе 3D семантическая сегментация рельефа археологических памятников бронзового века с территории Южного Зауралья показывает высокую сходимость с результатами интерпретации рельефа специалистами, что позволяет использовать созданную модель для автоматической интерпретации значительных участков рельефа, направленной на выявление объектов археологического наследия.

Ключевые слова: археологические памятники, дистанционные методы изучения, математические методы, сверточные нейросети, Южное Зауралье, бронзовый век.

E.V. Kupriyanova¹✉, A.V. Vokhmintsev¹, A.V. Melnikov²,
F.N. Petrov^{1, 3}, N.S. Batanina^{1, 4}, N.F. Petrov¹

¹Chelyabinsk State University
Chelyabinsk, Russia

²Yugra Research Institute of Information Technologies
Khanty-Mansiysk, Russia

³Chelyabinsk State Historical and Archaeological Museum-Reserve "Arkaim"
Chelyabinsk, Russia

⁴South Ural State University (National Research University)

Chelyabinsk, Russia

E-mail: dzdan@mail.ru

Experience of Using Artificial Intelligence and Deep Machine Learning Methods in Archaeological Research in the Southern Trans-Urals

This article summarizes the current uses of the methods of artificial intelligence and deep machine learning in archaeological research from the recent publications by Russian and international research teams. The main application of convolutional neural networks in archaeology is the search for archaeological sites using cartographic data which were obtained by various methods and make it possible to construct 2D and 3D models of the present-day terrain. Another important area of using convolutional neural networks in archaeology is studying the spatial structure of archaeological sites. This article describes the results of the three-year project on constructing and training convolutional neural networks for archaeological research, which has been implemented in Chelyabinsk State University in collaboration with archaeologists and IT specialists. For detecting archaeological sites, eight types of objects typical for the region under study were selected, including fortified settlements of the Bronze Age, unfortified settlements of the Bronze Age, burial mounds, four types of stone mounds of the Early Iron Age or the Middle Ages, mounds with stone "mustaches" of the Early Middle Ages, dumbbell-shaped mounds, and burial mounds with stone fences of the Middle Ages. Two approaches were proposed for searching for archaeological sites. The first approach was based on residual neural networks ResNet 50 and turned out not to be very effective. The second approach used the Pointview-GCN transformer architecture and showed significantly better results. 3D semantic segmentation of the relief of archaeological sites of the Bronze Age from the Southern Trans-Urals performed by the neural network has shown good correspondence with results of relief interpretation by specialists. This makes it possible to use the created model for automatic interpretation of large areas of the relief, aimed at identifying archaeological heritage sites.

Keywords: archaeological sites, remote sensing methods, mathematical methods, convolutional neural networks, Southern Trans-Urals, Bronze Age.

В последние годы в России и за рубежом начинают активно реализовываться проекты, посвященные применению методов искусственного интеллекта в археологических исследованиях. Основная их масса касается разработки автоматизированных систем обнаружения и классификации археологических памятников. Ряд проектов рассматривает возможности мониторинга состояния археологических объектов с использованием данных спутниковых снимков и дистанционного зондирования. При решении задачи обнаружения и классификации археологических объектов и артефактов специалисты ИТ-сферы выделяют три подхода: поиск специальных характеристик объектов для распознавания, статистические методы распознавания, распознавание с использованием обучаемых нейронных сетей [Вохминцев и др., 2023].

Ряд теоретических и методологических публикаций подчеркивает необходимость повсеместного внедрения практики использования дистанционных методов, в некоторых работах декларируется необходимость их сочетания с методами искусственного интеллекта, но выявляется также целый ряд проблем, связанных с автоматизацией и расширением применения подобных систем для обширных территорий [Lasaponara, Masini, 2017; Гуров, Сакулина, 2020; Argyrou, Agapiou, 2022]. На данный момент решение этих проблем далеко от завершения.

В нескольких проектах презентованы автоматизированные системы, созданные при использовании искусственного интеллекта для анализа данных дистанционного зондирования и космических снимков, с помощью которых осуществляется мониторинг состояния археологических объектов: системы VIDEOR (Италия) [Monteleone et al., 2016], SENSEOS (Португалия) [Davies, Correia, Cabral, 2020], Copernicus

(Кипр, Пакистан, Сирия) [Mello, 2023], HYPERION [Karathanassi et al., 2024]. Результаты археологической разведки в Андах демонстрируют эффективность применения гибридного подхода (использование сверточных нейронных сетей и работы оператора) [Zimmer-Dauphinee, VanValkenburgh, Wernke, 2024]. В одной из работ обсуждается возможность использования при дистанционном зондировании и поиске памятников модели ChatGPT-3.5 [Abate et al., 2023]. Исследования ряда авторов посвящено использованию фреймворка Bag of Visual Words (BoW), а также алгоритмов масштабируемого инвариантного преобразования объектов и алгоритмов Oriented Fast и Rotated Brief на опыте работ по поиску археологических объектов в Малайзии [Roslan et al., 2024]. Ввиду сложности задач апробация разработанных систем осуществлялась лишь на локальных участках и отдельных памятниках, поскольку специфика объектов в различных областях планеты затрудняет создание глобальных систем поиска и мониторинга. Применение разработанных систем по-прежнему требует значительного участия оператора в процессе анализа планиграфии и сохранности археологических памятников.

В исследовании коллектива зарубежных ученых описан опыт обнаружения участков древних выработок древесного угля на Северогерманской низменности с помощью модифицированного метода R-CNN Mask, который позволяет на основе данных лазерного сканирования и создания цифровых моделей рельефа (ЦМР), методики визуализации археологической топографии идентифицировать подобные памятники со средним коэффициентом обнаружения 83 % и средней точностью 87 %. В исследовании использовались этапы увеличения изображения и предварительной обработки изображений в сочетании с адаптивным

градиентным методом на основе глубокого обучения с динамической оптимизацией скорости обучения (AdaBound) [Bonhage et al., 2021]. В другом зарубежном исследовании представлен высокоматематизированный рабочий процесс, в котором сверточная нейронная сеть используется для обнаружения курганных насыпей вблизи оврагов и естественных углублений в ландшафте. Обнаруженные курганы анализируются с точки зрения их распределения и возможного пространственного соотношения с деталями ландшафта. Представленный метод обеспечивает точность не менее 77 % [Meyer-Heß, Pfeffer, Juergens, 2022].

Несколько подобных проектов реализуется и отечественными научными коллективами. Опыт исследования по выявлению ландшафтных закономерностей расположения археологических памятников в юго-восточном Алтае с использованием геоинформационной системы (ГИС) и машинного обучения позволил на основе литературных источников и полевых исследованиях авторов проекта составить базу данных археологических памятников региона. Далее, с использованием геоинформационного анализа рельефа территории и имеющихся археологических данных были созданы схемы распределения археологических объектов по ряду ландшафтных признаков. Полученные статистические закономерности легли в основу создания и обучения нейросети, составившей прогнозную карту расположения археологических объектов. Были выявлены ландшафтные параметры для вероятного обнаружения археологических объектов: расстояние от реки не далее 500–600 м с крутизной склона до 5°, с высокой интенсивностью летней солнечной радиации и с южной, юго-восточной и западной экспозицией склонов. По оценке авторов, с наибольшей вероятностью археологические памятники в регионе располагаются в среднем и нижнем течении и в местах слияния рек, по периферии межгорных котловин или на широких равнинных участках надпойменных террас речных долин [Глебова, Сергеев, Быков, 2022].

Схожие принципы использованы в исследовании археологических памятников середины III – начала IV в. н.э. в бассейне Верхнего Дона с помощью сверточных нейросетей (RetinaNet, SSD, YOLO, Mask RCNN). Места расположения 169 известных в регионе археологических памятников были использованы для обучения и валидации нейросетевых моделей по поиску закономерностей ландшафтного расположения объектов. По тестовой выборке выявлена наилучшая из применявшихся модель – Mask RCNN. Прогностическая точность составила более 80 %. В процессе исследования проанализировано более 60 тыс. км² ландшафта и выявлено ок. 50 локальных участков, наиболее подходящих по палеоландшафтным особенностям для расположения археологических памятников [Сарычев, Земцов, 2023].

Представленный в настоящей статье опыт проекта по созданию автоматизированной системы поиска и

сегментации археологических памятников Южного Зауралья на основе двухмерных и трехмерных моделей рельефа реализуется с 2023 г. в сотрудничестве археологов Челябинского государственного университета со специалистами ИТ-сферы. Для решения задачи обнаружения археологических памятников были выбраны восемь типов объектов, характерных для исследуемого региона: гантелейвидные курганы (М-1), могильники с каменными оградами эпохи Средневековья (М-2), укрепленные поселения эпохи бронзы (П-1), неукрепленные поселения эпохи бронзы (П-2), четыре типа каменных курганов раннего железного века или Средневековья (К-1, К-2, К-3, К-4), курганы с «усами» эпохи раннего Средневековья (К-5). Для обнаружения объектов было предложено два подхода: один на основе остаточных нейронных сетей ResNet 50 с модифицированным полно связанным слоем в виде радиальной базисной сети RBF, а другой с использованием архитектуры трансформатора Pointview-GCN, которые показали следующие результаты: для классов К-1, К-2, К-3 среднее значение метрики F1 0,93, точность 0,82, полнота 0,88, для класса П-1 F1 0,90, точность 0,96, полнота 0,88, для П-2 F1 0,77, точность 0,84, полнота 0,81. Результаты обнаружения на основе ResNet 50 показали наихудшие значения по всем метрикам и классам.

Для изучения внутренней структуры и архитектуры археологического памятника с использованием 3D-данных был выбран набор классов: жилище (s1); ров (s2); оборонительная стена (s3); могильник (s4); внутренняя стена (s5); колодец (s6); вход в поселение (s7). Для задачи семантической сегментации были предложены оригинальные модели для 3D семантической сегментации на основе динамической взвешенной графовой сверточной нейронной сети (DWG*CNN), а для 3D-сегментации экземпляров предложена усовершенствованная версия на основе архитектуры преобразователя Mask3d [Schult et al., 2023]. Компьютерное моделирование для задачи сегментации экземпляров показало, что согласно метрике качества F1, предложенный модифицированный метод Mask3d* позволяет получить лучшее качество сегментации для классов s1–s4 относительно современных методов Mask3d и OneFormer. Для классов s5–s7 все методы показали неудовлетворительные результаты [Vokhminsev et al., 2025].

В качестве примера рассмотрим результаты 3D семантической сегментации, выполненной нейросетью для поселений бронзового века Андреевское IV (рис. 1, 1) и Лагерный I (Кинзерское) (рис. 1, 2) и сопоставим их с интерпретациями современного рельефа поселений, отраженными на топографических планах тех же археологических памятников (рис. 2, 1, 2).

Поселение Андреевское IV расположено на левом берегу р. Синташта в Брединском р-не Челябинской обл., оно датируется вторым этапом позднего бронзового века, основные материалы с памятника

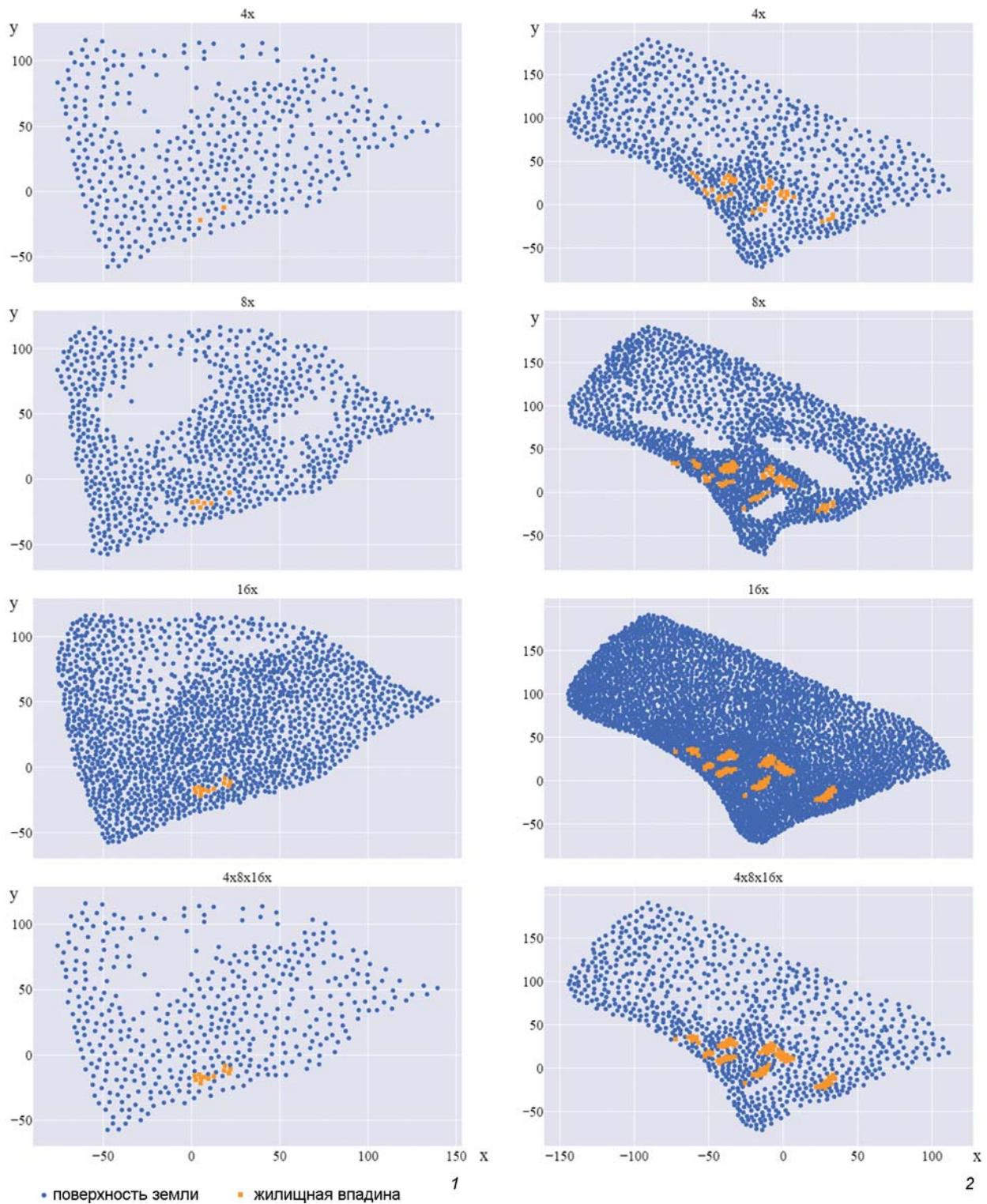


Рис. 1. Результаты 3D семантической сегментации для поселений бронзового века Андреевское IV (1) и Лагерный I (Кинзерское) (2).

относятся к алакульской культуре. 3D семантическая сегментация рельефа памятника идентифицирует две жилищные впадины, расположенные поблизости друг от друга (см. рис. 1, 1). Аналогичная интерпретация рельефа была получена в ходе инструмен-

тальной съемки топографического плана поселения (см. рис. 2, 1).

Поселение Лагерный I (Кинзерское) расположено на левом берегу р. Увелька в Троицком р-не Челябинской обл. Как и поселение Андреевское IV, оно

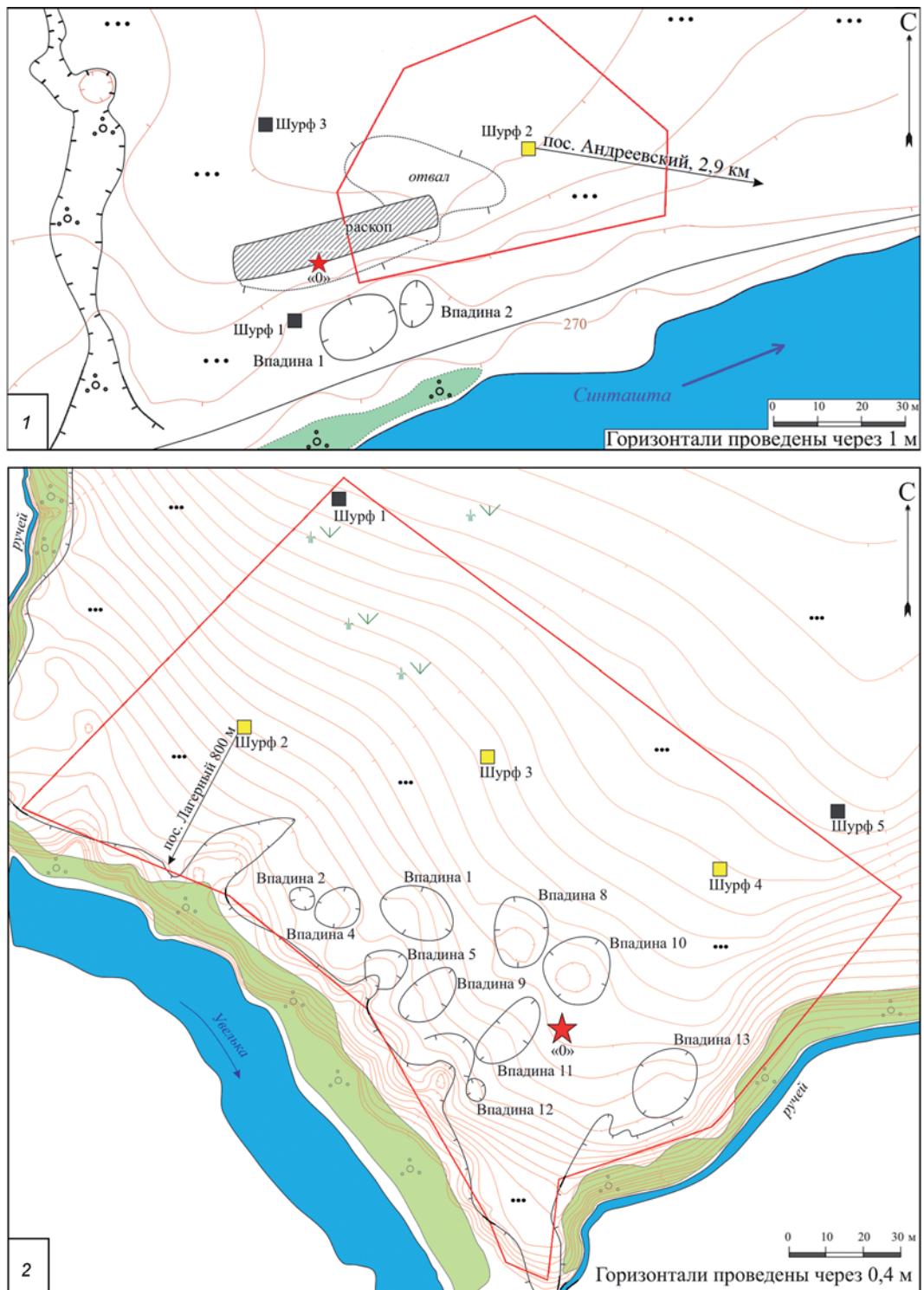


Рис. 2. Топографические планы поселений бронзового века Андреевское IV (1) и Лагерный I (Кинзерское) (2).

датируется вторым этапом позднего бронзового века, основные материалы также относятся к алакульской культуре. 3D семантическая сегментация рельефа памятника идентифицирует до 10 жилищных впадин, расположенных вдоль бровки надпойменной террасы двумя субпараллельными рядами; большинство впадин имеют вытянутую форму и ориентированы на местности перпендикулярно направлению рядов,

которые разделяет между собой узкий промежуток, «улица» (см. рис. 1, 2). Эта интерпретация рельефа, созданная нейросетью, также в целом соответствует той интерпретации, которая была получена специалистами при съемке инструментального плана памятника (рис. 2, 2). При этом специалисты выделили на местности на три жилищные впадины больше, чем нейросеть, тринацать впадин вместо десяти,

за счет того, что при выделении некоторых небольших впадин специалистами учитывался характер растительного покрова, в то время как нейросеть опиралась только на 3D-модель рельефа. Однако картина планиграфии поселения, состоявшего из двух параллельных рядов углубленных в грунт жилищ, разделенных между собой «улицей», аналогична в обоих случаях.

Полученные материалы позволяют задействовать созданную модель для автоматической интерпретации значительных участков рельефа, направленной на выявление объектов археологического наследия; однако результаты 3D семантической сегментации требуют дальнейшей проверки специалистами.

В целом использование методов искусственного интеллекта и глубокого машинного обучения в археологических исследованиях является достаточно инновационным подходом, поскольку ранее применение компьютерных технологий в этой сфере ограничивалось созданием информационных ресурсов и баз данных, созданием 3D-моделей поверхностей памятников и цифровых двойников артефактов. В то же время спектр задач, ставящихся при создании и использовании нейросетевых моделей, а также применении их результатов в археологии, все еще достаточно ограничен.

Благодарности

Исследование выполнено по проекту РНФ № 23-11-20007 «Разработка информационной системы для дистанционного исследования археологических памятников с использованием методов математического моделирования, картографирования и глубокого машинного обучения».

Список литературы

Вохминцев А.В., Мельников А.В., Романов М.А., Шицелов А.В. Система дистанционного исследования археологических памятников с использованием методов глубокого машинного обучения // Двадцать первая Национальная конф. по профессиональному интеллекту с междунар. участием (КИИ-2023): тр. конф. – Смоленск: Принт-Экспресс, 2023. – Т. 1. – С. 344–356.

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. Санкт-Петербургского ун-та. Науки о Земле. – 2022. – № 67 (3). – С. 491–514. – doi:10.21638/spbu07.2022.306

Гуров М.Б., Сакулина Э.В. Мониторинг состояния объектов культурного наследия и культурных ландшафтов с помощью инструментов дистанционного зондирования // Культурное наследие России. – 2020. – № 1. – С. 3–9. – doi:10.34685/HI.2020.28.1.001

Сарычев Д.В., Земцов Г.Л. Выявление археологических памятников методом ландшафтно-археологического предиктивного моделирования с помощью сверточных

нейронных сетей // Теоретические и прикладные проблемы ландшафтной географии. VII Мильковские чтения. Мат-лы XIV Междунар. ландшафтной конф. – Воронеж: Изд. дом Воронеж. гос. ун-та, 2023. – С. 157–159. – doi:10.17308/978-5-9273-3693-7-2023-157-159

Abate N., Visone F., Sileo M., Danese M., Minervino Amodio A., Lasaponara R., Masini N. Potential Impact of Using ChatGPT-3.5 in the Theoretical and Practical Multi-Level Approach to Open-Source Remote Sensing Archaeology, Preliminary Considerations // Heritage. – 2023. – No. 6. – P. 7640–7659. doi: 10.3390/heritage6120402

Argyrou A., Agapiou A.A. Review of Artificial Intelligence and Remote Sensing for Archaeological Research // Remote Sens. – 2022. – No. 14. – doi:10.3390/rs14236000

Bonhage A., Eltaher M., Raab T., Breuß M., Raab A., Schneider A. A modified Mask region-based convolutional neural network approach for the automated detection of archaeological sites on high-resolution light detection and ranging-derived digital elevation models in the North German Lowland // Archaeological Prospection. – 2021. – Vol. 28, iss. 2. – P. 177–186. – doi:10.1002/arp.1806

Davies S., Correia M., Cabral R. Heritage monitoring and surveillance using Sentinel satellite data in the Lower Alentejo (Portugal) // Ge-Conserвacion. – 2020. – № 17 (1). – P. 186–192. – doi:10.37558/gec.v17i1.755

Karathanassi V., Karamvasis K., Kristolari V., Kolokoussis P., Skamantzari M., Georgopoulos A. Remote sensing techniques for monitoring cultural heritage sites // EGU General Assembly. – 2024. – Vienna, Austria, 14–19 Apr 2024. – EGU24-10181. – doi:10.5194/egusphere-egu24-10181

Lasaponara R., Masini N. Preserving the Past from Space: an overview of risk estimation and monitoring tools // Masini N., Soldovieri F. (eds) Sensing the Past. Geotechnologies and the Environment. – 2017. – Vol. 16. – Springer, Cham. – doi: 10.1007/978-3-319-50518-3_3

Mello J. Copernicus program: artificial intelligence in cultural heritage // J. of Bioengineering Technologies and Health. – 2023. – No. 6. – P. 45–51. – doi: 10.34178/jbth.v6i1.278

Meyer-Heß M.F., Pfeffer I., Juergens C. Application of convolutional neural networks on digital terrain models for analyzing spatial relations in archaeology // Remote Sens. – 2022. – No. 14 (11). – 2535. – doi:10.3390/rs14112535

Monteleone A., Dore N., Giovagnoli A., Cacace C. VIDEOR: cultural heritage risk assessment and monitoring on the Web // Proc. SPIE 9688, Fourth Intern. Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2016). – 96880V (12 August 2016). – doi:10.1117/12.2242495

Roslan S.A., Abd Rahim M.S., Yakub F., Kong Y.C., Noor N.M. Artificial Intelligence for rapid mapping of potential archaeological features using Bag of Visual Words based image classifier // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2024. – No. 1412 (1). – P. 12–30. – doi:10.1088/1755-1315/1412/1/012030

Schult J., Engelmann F., Hermans A., Litany O., Tang S., Leibe B. Mask3D: Mask Transformer for 3D Semantic Instance Segmentation // 2023 IEEE Intern. Conference on Robotics

and Automation ICRA). – IEEE, 2023. – P. 8216–8223. – doi:10.1109/icra48891.2023.101605

Vokhminsev A.V., Melnikov A.V., Batanina N.S., Kupriyanova E.V., Muravyev L.A., Romanov M.A. Remote research of archaeological sites of the Southern Trans-Urals using geophysics and machine learning // Russian Journal of Earth Sciences. – 2025. – No. 25. – ES2012. – doi:10.2205/2025ES000971

Zimmer-Dauphinee J., VanValkenburgh P., Wernke S.A. Eyes of the machine: AI-assisted satellite archaeological survey in the Andes // Antiquity. – 2024. – No. 98 (397). – P. 245–259. – doi:10.15184/ajqy.2023.175

References

Abate N., Visone F., Sileo M., Danese M., Minervino Amodio A., Lasaponara R., Masini N. Potential Impact of Using ChatGPT-3.5 in the Theoretical and Practical Multi-Level Approach to Open-Source Remote Sensing Archaeology, Preliminary Considerations. In *Heritage*, 2023. No. 6. P. 7640–7659. doi:10.3390/heritage6120402

Argyrou A., Agapiou A.A. Review of Artificial Intelligence and Remote Sensing for Archaeological Research. In *Remote Sens*, 2022. No. 14. doi:10.3390/rs14236000

Bonhage A., Eltaher M., Raab T., Breuß M., Raab A., Schneider A. A modified Mask region-based convolutional neural network approach for the automated detection of archaeological sites on high-resolution light detection and ranging-derived digital elevation models in the North German Lowland. In *Archaeological Prospection*, 2021. Vol. 28, iss. 2. P. 177–186. doi:10.1002/arp.1806

Davies S., Correia M., Cabral R. Heritage monitoring and surveillance using Sentinel satellite data in the Lower Alentejo (Portugal). In *Ge-Conservacion*, 2020. No. 17 (1). P. 186–192. doi:10.37558/gec.v17i1.755

Glebova A.B., Sergeev I.S., Bykov N.I. Geoinformacionnyj analiz s postroeniem modeli nejronnoj seti dlja prognoza razmeshhenija arheologicheskikh ob'ektor v landshaftah Jugo-Vostochnogo Altaja. In *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Nauki o Zemle*, 2022. No. 67 (3). P. 491–514. (In Russ.). doi:10.21638/spbu07.2022.306

Gurov M.B., Sakulina E.V. Monitoring sostojaniya ob'ektor kulturnogo nasledija i kulturnyh landshaftov s pomoshchju instrumentov distancionnogo zondirovaniya. In *Kulturnoe nasledie Rossii*, 2020. No. 1. P. 3–9. (In Russ.). doi: 10.34685/HI.2020.28.1.001

Karathanassi V., Karamvasis K., Kristolari V., Kolokoussis P., Skamantzari M., Georgopoulos A. Remote sensing techniques for monitoring cultural heritage sites. In *EGU General Assembly*, 2024. Vienna, Austria, 14–19 Apr 2024. EGU24-10181. doi: 10.5194/egusphere-egu24-10181

Lasaponara R., Masini N. Preserving the Past from Space: an overview of risk estimation and monitoring tools. In *Masini, N., Soldovieri, F. (eds) Sensing the Past. Geotechnologies and the Environment*, 2017. Vol. 16, Springer, Cham. doi: 10.1007/978-3-319-50518-3_3

Mello J. Copernicus program: artificial intelligence in cultural heritage. In *J. of Bioengineering Technologies and Health*, 2023. No. 6. P. 45–51. doi: 10.34178/jbth.v6i1.278

Meyer-Heß M.F., Pfeffer I., Juergens C. Application of convolutional neural networks on digital terrain models for analyzing spatial relations in archaeology. In *Remote Sens*, 2022. No. 14 (11). 2535. doi: 10.3390/rs14112535

Monteleone A., Dore N., Giovagnoli A., Cacace C. VIDEOR: cultural heritage risk assessment and monitoring on the Web. In *Proc. SPIE 9688, Fourth Intern. Conference on Remote Sensing and Geoinformation of the Environment (RSCy2016)*, 96880V (12 August 2016). doi: 10.1117/12.2242495

Roslan S.A., Abd Rahim M.S., Yakub F., Kong Y.C., Noor N.M. Artificial Intelligence for rapid mapping of potential archaeological features using Bag of Visual Words based image classifier. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2024. No. 1412 (1). P. 12–30. doi:10.1088/1755-1315/1412/1/012030

Sarychev D.V., Zemtsov G.L. Vyjavlenie arheologicheskikh pamjatnikov metodom landshaftno-arheologicheskogo prediktivnogo modelirovaniya s pomoshchju svertochnyh nejronnyh setej. In *Teoreticheskie i prikladnye problemy landshaftnoj geografii. VII Mil'kovskie chteniya*. Proc. of the XIV Intern. Landscape Conference. Voronezh: Publ. House of Voronezh State Univ., 2023. P. 157–159. (In Russ.). doi:10.17308/978-5-9273-3693-7-2023-157-159

Schult J., Engelmann F., Hermans A., Litany O., Tang S., Leibe B. Mask3D: Mask Transformer for 3D Semantic Instance Segmentation. In *2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation ICRA*). IEEE, 2023. P. 8216–8223. doi:10.1109/icra48891.2023.101605

Vokhminsev A.V., Melnikov A.V., Romanov M.A., Shicelov A.V. Sistema distancionnogo issledovanija arheologicheskikh pamjatnikov s ispol'zovaniem metodov glubokogo mashinnogo obuchenija. In *Dvadcat pervaja Nacional'naja konferencija po iskusstvennomu intellekту s mezdunarodnym uchastiem (KII-2023): conference proceedings*. Smolensk: Print-Express, 2023. Vol. 1. P. 344–356. (In Russ.).

Vokhminsev A.V., Melnikov A.V., Batanina N.S., Kupriyanova E.V., Muravyev L.A., Romanov M.A. Remote research of archaeological sites of the Southern Trans-Urals using geophysics and machine learning. In *Russian J. of Earth Sci.*, 2025. No. 25. ES2012. doi:10.2205/2025ES000971

Zimmer-Dauphinee J., VanValkenburgh P., Wernke S.A. Eyes of the machine: AI-assisted satellite archaeological survey in the Andes. In *Antiquity*, 2024. No. 98 (397). P. 245–259. doi:10.15184/ajqy.2023.175

Куприянова Е.В. <https://orcid.org/0000-0001-8842-9976>
Вохминцев А.В. <https://orcid.org/0000-0002-2402-2963>
Мельников А.В. <https://orcid.org/0000-0002-1073-7108>

Петров Ф.Н. <https://orcid.org/0000-0001-8212-7424>
Батанина Н.С. <https://orcid.org/0000-0002-2555-6094>
Петров Н.Ф. <https://orcid.org/0000-0003-1312-4363>

Дата сдачи рукописи: 1.09.2025 г.