



XXI



**НАЦИОНАЛЬНАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ
ПО ИСКУССТВЕННОМУ
ИНТЕЛЛЕКТУ
С МЕЖДУНАРОДНЫМ
УЧАСТИЕМ**



КИИ-2023



ТРУДЫ КОНФЕРЕНЦИИ

Том 1

16-20 октября 2023 г.
Смоленск

XXI

Российская ассоциация
искусственного интеллекта

Федеральный
исследовательский центр
«Информатика
и управление» РАН

Филиал Национального
исследовательского
университета «МЭИ»
в г. Смоленске

НАЦИОНАЛЬНАЯ
КОНФЕРЕНЦИЯ
ПО ИСКУССТВЕННОМУ
ИНТЕЛЛЕКТУ
С МЕЖДУНАРОДНЫМ
УЧАСТИЕМ

КИИ-2023

ТРУДЫ КОНФЕРЕНЦИИ

Том 1

16-20 октября 2023 г.
Смоленск,
филиал НИУ «МЭИ» в г. Смоленске

Смоленск
2023

УДК 004.8+004.89+004.82+004.032.26(045)+004.9

ББК 32.813

Д 22

Организаторы конференции:

Российская ассоциация искусственного интеллекта

Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН

Филиал Национального исследовательского университета «МЭИ»

в г. Смоленске

При поддержке Администрации Смоленской области

Д 22 Двадцать первая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием, КИИ-2023 (Смоленск, 16-20 октября 2023 г.). Труды конференции. В 2-х томах. Т.1. – Смоленск: Принт-Экспресс, 2023. – 410 с.

ISBN 978-5-91812-231-0

Двадцать первая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2023 продолжает традицию советских (российских) конференций, организуемых Российской ассоциацией искусственного интеллекта.

В первом томе трудов публикуются пленарные доклады и доклады участников конференции, представленные на следующих секциях:

Секция 1 «Инженерия знаний»,

Секция 2 «Интеллектуальный анализ данных»,

Секция 3 «Интеллектуальные агенты, роботы, интеллектуальное управление, компьютерное зрение»,

Секция 4 «Машинное обучение, нейросетевые методы».

ББК 32.813

Рецензенты: академик РАН, ИПУ РАН *С.Н. Васильев*,
д.т.н., доц., ФИЦ ИУ РАН *В.Н. Захаров*

ISBN 978-5-91812-231-0

© Авторы, 2023

© Российская ассоциация искусственного интеллекта, 2023

ПРОГРАММНЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

Сопредседатели Программного комитета

Грибова В.В., член-корр. РАН, ИАПУ ДВО РАН, Владивосток
Кобринский Б.А., д.м.н., проф., ФИЦ ИУ РАН, Москва

Заместители председателя Программного комитета

Забежайло М.И., д.ф.-м.н., проф., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Тельнов Ю.Ф., д.э.н., проф., РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва

Ответственный секретарь Программного комитета

Колоденкова А.Е., д.т.н., доц., СамГТУ, Самара

Члены программного комитета

Аверкин А.Н., к.ф.-м.н., доц., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Афанасьева Т.В., д.т.н., РЭУ им. Г.В. Плеханова, Москва
Болодурина И.П., д.т.н., проф, Оренбургский ГУ, Оренбург
Боргест Н.М., к.т.н., доц., Самарский НИУ им. акад. С.П. Королева
Борисов В.В., д.т.н., проф., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск
Васильев С.Н., акад. РАН, ИПУ РАН, Москва
Визильтер Ю.В., д.ф.-м.н., проф., ГосНИИ АС, Москва
Гаврилова Т.А., д.т.н., проф., СПбГУ, Санкт-Петербург
Городецкий В.И., д.т.н., проф., АО «Эврика», Санкт-Петербург
Дли М.И., д.т.н., проф. филиал НИУ «МЭИ», Смоленск
Еремеев А.П., д.т.н., проф., НИУ «МЭИ», Москва
Желтов С.Ю., акад. РАН, ГосНИИАС, Москва
Загорулько Ю.А., к.т.н., ИСИ СО РАН, Новосибирск
Каляев И.А., акад. РАН, ЮФУ, Ростов-на-Дону
Ковалев С.М., д.т.н., проф., РГУПС, Ростов-на-Дону
Колесников А.В., д.т.н., проф., БФУ им. И. Канта, Калининград
Козенко И.В., д.т.н., проф., СПИИРАН, Санкт-Петербург
Кузнецов С.О., д.ф.-м.н., проф., НИУ ВШЭ, Москва
Курейчик В.В., д.т.н., проф., ЮФУ, Таганрог
Лебедев О.Б., д.т.н., доц., ИКТИБ ЮФУ, Таганрог
Лукашевич Н.В., д.т.н., проф., МГУ им. М.В. Ломоносова, Москва
Мисник А.Е., к.т.н., доц., БРУ, Республика Беларусь, Могилев
Михеенкова М.А., д.т.н., проф., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Мошкин В.С., к.т.н., доц., УлГТУ, Ульяновск
Пальчунов Д.Е., д.ф.-м.н., доц., ИМ СО РАН, Новосибирск
Палюх Б.В., д.т.н., проф., ТвГТУ, Тверь
Панов А.И., к.ф.-м.н., доц., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Подвесовский А.Г., к.т.н., доц., БГТУ, Брянск
Редько В.Г., д.ф.-м.н., проф., НИИСИ РАН, Москва
Ройзензон Г.В., к.т.н., доц., ФИЦ ИУ РАН, Москва

Рыбина Г.В., д.т.н., проф., НИЯУ МИФИ, Москва
Смирнов И.В., к.ф.-м.н., доц., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Соколов И.А., акад. РАН, ФИЦ ИУ РАН, Москва
Стефанюк В.Л., д.т.н., проф., ИППИ РАН, Москва
Сулейманов Д.Ш., акад. АН РТ, ИПС АН РТ, Казань
Федунов Б.Е., д.т.н., проф., ГосНИИ АС, Москва
Финн В.К., д.т.н., проф., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Хачумов В.М., д.т.н., проф., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Яковлев К.С., к.ф.-м.н., ФИЦ ИУ РАН, Москва
Ярушкина Н.Г., д.т.н., проф., УЛГТУ, Ульяновск

ОРГАНИЗАЦИОННЫЙ КОМИТЕТ КОНФЕРЕНЦИИ

Председатель Организационного комитета

Борисов В.В., д.т.н., проф., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Заместитель председателя Организационного комитета

Федулов А.С., д.т.н., проф., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Члены организационного комитета

Гладков Л.А., к.т.н., доц., ИКТИБ ЮФУ, Таганрог

Кириллова Е.А., к.э.н., доц., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Королева М.Н., к.т.н., доц., МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва

Луферов В.С., к.т.н., ООО «Сбер бизнес софт», Смоленск

Рысина Е.И., к.т.н., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Синявский Ю.В., к.т.н., доц., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Солопов Р.В., к.т.н., доц., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

Тютюнник А.А., к.э.н., доц., филиал НИУ «МЭИ», Смоленск

ИНФОРМАЦИОННАЯ ПОДДЕРЖКА КОНФЕРЕНЦИИ

ООО «Лаборатория информационных технологий», Смоленск

ПРЕДИСЛОВИЕ

Двадцать первая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2023 продолжает традицию советских (российских) конференций, организуемых Российской ассоциацией искусственного интеллекта (РАИИ).

Федеральный проект «Искусственный интеллект» направлен на решение междисциплинарных проблем, сформулированных в Национальной стратегии развития искусственного интеллекта, включая как исследования в области фундаментальной и прикладной науки, так и в образовательной сфере. Эти проблемы постоянно находятся в фокусе внимания членов РАИИ и нашли отражение в докладах конференции, организаторами которой являются Российская ассоциация искусственного интеллекта, Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» РАН, филиал Национального исследовательского университета «МЭИ» в г. Смоленске.

Тематика конференции охватывает следующие основные направления искусственного интеллекта: инженерия знаний; интеллектуальный анализ данных; интеллектуальные агенты, роботы, интеллектуальное управление; компьютерное зрение; машинное обучение, нейросетевые методы; нечеткие модели, мягкие измерения и вычисления; фреймворки для создания интеллектуальных систем; технологии проектирования и разработки интеллектуальных систем, прикладные интеллектуальные системы, включая биомедицинские системы.

Представлены пленарные доклады видных ученых и специалистов в области искусственного интеллекта. Из поданных на конференцию 90 секционных докладов Программным комитетом после рецензирования отобраны 64 доклада.

В конференции принимают участие более 160 ученых, исследователей и специалистов из академических институтов, университетов, отраслевых институтов и организаций Москвы, Санкт-Петербурга, Белгорода, Брянска, Владивостока, Владимира, Волгограда, Донецка, Иркутска, Казани, Калининграда, Красноярска, Новосибирска, Ростова-на-Дону, Самары, Смоленска, Таганрога, Твери, Ульяновска, Ханты-Мансийска, Челябинска, Могилёва (Республика Беларусь).

Программный комитет КИИ-2023

УДК 004.93

СИСТЕМА ДИСТАНЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ АРХЕОЛОГИЧЕСКИХ ПАМЯТНИКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ*

А.В. Вохминцев (*vav@csu.ru*)

Челябинский государственный университет, Челябинск

А.В. Мельников (*mav@csu.ru*)

Югорский НИИ информационных технологий, Ханты-Мансийск

М.А. Романов (*std.romanov.ma@gmail.com*)

Южно-Уральский государственный университет, Челябинск

А.В. Шицелов (*a_shicelov@ugrasu.ru*)

Югорский государственный университет, Ханты-Мансийск

Данная работа посвящена проблеме обнаружения и исследования археологических памятников на основе методов машинного обучения, картографирования и геофизики. В статье рассмотрена методология для картирования и съемки археологических объектов в виде 2D и 3D моделей, предложены методы машинного обучения на основе CNN для обнаружения и классификации и археологических объектов.

Ключевые слова: остаточные нейронные сети, классификация и сегментация данных, археологический памятник.

Введение

В настоящее время в археологической науке приобретает все большее значение применение методов точных и естественных наук. В этой связи актуальными становятся методы дистанционного зондирования больших участков Земли, создания 2D и 3D моделей больших объектов – древних поселений, могильников, культовых памятников. Для Южного Зауралья одной из ключевых исторических эпох, в которые происходило освоение этой территории, является бронзовый век, традиционно связывающийся с

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФ (проект 23-11-20007).

миграциями древних индоевропейцев, создавших здесь пласт археологических памятников, самым известным из которых является поселение Аркаим. В работе предложена методология дистанционного исследования археологических памятников с использованием методов картографирования и глубокого машинного обучения, которая апробирована на территории археологических памятников в районе п. Степное и Левобережное. Методы картографирования и геофизики отличаются разнообразием, например, часто используется сканирование поверхности памятников с использованием магнитометров и георадаров, применяется маловысотная аэромагнитная съёмка с БПЛА с камерами видимого диапазона, LiDAR и ToF [Lambers et al., 2019]. При решении задачи обнаружения и классификации археологических объектов и артефактов можно выделить три подхода: поиск специальных характеристик объектов для распознавания; статистические методы распознавания; с использованием обучаемых нейронных сетей. Методы, основанные на поиске характеристик объекта, выделяют из изображения объекта инвариантные к аффинным преобразованиям и яркостным изменениям характеристики объекта распознавания, такие как гистограммы ориентированных градиентов [Dalal et al., 2005], [Vokhmintsev et al., 2016], [Vokhmintsev et al., 2020b], инвариантные к масштабированию особые точки [Lowe, 1999], затем, размерность пространства характеристик максимально уменьшается и вектора характеристик сравниваются между собой. Процесс выделения и сравнения характеристик в лучших по качеству обнаружения алгоритмах этого типа обладает высокой вычислительной сложностью, алгоритмы плохо формализуются и не контролируют качество распознавания. Статистические методы распознавания объектов на основе линейной или нелинейной фильтрации [Manzurv et al., 2012] используют для распознавания объекта корреляционную функцию, которая позволяет установить корреляцию детектируемого объекта с анализируемым изображением на основе сравнения с заданным порогом. [Yaroslavsky et al., 1993]. Известно, что корреляционный детектор может произвести неправильное детектирование объекта и отождествить его с различными объектами фона изображения. Для преодоления этого недостатка было предложено множество эвристических методов и алгоритмов [Kumar et al., 2005]. В последнее время большой интерес при решении задачи обнаружения и классификации объектов связан с разработкой методов, использующих нейронные сети [Duda et al., 2000]. В настоящий момент глубокое машинное обучение применяется для анализа трехмерных данных, например, известны работы по классификации 3D объектов по точкам [Charles et al., 2017], [Komarichev et al., 2019] и графам [Smith et al., 2019]. В данной работе рассмотрены методы для автоматизации обнаружения археологических памятников на 2D и 3D моделях с помощью методов машинного обучения, картографирования и геофизики.

1. Признаки дешифрирования археологических памятников

В качестве источников данных в работе использованы:

Аэрофотоснимки, сделанные с 1954 по 1957 г. для целей лесного и сельского хозяйства и 60-х- 80-х годов для целей геологии и геодезии. Снимки сделаны в масштабе 1:14000 с большой разрешающей способностью для Кизильского района Челябинской области;

Результаты дистанционного зондирования Земли со спутников Sentinel-2 (с 2015 г.), Landsat 4-9 (с 1985 г.), Ресурс-П (с 2013 по 2021 г.), Канопус-В (с 2013 по 2023 г.);

Данные тахеометрической съемки, полученные с использованием тахеометра Trimble 3300 (Elta R55).

В дальнейшем планируется использовать:

Цифровые модели рельефа (Digital Terrain Model, DTM) и поверхности (Digital Surface Model DSM), созданные в результате поисковых экспедиций с 2006 г. по н.в;

Данные наземной магнитометрической съемки;

Данные сканеров глубины LiDAR, установленных на БПЛА.

До появления машинного обучения данные дистанционной разведки обрабатывались специалистами интерпретаторами, которые производили ручное выделение археологических памятников на снимках (рис. 1).

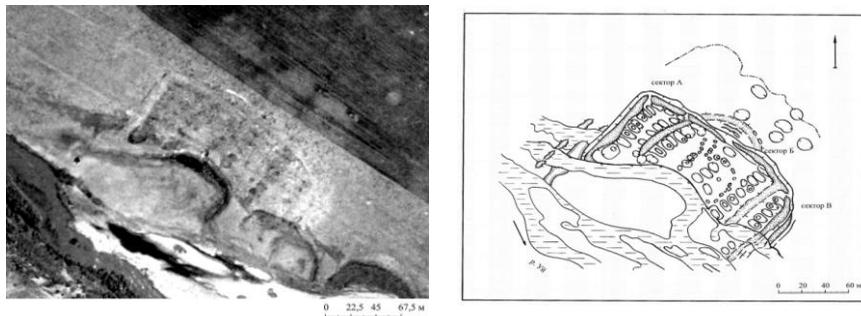


Рис. 1. Результаты дешифрирования археологического памятника Степное: (а) аэрофотоснимок (1986 г.), (б) схема поселения по результатам дешифрирования

Главные проблемы при автоматизированной обработке данных были связаны с ростом их объема и неоднозначностью интерпретации. Археолог допускал множество ошибок, пропускал различные особенности культурного слоя. Применение методов машинного обучения позволит автоматизировать этот процесс и преодолеть указанные недостатки. Нами бы-

ли формализованы признаки дешифрирования археологических объектов (табл. 1.), характерные для памятников бронзового века в Челябинской области [Зданович и др., 2003], [Носкевич, et al., 2003].

Таблица 1

Признаки дешифрирования археологических объектов

Название	Форма и размеры	Признаки дешифрирования
Грунтовый курган бронзового века (покрытый дерном) К1	Круглая или овальная. Диаметр от 7-8 до 25-30 м, высота в пределах 0,5-1 м.	Располагается на ровных участках береговых террас и коренного берега, в пределах 500-700 м от берега реки. Округлый или слегка овальный бугор, в ряде случаев окруженный ровиком. Перепад контраста между более светлым бугром и более темным ровиком вокруг него или окружающей поверхностью.
Грунтовый курган бронзового века (распаханная поверхность) К2	Круглая или овальная. Диаметр как правило от 7-8 до 25-30 м, высота меньше 0,5 м.	Располагается на ровных участках береговых террас и коренного берега, в пределах 500-700 м от берега реки. Осветленные округлы и овальные участки на фоне более темной пашни. Расположены группами или вытянутыми неровными линиями, ориентированными в широтном направлении.
Грунтовый курган железного века (покрытый дерном) К3	Круглая или овальная. Диаметр от 15-20 до 80-100 м, высота может составлять до 3-5 м.	Располагается на водораздельных возвышенностях, вершинах холмов и гор, на расстоянии 500-700 м от берега реки. Округлый (овальный) бугор, окруженный рвом, с провалом от осевшей погребальной камеры и/или грабительского вкопа в центре насыпи. Перепад контраста между светлым бугром и более темным провалом в центре насыпи, а также темным ровиком вокруг кургана или поверхностью.
Каменный курган средневековья / железного века К4	Круг или эллипс. Диаметр от 5-10 до 20-25 м, высота 1 м.	Располагается на водораздельных возвышенностях, вершинах холмов и гор, на расстоянии более 500-700 м от берега реки. Четкие контуры, более контрастное изображение, чем грунтовый курган.
Грунтовый или каменный курган раннего средневековья с "усами" К5	Головные курганы в количестве от 1 до 3.	Расположены на водоразделах, террасах рек и склонах. Грунтовые дорожки выглядят как белый равномерный тон. Каменные дорожки, дискретное мелкопятнистое изображение. Диаметр курганов до 30 м, длина "усов" до 200 м. "Усы" отходят на восток или юго-восток.

Погребальные культовые комплексы М1	Цепь круглых курганов, святилище в форме подковы или гантели, вал.	Расположены на пологих склонах водоразделов или в седловидных впадинах между вершинами сопок. Все элементы выделяются светлым тоном, по краям курганов присутствуют понижения темного тона. Размеры в пределах 30-40 м.
Могильники с каменными оградками эпохи средневековья М2	Овал, квадрат или прямоугольник, размеры от 2 x 1,5 м до 3-5 м x 3-5 м.	Расположены на пологих склонах водоразделов, имеют дискретное мелкопятнистое изображение. Выглядят как многочисленные решетки в виде пятен белого равномерного тона с более темным центром, Каменные оградки имеют более контрастное изображение.
Укрепленное поселение эпохи бронзы (с линейной или концентрической планировкой) П-1	Круг, эллипс, квадрат. Диаметр округлых от 120 до 200 м, размеры прямоугольных до 150-200 м.	Расположены на надпойменных террасах на расстоянии до 200 м от русла реки. Линейные п. расположены рядами параллельно руслу реки и окружены более светлым возвышением вала, а вокруг него – более темным по тону углублением рва. Концентрические п. образованы 1 или 2 вписанными окружностями, окруженными светлым валом с темной полосой от рва.
Неукрепленное поселение бронзового века П-2	Овал или прямоугольник, размеры до 35 x 30 м.	Одна или несколько цепочек жилищных впадин длиной до 200 м, вытянутых вдоль русла реки. Выделяются более темным тоном впадины и более светлым тоном окружающей ее обваловки или зольника.

1.2. Методология исследования археологических памятников

В работе предложена методология для картирования и съемки археологических объектов на основе методов машинного обучения, методов геофизики и картографирования (рис. 2). Входные данные можно разделить на две группы: 2D данные в виде изображений и 3D данные в виде облаков точек. Рассмотрим методы обработки этих данных. Для обнаружения и классификации объектов на двумерных ДТМ часто применяются различные классификаторы, такие как сопоставление шаблонов, объектно-ориентированный анализ изображений (OBIA) или сверточные нейронные сети (CNN). Остаточные нейронные сети ResNet [He et al., 2016] зарекомендовали себя как высоко точные инструменты обнаружения различных видов археологических объектов и артефактов, в данной работе использованы остаточные нейронные сети ResNet 50 и ResNet 152 для решения поставленной задачи, произведен сравнительный анализ сетей с помощью метрик F1 и IoU. Сеть ResNet принимает на вход квадратные изображения с набором признаков, производит анализ локальных особен-

ностей объектов с использованием множественных операций свертки, после чего выходные данные сети формируются с помощью полносвязного слоя, который представляет собой метрический классификатор на базе многослойной сети прямого распространения (MLP) и одной радиально-базисной сети (RBF). В дальнейшем планируется провести исследования с использованием архитектуры xResNet. Для повышения качества работы ReNet используется предварительная обработка изображений. Были использованы следующие методы обработки снимков из коллекции:

Шаг 1. Обрезка краев. Часть снимков имеют неровный край или рамку белого цвета с одной или нескольких сторон кадра. В работе убирается 1,5% сверху (снизу) снимка и 1% с левой (правой) стороны снимка.

Шаг 2. Унификация направления снимков. Для нормализации снимков важно, чтобы они были одинаково ориентированы в пространстве, все снимки были расположены по направлению сторон света.

Шаг 3. Восстановление изображения и удаление шума. Часть снимков содержит небольшую облачность или мелкие артефакты. Была использована быстрая билатеральная фильтрация снимков на основе параллельной декомпозиции на пространственные фильтры.

Шаг 4. Повышение контрастности. Для повышения контрастности снимков, содержащих полутоновые изображения, например, в виде пятен белого равномерного тона был использован алгоритм на основе многокомпонентного бета-распределения яркости изображения [Буланова et al., 2022]. Данный алгоритм помогает визуально улучшить детекцию микро-рельефа археологического объекта, его мелких деталей и текстуры, что позволит улучшить качество получаемых моделей обучения.

Шаг 5. Нормализация размера снимка. Так как на вход ResNet должны поступать только квадратные изображения, то вначале исходные снимки разрезаются на части в виде квадратов определенного размера с левого верхнего угла, при этом может сложиться ситуация, когда остаются области снизу и справа, которые не соответствуют квадрату. В этом случае производится сравнение размера снимка с порогом, если размер части снимка по ширине или высоте меньше этого порога, то он исключается из рассмотрения, в противном случае к нему добавляется некоторое количество темных пикселей по краю изображения.

Шаг 6. Нормализация входных данных. Исходные снимки сохраняются в различных форматах изображений, при этом значение каждого пикселя в отдельном канале расположено в диапазоне от 0 до 65535. Для повышения производительности алгоритма машинного обучения на основе сети ResNet в работе используется нормализация значений в диапазоне $[0,1]$.

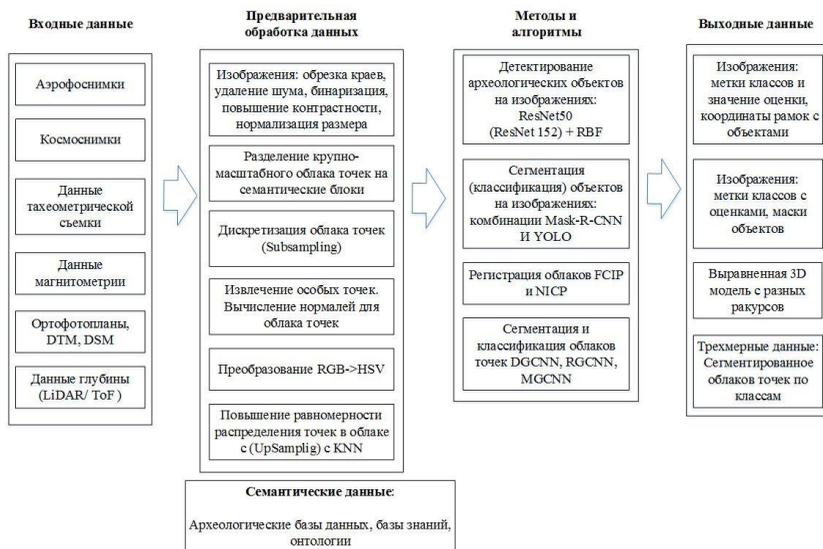


Рис. 2. Архитектура системы исследования археологических памятников

Для обнаружения, классификации и сегментации объектов на трехмерных DTM в форме облака точек используют множество методов, которые можно разделить на не прямые и прямые методы. Первая группа MVCNN [Su, 2015] и VoxNet [Maturana, 2015] методов использует последовательность двумерных изображений облака точек, полученных с разных углов обзора, которая обрабатывается CNN, далее ее выход в виде попиксельной семантической разметки проецируется обратно в трехмерное пространство. Основной недостаток методов данной группы связан с тем, такие сети позволяют хорошо обрабатывать только простые полигональные модели. Вторая группа методов PointNet [Charles et al., 2017], DGCNN [Wang et al., 2018], RGCNN [Te et al., 2018] использует множественные операции свертки на динамических графах, позволяет хорошо обрабатывать локальные и глобальные особенности анализируемых объектов. Данные методы имеют два недостатка, один из которых связан с зависимостью от способа получения облака точек, а другой связан с ограничением размерности анализируемого облака точек и формой анализируемых объектов – перечисленные ранее методы показывают высокую точность для объектов выпуклой формы. Вместе с тем в археологии, при дешифрировании трехмерных моделей DTM и ортофотопланов приходится иметь дело с облаками точек, которые были получены в результате реконструкции 3D модели с разных ракурсов [Вохминцев и др., 2020а], а

сами модели имеют большую размерность и содержат много плоских объектов, таких как погребальные культовые комплексы, могильники, жилища и более мелкие их детали, например, ограды и дорожки. Для преодоления этих недостатков нами разработана архитектура MGCNN (Multimodal Graph CNN, рис. 3) на основе DGCNN и RGCNN, которая в настоящее время проходит апробацию на различных коллекциях данных, получены результаты с преимуществом данной сети над известными сетями на основе GCNN для коллекции данных ModelNet 40 и 3D коллекции на основе тахеометрической съемки археологических памятников Челябинской области. Для повышения качества работа сети MGCNN используется предварительная обработка облаков точек.

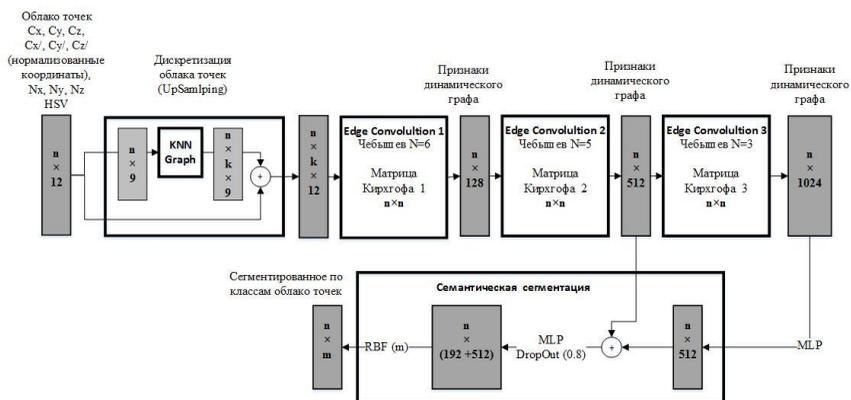


Рис. 3 Архитектура сверточной нейронной сети MGCNN

Шаг 1. Трехмерная DTM модель в автоматизированном режиме разделяется на семантические блоки, связанные с конкретным археологическим объектом или группой объектов.

Шаг 2. Дискретизация облаков точек (Down Sampling). Данные полученные с датчиков глубины (LiDAR или ToF) часто представляют из себя плотные облака точек, которые содержат избыточную информацию об объектах, в работе проводится дискретизация с шагом 0.01.

Шаг 3. Извлечение особых точек, вычислений нормалей в облаке. На основе полученных данных происходит формирование мультимодального вектора признаков, состоящего их координат объектов и их нормализованных координат, нормалей и данных о цвете точки в облаке. Дополнительно осуществляется преобразование каналов RGB в каналы HSV, так как последние являются независимыми в отличие от RGB.

Шаг 4. Повышение равномерности распределения в облаке точек (UpSampling) на основе метода kNN ($k=5$) позволяет детализировать локальную окрестность вокруг особых точек за счет увеличения количества информации об этой окрестности, что позволяет добиться лучшего качества сегментации трехмерного облака точек.

Перечисленные в разделе 1.1. источники данных использованы в качестве коллекции данных для обучения различных методов машинного обучения на основе CNN при обнаружении и классификации археологических объектов на 2D и 3D моделях. В дальнейшем планируется расширить обучающую выборку с археологическими объектами в 5-6 раз с помощью геометрических преобразований и методов предобучения сверточных нейронных сетей Mask R-CNN.

1.3. Компьютерное моделирование

В данном разделе представлены и обсуждены результаты компьютерного моделирования. Оценим точность и сходимость предложенного метода детектирования на примере аннотированной коллекции данных об археологических памятниках бронзового века в Челябинской области. Для тестов применялся компьютер на базе Intel Core i7 с графическим процессором, обучение проводилось в течении 10 эпох, размер обучающей выборки составил – 274 кадра, тестовой выборки – 35 кадров.



Рис. 4 Результаты детектирования объектов при помощи Res Net 50 + RBF

На рис. 4 представлены результаты детектирования археологических объектов грунтовых курганов (К-1) и укрепленных поселений (П-1) в районе. п. Левобереженое. Из табл. 2. видно, что предложенный метод классификации археологических объектов позволяет хорошо детектировать на изображении укрепленные поселения (класс П1), каменные курганы раннего железного века или средневековья (класс К4), в то время как

грунтовые курганы (К1) идентифицируется с низким качеством, при их классификации возникает много ошибок первого и второго рода – искомый объект ложно классифицируется с фоном и наоборот в следствие неоднозначных признаков дешифрирования (табл. 1.) и наличия шумов различной природы на изображениях. Проведенные эксперименты показали, что архитектура ResNet 152 не имеет преимуществ по сравнению с ResNet 50, а использование радиально-базисной сети RBF в качестве метрического классификатора в связке с ResNet 50 позволяет улучшить точность классификации. На рис. 5 представлены оценки качества детектирования объектов на основе комбинации Res Net 50 + RBF в зависимости от числа эпох.

Таблица 2

Точность классификации с метриками F1 и IoU

Название сети	Класс объекта (метрика)					
	П-1 (F1)	П-1 (IoU)	К-1 (F1)	К-1 (IoU)	К-4 (F1)	К-4 (IoU)
ResNet 50	0.74	0.71	0.38	0.42	0.63	0.59
ResNet 152	0.73	0.69	0.39	0.42	0.61	0.58
ResNet-50 + RBF	0.83	0.76	0.44	0.47	0.76	0.74
ResNet-152 +RBF	0.78	0.74	0.43	0.42	0.75	0.73

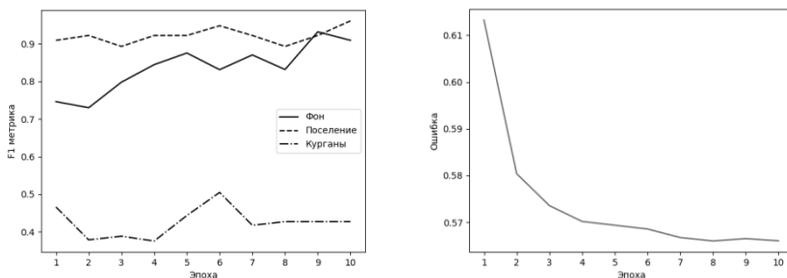


Рисунок 5 Качество метода детектирования: (а) точность метода по метрике F1 по группам классов для валидационной выборки, (б) оценка сходимости алгоритма

Заключение

В работе предложена методология для исследования археологических объектов на основе методов машинного обучения, методов геофизики и картографирования. Для детекции и классификации данных предложены

модифицированные архитектуры CNN: для 2D данных на основе ResNet, для 3D данных на основе GCNN. Были представлены алгоритмы для предварительной обработки двумерных и трехмерных данных, которые позволяют повысить качество работы CNN. В работе выделены классы археологических объектов бронзового века и признаки их дешифрирования, на основе которых создана обучающая выборка данных. Для аэрофотоснимков и космоснимков было проведено компьютерное моделирование с использованием известных архитектур остаточных сетей ResNet 50 и ResNet 152 и разных вариантов реализации полносвязного слоя, полученные результаты были обсуждены и обозначены преимущества предлагаемой архитектуры сети на базе ResNet 50 + RBF.

Список литературы

- [Буланова и др., 2022] Буланова Ю.А., Самандаров И.Р., Душатов Н.Т., Миратов З.М. Исследования методов повышения контраста мкм снимков // *Oriental Renaissance: Innovative, educational, natural and social sciences*. – 2022. – № 2 (10).
- [Вохминцев и др., 2020а] Вохминцев А.В., Мельников А.В. Метод навигации и составления карты в трехмерном пространстве на основе комбинированного решения вариационной подзадачи точка–точка *icp* для аффинных преобразований // *Информатика и ее применения*. – 2020. – Т. 14. – Вып. 1. – С. 101-112.
- [Зданович и др., 2003] Зданович Г.Б., Батанина И.М., Левит Н.В., Батанин С.А. Степь-лесостепь. Кизильский район // *Археологический атлас Челябинской области*. Вып. 1. – Челябинск: Южно-Уральское книжное изд-во, 2003.
- [Носкевич и др., 2003] Носкевич В.В., Федорова Н.В., Петров Ф.Н., Батанина Н.С. Реконструкция плана поселения эпохи бронзы Левобережное (Южный Урал, Россия) // *Волжская Археология*. – 2021. – № 3.
- [Charles et al., 2017] Charles R.Q., Su H., Kaichun M., Guibas L.J. PointNet: Deep Learning on Point Sets for 3D Classification and Segmentation // *Proc. of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), USA, 2017*.
- [Dalal et al., 2005] Dalal N., Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // *Computer Vision and Pattern Recognition*. – 2005. – No. 1.
- [Duda et al., 2000] Duda R.O., Hart P.E., Stork D.G., *Pattern Classification*. – 2nd ed. Wiley— Interscience, 2000.
- [He et al., 2016] He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), USA, 2016*.
- [Komarichev et al., 2019] Komarichev A., Zhong Z. A-CNN: Annularly Convolutional Neural Networks on Point Clouds [Электронный ресурс] // *Электрон. жур.* – 2019. – <http://arxiv.org/abs/1904.08017> (дата обращения: 01.04.2023).
- [Kumar et al., 2005] Kumar B.V.-K.V., Mahalanobis A., Juday R.D. *Correlation pattern recognition*. – UK: Cambridge Univ Press, 2005.
- [Lambers et al., 2019] Lambers K., Verschoof-van der Vaart W.V., Bourgeois Q.P.G. Integrating Remote Sensing, Machine Learning, and Citizen Science in Dutch Archaeological Prospection // *Remote Sensing*. – 2019. – No. 11 (7).

СОДЕРЖАНИЕ

ПЛЕНАРНЫЕ ДОКЛАДЫ

Н.М. Боргест ОНТОЛОГИЯ ПРОЕКТИРОВАНИЯ: ГЕНЕЗИС И РАЗВИТИЕ	6
В.И. Городецкий ОТ ИНЖЕНЕРИИ ЗНАНИЙ К НАУКЕ О ЗНАНИЯХ	14
В.К. Финн АППАРАТ ПОНЯТИЙ ДСМ-МЕТОДА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ПОДДЕРЖКИ ИССЛЕДОВАНИЙ	30
Секция 1. ИНЖЕНЕРИЯ ЗНАНИЙ	
Н.К. Андриевская, Т.А. Васяева, Т.В. Маргынченко РАЗРАБОТКА ОНТОЛОГИИ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ НАУЧНО-ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ОРГАНИЗАЦИИ	33
О.М. Атаева, С.А. Серебряков, Н.П. Тучкова СОЗДАНИЕ ГРАФА ЗНАНИЙ НА ОСНОВЕ ОНТОЛОГИИ СЕМАНТИЧЕСКОЙ БИБЛИОТЕКИ	46
Т.А. Гаврилова, А.В. Кузнецова, И.А. Лещева К ВОПРОСУ О РАЗРАБОТКЕ ОНТОЛОГИЙ НАУЧНОЙ И УЧЕБНОЙ РАБОТЫ.....	60
Ю.Е. Гапанюк ОПИСАНИЕ БАЗОВЫХ ЭЛЕМЕНТОВ МЕТАГРАФОВОЙ МОДЕЛИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГРАНУЛЯРНО-ПРОТОГРАФОВОГО ПОДХОДА	68
А.Р. Гатиатуллин, Н.А. Прокопьев, Д.Ш. Сулейманов ЛИНГВИСТИЧЕСКИЕ ГРАФЫ ЗНАНИЙ ПОРТАЛА «ТЮРКСКАЯ МОРФЕМА»	81
В.В. Грибова, Е.А. Шалфеева ОНТОЛОГИЧЕСКИЕ ПАТТЕРНЫ ЗНАНИЙ ПО ДИАГНОСТИКЕ ПРОЦЕССОВ.....	93
Д.В. Демидов ЯЗЫК ЗАПРОСОВ К РАСШИРЕННЫМ СЕМАНТИЧЕСКИМ СЕТЯМ...	101
Л.В. Массель, А.Г. Массель ИНЖЕНЕРИЯ ЗНАНИЙ В ИССЛЕДОВАНИЯХ УСТОЙЧИВОСТИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ И ЭКОЛОГИЧЕСКИХ СИСТЕМ.....	113

А.Е. Мисник, В.В. Борисов ОБЪЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННЫЙ ОНТОЛОГИЧЕСКИЙ ИНЖИНИРИНГ НА ОСНОВЕ МЕТА-АССОЦИАТИВНЫХ ГРАФОВ.....	123
Ф.М. Москаленко РЕАЛИЗАЦИЯ ЗАПРОСОВ К ИЕРАРХИЧЕСКИМ ГРАФОВЫМ БАЗАМ ЗНАНИЙ И ДАННЫХ НА ПЛАТФОРМЕ IASRAAS	134
А.М. Наместников ГЕНЕРАЦИЯ СОБЫТИЙНЫХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ОНТОЛОГИЧЕСКОГО ПОДХОДА	146
А.С. Федулов, А.И. Лазарев ОРГАНИЗАЦИЯ БЕЗОПАСНОЙ МАРШРУТИЗАЦИИ ДАННЫХ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ КОМПЛЕКСАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ОНТОЛОГИЧЕСКИХ И ГЛУБОКИХ МОДЕЛЕЙ	157
Секция 2. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ	
С.М. Гусакова, М.А. Михеенкова О ФОРМИРОВАНИИ ЭМПИРИЧЕСКИХ ТЕОРИЙ В ПЛОХО ФОРМАЛИЗОВАННЫХ ОБЛАСТЯХ	169
М.И. Забейло К ПРОБЛЕМЕ ОБЪЯСНЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ	180
М.И. Забейло, М.А. Михеенкова, В.К. Финн О НЕКОТОРЫХ АКТУАЛЬНЫХ МИФАХ СОВРЕМЕННОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА	190
Н.А. Назаров, В.О. Толчеев ИССЛЕДОВАНИЕ ВЫБОРОК WOS С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОСЕТЕВЫХ КЛАССИФИКАТОРОВ	201
Е.А. Сидорова, Ю.А. Загоруйко, И.С. Кононенко, А.С. Серый П.М. Чагина ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ ДАТАСЕТА ДЛЯ ЗАДАЧИ ИЗВЛЕЧЕНИЯ АРГУМЕНТАТИВНЫХ ОТНОШЕНИЙ.....	211
С.Д. Харитонов, Д.Г. Буханов ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ГЕНЕРАЦИИ ОСМЫСЛЕННОГО СТИХОТВОРНОГО ТЕКСТА	223

Секция 3. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ АГЕНТЫ, РОБОТЫ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ, КОМПЬЮТЕРНОЕ ЗРЕНИЕ

В.И. Бобков, О.В. Булыгина ОПТИМИЗАЦИЯ ТЕМПЕРАТУРНОГО РЕЖИМА ОБЖИГА ФОСФОРИТОВЫХ ОКАТЫШЕЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КОЭВОЛЮЦИОННОГО АЛГОРИТМА ПЧЕЛИНЫХ КОЛОНИЙ	234
И.П. Карпова К ВОПРОСУ ОБ ОРИЕНТАЦИИ РОБОТОВ НА ОСНОВЕ ВИЗУАЛЬНЫХ ОРИЕНТИРОВ И КОМПАСА	242
Д.В. Котов, О.Б. Лебедев, Д.Д. Фугаров ДИНАМИЧЕСКОЕ ФОРМИРОВАНИЕ МАРШРУТА ПЕРЕМЕЩЕНИЯ РОБОТА В НЕДЕТЕРМИНИРОВАННЫХ СРЕДАХ С ОБХОДОМ СТАЦИОНАРНЫХ И НЕСТАЦИОНАРНЫХ ПРЕПЯТСТВИЙ.....	254
А.К. Латышев, А.И. Панов ФОРМИРОВАНИЕ УМЕНИЙ АГЕНТА ПО ПРИНЦИПУ ДОСТИЖИМОСТИ В ОБУЧЕНИИ С ПОДКРЕПЛЕНИЕМ.....	264
М.В. Макаров, И.А. Семенов, Н.С. Пиджакова СИНТЕЗ ЭВРИСТИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ В РАМКАХ АДАПТИВНОГО УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ В ДИНАМИЧЕСКОЙ СРЕДЕ	275
Ю.Ф. Тельнов, В.А. Казаков, А.В. Данилов МНОГОАГЕНТНАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОРГАНИЗАЦИИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ И БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ ЦИФРОВЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ.....	282
О.И. Федяев, И.А. Коломойцева АВТОМАТИЧЕСКАЯ РЕГИСТРАЦИЯ ПРИСУТСТВИЯ СТУДЕНТОВ НА УЧЕБНОМ ЗАНЯТИИ С ПОМОЩЬЮ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ	294
И.А. Фролов МЕТОД СЦЕНАРНО-ИНФОРМАЦИОННОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО УПРАВЛЕНИЯ АДАПТИВНОЙ ПОДГОТОВКОЙ ГРУПП СПЕЦИАЛИСТОВ	304

Секция 4. МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ, НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ

Huiyao Dong, Igor Kotenko ENHANCING IOT SECURITY THROUGH CONVOLUTIONAL VARIATIONAL AUTOENCODERS AND RESAMPLING TECHNIQUES WITH GAN.....	316
М.С. Башлыков, П.Р. Варшавский, С.В. Гужов, А.А. Сесин РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДУЛЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СПРОСА НА ЭНЕРГОПОТРЕБЛЕНИЕ ОБЪЕКТАМИ МАССОВОГО СТРОИТЕЛЬСТВА.....	329
Д.В. Виноградов НЕПОЛИНОМИАЛЬНОСТЬ ЧИСЛА СХОДСТВ ДЛЯ СЛУЧАЙНЫХ ОБУЧАЮЩИХ ВЫБОРОК.....	337
А.В. Вохминцев, А.В. Мельников, М.А. Романов, А.В. Шицелов СИСТЕМА ДИСТАНЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ АРХЕОЛОГИЧЕСКИХ ПАМЯТНИКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ	344
М.И. Дли, А.Ю. Пучков ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ МОДЕЛЬ КОМПЛЕКСНОЙ ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ПЕРЕРАБОТКИ РУДНЫХ ОТХОДОВ	356
И.В. Котенко, И.Б. Саенко, О.С. Лаута, Н.А. Васильев, В.Е. Садовников ПОДХОД К ОБНАРУЖЕНИЮ АТАК НА СИСТЕМЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГЕНЕРАТИВНО- СОСТЯЗАТЕЛЬНОЙ СЕТИ	366
А.А. Харламов, М.А. Пильгун КОГНИТИВНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ В ИСКУССТВЕННОМ ИНТЕЛЛЕКТЕ: НЕЙРОСЕТЕВОЙ И ГЕНЕРАТИВНЫЙ ИНСТРУМЕНТАРИЙ.....	377
Abstracts of Plenary Reports	386
Abstracts of Sectional Reports.....	388
АВТОРСКИЙ УКАЗАТЕЛЬ	404

Научное издание

Двадцать первая Национальная конференция
по искусственному интеллекту с международным участием
КИИ-2023
Труды конференции в 2-х томах
Том 1

Подписано в печать 19.09.2023 г.
Формат 60x84¹/₁₆. Тираж 300 экз. Усл. печ. л. 23,8.

Типография ООО «Принт-Экспресс»



ISBN 978-5-91812-231-0