

DOI:10.17308/978-5-9273-3693-7-2023-157-159

ВЫЯВЛЕНИЕ АРХЕОЛОГИЧЕСКИХ ПАМЯТНИКОВ МЕТОДОМ ЛАНДШАФТНО-АРХЕОЛОГИЧЕСКОГО ПРЕДИКТИВНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ С ПОМОЩЬЮ СВЁРТЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

IDENTIFICATION OF ARCHAEOLOGICAL SITES USING LANDSCAPE ARCHAEOLOGICAL
PREDICTIVE MODELLING WITH CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS

Сарычев Д.В.¹, Земцов Г.Л.²
Sarychev D.V.¹, Zemtsov G.L.²

e-mail: sarychev.geo@gmail.com

¹Воронежский государственный университет, Россия

¹Voronezh State University, Voronezh, Russia

²Липецкий государственный педагогический университет им. П. П. Семёнова-Тян-Шанского, Липецк, Россия

²Lipetsk State Pedagogical University, Lipetsk, Russia

Аннотация. Рассмотрен опыт предиктивного моделирования археологических памятников сер. III – нач. IV в. н. э. в бассейне Верхнего Дона с помощью свёрточных нейронных сетей (RetinaNet, SSD, YOLO, Mask RCNN). Координаты 169 известных в регионе археологических памятников типа Каширки-Седелок использовали для обучения и валидации нейросетевых моделей. Предикторами служили ГИС-слои, отражающие параметры рельефа, четвертичных отложений, палеоклимата, гидрографии и почв исследуемой территории. По тестовой выборке археологических памятников выявлена наилучшая модель из применявшихся в исследовании – Mask RCNN; показана ее высокая прогностическая ценность (метрика точности – более 80%). Модель использовали для поиска потенциальных мест размещения искомым памятников в бассейне Верхнего Дона: нейросеть проанализировала более 60 тыс. км² и выявила около 50 локальных участков, наиболее похожих по палеоландшафтным особенностям на места известных поселений типа Каширки-Седелок. Результаты моделирования нацеливают предстоящие археологические разведки в регионе.

Abstract. The paper deals with predictive archaeological modeling of ancient settlements (archaeological sites of Kashirka-Sidelok type, mid 3rd - early 4th century AD) in the Upper Don basin using convolutional neural network models (RetinaNet, SSD, YOLO, Mask RCNN). We used coordinates of 169 known sites to train and validate the models. GIS-layers of terrain, bedrock, paleoclimate, hydrography, and soils of the study area serve as predictors in the model. The trained Mask RCNN model showed the highest predictive performance on the testing subset of sites (accuracy is greater than 80%) among the tested models. We used the trained model to search through more than 60 000 sq. km of the Upper Don basin for locations of undiscovered archaeological sites, and it found out near 50 potentially suitable sites for Kashirka-Sidelok settlements, according to the analyzed predictors. The results of modeling serve as an agenda for the upcoming archaeological surveys in the region.

Ключевые слова: ландшафтная археология, предиктивное археологическое моделирование, археологические памятники, свёрточная нейронная сеть, ГИС

Keywords: landscape archaeology, archaeological predictive modeling, archaeological sites, convolutional neural network, GIS

Одним из приоритетных направлений использования технологии искусственного интеллекта (ИИ) в ландшафтной археологии является предиктивное моделирование, то есть выявление потенциальных мест расположения археологических объектов по параметрам вмещающего ландшафта. Такой подход позволяет повысить результативность археологических разведочных работ и заблаговременно оценить риски от планируемой хозяйственной деятельности для объектов культурного наследия [12].

Ранее авторы провели выявление потенциальных местоположений поселений сер. III – нач. IV в. н. э. с помощью ИИ на основе метода максимальной энтропии [3]. И хотя по результатам нашего моделирования алгоритм «подсветил» в обширном бассейне Верхнего Дона всего менее 1% потенциально пригодных территорий, это все равно составило около 300 км², поделенных между сотнями участков, на археологическое обследование которых потребуются годы. В этой связи актуальными становятся более «тонкие» методы, способные очертить конкретные места, наиболее похожие на те, на которых уже были обнаружены поселения искомого типа. При таком подходе неизбежны пропуски, но он способен дать быстрые результаты, которые также можно включить в новую итерацию моделирования [3]. В данном исследовании мы применили одну из самых передовых технологий ИИ – глубокое обучение методом свёрточных нейронных сетей. В российской археологии пока известен опыт применения простой нейросети для ландшафтов Юго-Восточного Алтая [1]. Эффективность свёрточных нейронных сетей в предиктивном археологическом моделировании показана на примере выявления скифских курганов в Центральной Азии [6].

Объектом моделирования в данной работе являлись местоположения археологических памятников типа Каширки-Седелок в бассейне Верхнего Дона. Это были кратковременные (середина-конец III – нач. IV в. н.э.) неукрепленные поселки, состоявшие, как правило, из нескольких групп жилых и хозяйственных построек [2]. В настоящее время на исследуемой территории (59,4 тыс. км²) обнаружено 169 памятников данного типа, однако, значительное их число еще предстоит открыть [3]. Цель исследования состояла в выявлении вероятных местоположений поселений типа Каширки-Седелок в бассейне Верхнего Дона с помощью геоинформационных технологий и свёрточных нейронных сетей. В задачи входило: 1) Создать географическую базу данных (ГБД) археологических памятников типа Каширки-Седелок, известных в бассейне Верхнего Дона; 2) Сформировать ГИС-слои предикторы, отражающие палеогеографические условия исследуемой территории; 3) Смоделировать наиболее вероятные местоположения искомым памятников с помощью ИИ.

Рассмотрим методы и результаты исследования в соответствии с его задачами.

1. Путем анализа археологических отчетов и публикаций, а также специальных полевых работ, нами были собраны в ГБД сведения о местоположениях 169 памятников типа Каширки-Седелок известных в бассейне Верхнего Дона [2, 3]. Для каждого памятника указывали класс точности определения его координат: 1 – «точно», определены по ГНСС-навигатору, проверено авторами на местности (51 памятник); 2 – «точно», координаты взяты из отчетов, без проверки на местности (27 памятников); 3 – «приблизительно», по описаниям местоположения из отчетов, без проверки на местности (76 памятников); 4 – «не точно», местоположение в отчете описано неясно (15 памятников). Местонахождения рассматриваемых поселений характеризуются широким спектром ландшафтных условий и отсутствием четких индикаторов на местности. Наиболее типичные их местоположения – участки надпойменных террас малых рек и суходолов, с выходом к более удобным для земледелия угодьям. Отмечена приуроченность памятников к водотокам 2-4 порядков с дистанцией между поселениями в 5-7 км и более разреженно вдоль крупных рек [2]. Для обучения предиктивной модели использовали выборку 78 памятников, координаты которых определены с наибольшей точностью (классы точности 1 и 2), остальные точки с менее надежной географической привязкой – 91 памятник (классы 3 и 4) – использовали в целях тестирования модели.

2. Поскольку от поселений типа Каширки-Седелок не осталось следов в современном рельефе, а в их расположении нет явных закономерностей, кроме связи с речной сетью, то при попытке моделирования локаций данного типа приходится опираться на их возможные связи с параметрами ландшафта, которые не изменились за прошедшее время, изменились слабо или предсказуемым образом. Если такие параметры формализуемы в виде карт – растровых ГИС-слоев с пространственным разрешением, достаточным для дифференциации мест поселений и фоновых территорий, то эти слои использовали в качестве предикторов для модели. Учитывая наличие данных, а также особенности территории, объекта и метода моделирования мы сформировали 23 геоинформационных слоя-предиктора на бассейн Верхнего Дона [3]. Геоморфологические и гидрографические предикторы подготовили на основе цифровой модели рельефа (ЦМР) MERIT DEM [15]; геологические предикторы – по картам четвертичных отложений; климатические предикторы – по палеоклиматическим данным PaleoClim [5]; почвенные предикторы – по данным SoilGrids [11]. ЦМР в исходном виде с разрешением 90 м/пикс использовали как предиктор «абсолютная высота», а также получили на ее основе растры уклона, экспозиции и профильной кривизны местности по алгоритму Зевенбергена-Торна [16], угловые градусы экспозиции затем переводили в классы по 8 румбам. Для классификации рельефа по формам применили индекс топографической позиции (TPI), а также выделение «геоморфонов» [13], зарекомендовавших себя в археологическом моделировании [14]. Дополнительно рассчитали индексы: топографический индекс влажности (TWI), отражающий области возможного подтопления [9], менее пригодные для размещения поселений; индекс тепловой обеспеченности (HLI), передающий неравномерность прогрева склонов [8] лучше, чем уклон и экспозиция в археологическом моделировании [10]; индекс ветровой экспозиции (WEI), показывающий усредненный эффект от ветров [7], важный в условиях равнин с континентальным климатом [4]. Также с помощью инструментов гидрологического моделирования был построен векторный слой палеогидрографической сети [3], по которому рассчитаны производные растры-предикторы: «близость водотока», «близость места слияния водотоков» и «высота над ближайшим водотоком».

В дополнение к описанным предикторам учитывали геологические, климатические и почвенные факторы. Так, ареалы подстилающих пород на бассейн Верхнего Дона были оцифрованы по геологическим картам четвертичных отложений областей ЦФО масштаба 1:500000, изданным в 1998 г. Межрегиональным центром по геологической картографии МПР РФ. На их основе сгенерировано два растра-предиктора: «генетический тип четвертичных отложений» и «близость выходов дочетвертичных отложений». Возможные палеоклиматические факторы размещения исследуемых поселений учитывали по данным PaleoClim «Anthropocene, v1.2b» [5] – было выбрано 5 основных биоклиматических переменных в максимальном разрешении (1 км/пикс): среднегодовая температура (bio_1), температурная сезонность (bio_4), годовая амплитуда температур (bio_7), годовые осадки (bio_12) и сезонность осадков (bio_15). Почвенные факторы внесли в модель с помощью данных SoilGrids [11] (250 м/пикс), из которых взяли наиболее стабильные во времени показатели по мелкозёмной фракции: доля глинистых частиц (clay), частиц песка (sand), илистых частиц (silt), а также содержание органического углерода почвы (soc) – при этом использовали показатели с глубины 30-60 см, соответствующей средней глубине концентрации находок эпохи бронзы и раннего железного века в исследуемом регионе. Все слои-предикторы были приведены к единому пространственному охвату и разрешению посредством обрезки по границе исследуемой территории и растеризации по сети ячеек, соответствующей основе ЦМР. Полученные 23 слоя объединили в композитный растр. При подготовке пространственных данных применяли ГИС: QGIS 3.26, SAGA GIS 7.8.2 и ArcGIS Pro 3.0.3.

3. В качестве нейросетевых моделей глубокого обучения использовали свёрточные нейронные сети RetinaNet, SSD, YOLO, Mask RCNN, интегрированные в ArcGIS Pro для объектной и инстанс-сегментации изображений. Для их обучения создали специальный «тренировочный» набор данных: разместили многоканальный растр-предиктор с помощью 78 точек археологических памятников первого и второго классов точности и разбили его на тайлы 512x512 мультипикселей (что приблизительно соответствует участкам 4,5x4,5 км на местности), при этом сохранив тайлы, в которые попали памятники, в форматы соответствующих нейросетевых фреймворков. Аналогичным образом был создан «тестовый» набор данных – по выборке точек третьего и четвертого классов точности (91 памятник). Под-

готовку данных, обучение и тестирование моделей выполняли с помощью модуля `arcgis.learn` пакета `arcpy` в среде Python. Из-за использования критически малых выборок объектов, при обучении каждой модели следили за метрикой ошибки (Loss) по тренировочной и тестовой выборкам во избежание переобучения моделей: обучение останавливали, если метрика ошибки по тестовой выборке начинала существенно расти при стабильной или снижающейся ошибке по тренировочной выборке. Также обучение завершали, если показатели модели не улучшались более пяти эпох подряд, не дожидаясь переобучения. Использовался мультиспектральный режим анализа, для учета моделью всех 23 каналов (изображений-предикторов) в каждом тайле. Наилучшую из моделей выбирали по метрике средневзвешенной точности (average precision - AP).

По результатам обучения на имеющихся данных лучшие показатели были получены с использованием Mask RCNN при 180 эпохах обучения модели – AP достигла 81,9 %, в то время как при использовании других алгоритмов точность не превысила 60 %. Мы использовали обученную модель Mask RCNN для анализа многоканального растра-предиктора на весь бассейн Верхнего Дона. В результате модель выявила местоположения известных памятников и более 120 дополнительных похожих мест, около 50 из которых, по экспертной оценке, наиболее вероятно могли быть использованы для размещения поселений типа Каширки-Седелок. Выявленные места потенциального расположения поселений сосредоточены преимущественно по долинам рек Дона, Красивой Мечи, Сосны, Сновы, а также небольших правобережных притоков реки Воронеж. Часть из этих территорий, например, расположенных в долине р. Дон, севернее впадения в него Красивой Мечи, а также по рекам Репец, Олым и Пальна наиболее перспективны для проведения специальных разведочных работ, что соотносится с результатами наших предыдущих исследований [3] и существенно конкретизирует их. Дальнейшая полевая проверка результатов моделирования позволит итеративно корректировать разработанную модель путем добавления в нее точек новых памятников, а также точек ложных срабатываний, тем самым повышая ее прогностический потенциал.

Таким образом, выполненное исследование имеет прикладную направленность и призвано сфокусировать поисковые археологические работы по выявлению поселений позднееримского времени в бассейне Верхнего Дона на наиболее вероятные локации. Информационно-методическая основа работы способствует более полному изучению и сохранению историко-археологического наследия региона.

Исследование выполнено при финансовой поддержке Всероссийской общественной организации «Русское географическое общество», проект № 14/2022-Р «Поиск раннеславянских археологических памятников в бассейне Дона с помощью геоинформационных технологий и искусственного интеллекта».

Литература

1. Глебова А.Б. Геоинформационный анализ с построением модели нейронной сети для прогноза размещения археологических объектов в ландшафтах Юго-Восточного Алтая / А.Б. Глебова, И.С. Сергеев, Н.И. Быков // Вестник Санкт-Петербургского университета. Науки о Земле. – 2022. – Т. 67, № 3. – С. 491–514.
2. Земцов Г.Л. Картография поселений позднееримского времени в бассейне реки Быстрая Сосна / Г. Л. Земцов, Д.В. Сарычев, Е.В. Фабрициус // Гуманитарные исследования Центральной России. – 2019. – № 4 (13). – С. 7-10.
3. Сарычев Д.В. Предиктивное археологическое моделирование методом максимальной энтропии (на примере поселений позднееримского времени в бассейне Верхнего Дона) / Д.В. Сарычев, Г.Л. Земцов // Историко-географический журнал. – 2023. – Т. 2, № 1. – С. 6-23.
4. Чечушков И.В. «Ветер крепчает»: моделирование скорости ветра при формировании объяснительных моделей системы расселения / И.В. Чечушков, И.А. Валиахметов // Археология и геоинформатика. – Вып. 10. – М.: ИА РАН, 2021. – DOI: 10.25681/IARAS.2021.978-5-94375-342-8.21
5. Brown J. PaleoClim, high spatial resolution paleoclimate surfaces for global land areas / Brown J., Hill, D., Dolan, A. et al // Sci Data. – 2018. – № 5. DOI: 10.1038/sdata.2018.254
6. Caspari G. Convolutional neural networks for archaeological site detection – Finding “princely” tombs / G. Caspari, P. Crespo // Journal of Archaeological Science. – 2019. – Vol. 110. – DOI: 10.1016/j.jas.2019.104998
7. Gerlitz L. Large scale atmospheric forcing and topographic modification of precipitation rates over High Asia — a neural network based approach / L. Gerlitz, O. Conrad, J. Böhrner // Earth System Dynamics. – 2015. – No. 6. – P. 1–21.
8. McCune B. Equations for potential annual direct incident radiation and heat load index / B. McCune, D. Keon // Journal of Vegetation Science. – 2002. – Vol. 13. – P. 603–606.
9. Moore I. Terrain attributes: estimation methods and scale effects / I. Moore, P. Gessler, G. Nielsen, G. Petersen // Modeling Change in Environmental Systems. – 1993. – P. 189–214.
10. Nicu I.C. GIS-Based and Statistical Approaches in Archaeological Predictive Modelling (NE Romania) / I.C. Nicu, A. Miha-Pintilie, J. Williamson // Sustainability. – 2019. – No. 11. – DOI: 10.3390/su11215969.
11. Poggio L. SoilGrids 2.0: producing soil information for the globe with quantified spatial uncertainty / L. Poggio, L. Sousa, N. Batjes, G. Heuvelink, B. Kempen, E. Ribeiro, D. Rossiter // Soil. – 2021. – No. 7. – P. 217–240.
12. Quantifying the present and predicting the past: theory, method, and application of archaeological predictive modeling. – Washington, D.C.: Bureau of Land Management, 1989. – 690 p.
13. Stepinski T. Geomorphons - a new approach to classification of landform / T. Stepinski, J. Jasiewicz // Proceedings of Geomorphometry. – Redlands, 2011. – P. 109–112.
14. Verhagen P. Object-based landform delineation and classification from DEMs for archaeological predictive mapping / P. Verhagen, L. Drăguț // Journal of Archaeological Science. – 2012. – No. 3, Vol. 39. – P. 698–703.
15. Yamazaki D. A high accuracy map of global terrain elevations / D. Yamazaki, D. Ikeshima, R. Tawatari, T. Yamaguchi, F. O'Loughlin, J. Neal, C. Sampson, S. Kanae, P. Bates // Geophysical Research Letters, 2017. – Vol. 44. – P. 5844–5853.
16. Zevenbergen L.W. Quantitative analysis of land surface topography / L.W. Zevenbergen, C.R. Thorne // Earth Surface Processes and Landforms. – 1987. – No. 12. – P. 47–56.