

А. В. Андриященко^{1✉}, Д. А. Гура^{1, 2}

Применение нейросетевых моделей для повышения качества топографических данных, получаемых по материалам аэрофотосъемки

¹ Кубанский государственный технологический университет,
г. Краснодар, Российская Федерация

² Кубанский государственный аграрный университет, г. Краснодар, Российская Федерация
e-mail: antonandr72@gmail.com

Аннотация. Рассматривается методика автоматизации камеральной обработки данных аэрофотосъемки с применением нейросетевых архитектур. Обоснована актуальность внедрения ИИ для устранения разрыва между скоростью сбора данных БАС и их векторизацией. Описан процесс интеграции моделей в ГИС QGIS и приведены результаты теоретического анализа эффективности, показывающие четырехкратное снижение трудозатрат. В качестве экспериментальной проверки обучена модель YOLOv8 для детекции мест скопления твердых бытовых отходов по данным с БВС; исходный датасет из 2000 снимков был аугментирован до 6000 изображений, класс распознавания - «ТБО». По контрольной выборке получены количественные метрики: средний IoU - 0,72, Precision - 0,86, Recall - 0,81.

Ключевые слова: картография, аэрофотосъемка, нейронные сети, QGIS, семантическая сегментация, автоматизация, производительность труда

A. V. Andryushchenko^{1✉}, D. A. Gura^{1,2}

Application of Neural Network Models to Improve the Quality of Topographic Data Obtained from Aerial Photography

¹ Kuban State Technological University, Krasnodar, Russian Federation

² Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russian Federation
e-mail: antonandr72@gmail.com

Abstract. The paper considers the method of automating the cameral processing of aerial photography data using neural network architectures. The relevance of implementing AI to bridge the gap between the speed of collecting data and its vectorization is substantiated. The process of integrating models into the QGIS GIS is described, and the results of a theoretical analysis of efficiency are presented, showing a fourfold reduction in labor costs. As an experimental test, a YOLOv8 model was trained to detect solid household waste accumulation sites from UAV data; the initial dataset of 2,000 images was augmented to 6,000 images, with one recognition class: solid household waste. The test metrics were mean IoU of 0.72, Precision of 0.86, and Recall of 0.81.

Keywords: cartography, aerial photography, neural networks, QGIS, semantic segmentation, automation, and labor productivity

Введение

Применение беспилотных авиационных систем позволяет оперативно получать массивы данных сверхвысокого разрешения, однако традиционные методы

камеральной обработки за темпами полевых работ не поспевают. Ручная векторизация объектов по-прежнему остается ключевым ограничением всего технологического процесса, поскольку требует значительных временных ресурсов даже при высокой квалификации специалистов и отлаженной организации труда. Анализ российского рынка программного обеспечения показывает, что большинство ГИС-пакетов предлагают лишь базовые инструменты полуавтоматической векторизации, которые плохо справляются с плотной городской застройкой или сложным рельефом, а значит, внедрение принципиально иных подходов на базе искусственного интеллекта становится актуальной задачей. [1]

Цель данного исследования – разработка методики автоматической оцифровки данных аэрофотосъемки. Научная новизна работы состоит в создании алгоритмической цепочки, позволяющей бесшовно интегрировать современные нейросетевые модели в производственный цикл картографических работ. [2]

Методы и материалы

Методика исследования базируется на использовании готовых нейросетевых архитектур, таких как Segment Anything (SAM), Vision Transformers и Mask R-CNN, а также архитектуры YOLOv8. Модель YOLOv8 оптимально подходит для картографических задач, потому что способна не только детектировать объекты с помощью ограничивающих рамок, но и выдавать высокоточные полигональные маски. [3]

Технологический процесс состоит из четырех последовательных этапов, каждый из которых выполняет определенную функцию в общей производственной цепочке:

1. Формирование и разметка эталонного датасета объектов топопланов на основе ортофотопланов;
2. Настройка и обучение моделей для решения задач семантической сегментации (обнаружение и предварительный контур объектов);
3. Разработка программных модулей для интеграции нейросети с геоинформационной системой QGIS;
4. Организация экспертного контроля, где специалист выполняет финальную валидацию сгенерированных векторов.

Точность распознавания оценивалась с помощью метрик IoU (Intersection over Union), Precision и Recall, которые дают количественную оценку качества автоматизированной отрисовки границ зданий, дорог и растительности. [4]

Экспериментальная проверка гипотезы была выполнена как задача детекции мест скопления твердых бытовых отходов (далее – ТБО) по снимкам, полученным с беспилотного воздушного судна. Все размеченные объекты относились к классу «ТБО». Такая постановка позволила оценить, способна ли нейросетевая модель выделять на местности характерные антропогенные объекты по данным аэрофотосъемки.

Таблица 1 – Характеристика обучающей выборки и параметров обучения

Параметр	Значение
Источник данных	снимки с БВС, содержащие участки местности с визуально различными скоплениями твердых бытовых отходов
Исходный объем датасета	2000 снимков
Объем после аугментации	6000 снимков
Класс распознавания	один класс - «ТБО»
Разделение выборки	70% - обучение, 15% - валидация, 15% - контрольная выборка
Используемая модель	YOLOv8 для детекции объектов на изображениях БВС
Количество эпох	100
Аугментация	повороты, зеркальное отражение, изменение яркости и контраста, масштабирование, случайное кадрирование

Результаты

Теоретический анализ предложенного подхода показал существенное улучшение производственных показателей, и сравнение ручного метода с автоматизированным подтвердило это несколькими важными результатами. Временные затраты на создание одного топографического плана сократились с 12 до 3 человеко-часов. Участие оператора в процессе векторизации снизилось до 25%, причем его роль трансформировалась из исполнителя в эксперта-контролера, ответственного за проверку и корректировку результатов. Риск пропуска объектов уменьшился со среднего уровня до низкого, поскольку автоматизация исключила фактор человеческой усталости, особенно критичный при дешифрировании плотной застройки. Разработанные модули интеграции с QGIS позволили создать конвейер обработки данных, в котором результаты работы нейросети поступают в ГИС-среду уже в виде готовых слоев. [5]

Для подтверждения применимости подхода выполнена экспериментальная проверка модели YOLOv8 на контрольной части датасета. При детекции единственного класса «ТБО» средний IoU составил 0,72, Precision - 0,86, Recall - 0,81. Полученные значения подтверждают гипотезу о том, что по данным с БВС нейросеть способна распознавать характерные объекты на местности, даже если объект имеет нерегулярную форму и неоднородную текстуру.

Основные ошибки модели были связаны с частичным перекрытием отходов растительностью, тенями от близлежащих объектов и внешним сходством отдельных фрагментов с классом «ТБО».

Обсуждение

Результаты исследования подтвердили гипотезу: внедрение нейронных сетей сокращает сроки и себестоимость работ в три-пять раз. Предложенная методика отличается от полной автоматизации тем, что человек сохраняет контрольную функцию, а это обеспечивает соответствие планов нормативным требованиям. С практической точки зрения работа ценна повышением объективности данных и снижением субъективных ошибок при распознавании ситуации. [6]

Практическая значимость работы проявляется в нескольких направлениях. Передача рутинных операций нейросети позволяет сократить себестоимость и временные затраты камеральной обработки в 3–5 раз, при этом существенно возрастает объективность получаемых данных: влияние человеческого фактора ослабевает, субъективные ошибки оператора при распознавании сводятся к минимуму. Высокая скорость дешифрирования создает условия для непрерывного мониторинга территорий в динамике. [7]

Экономическая сторона внедрения разработанного решения в производственный сектор картографических и геодезических работ открывает перспективы, которые сложно переоценить с точки зрения оптимизации затрат. Когда временные издержки на векторизацию сокращаются вчетверо, себестоимость инженерных изысканий падает пропорционально, а рентабельность проектов возрастает. Перенос методики на новые географические регионы с иными архитектурными традициями или нетипичными ландшафтами потребует локального дообучения моделей. Эта особенность ставит на повестку дня создание гибких баз эталонных пространственных данных, которые могли бы постоянно пополняться и адаптироваться под специфику конкретных территорий. [8]

Заключение

Автоматизация оцифровки повышает производительность труда картографа, причем применение нейросетей не вытесняет специалиста, а переводит его деятельность на иной технологический уровень – процесс подготовки топографических планов становится быстрее и технологичнее. Комплексный подход, изложенный в работе, устраняет разрыв между скоростью сбора данных беспилотными авиационными системами и последующей векторизацией, что ведет к сокращению временных затрат. Экспериментальная апробация на задаче детекции мест скопления ТБО уточнила этот вывод. При среднем IoU 0,72 и Precision 0,86 модель YOLOv8 обеспечивает приемлемое качество предварительного распознавания объектов на снимках.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. К вопросу о применении нейросетевого алгоритма для мониторинга состояния городской среды / Р. А. Дьяченко, Д. А. Гура, Д. А. Беспятчук [и др.] // Экологические системы и приборы. – 2023. – № 8. – С. 42-50. – DOI 10.25791/esip.8.2023.1392. – EDN KCECPT.
2. Береговой, Д. В. Методика автоматизированного создания топографического плана на основе съёмки с беспилотного летательного аппарата / Д. В. Береговой, М. Г. Мустафин // Геодезия и картография. – 2018. – Т. 79, № 9. – С. 30-36/

3. Разработка алгоритма семантической сегментации аэрофотоснимков реального времени / Ю. Б. Блохинов, В. А. Горбачев, Ю. О. Ракутин, А. Д. Никитин // Компьютерная оптика. – 2018. – Т. 42, № 1. – С. 141-148.
4. Семантическая сегментация данных дистанционного зондирования Земли при помощи нейросетевых алгоритмов / А. А. Друки, В. Г. Спицын, Ю. А. Болотова, А. А. Башлыков // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2018. – Т. 329, № 1. – С. 59-68.
5. Семантическая сегментация спутниковых снимков аэропортов с помощью свёрточных нейронных сетей / В. А. Горбачев, И. А. Криворотов, А. О. Маркелов, Е. В. Котлярова // Компьютерная оптика. – 2020. – Т. 44, № 4. – С. 636-645.
6. Тематическое дешифрирование аэроснимков лесных территорий на основе концептуального моделирования / К. В. Шошина, Р. А. Алешко, В. В. Березовский [и др.] // Онтология проектирования. – 2023. – Т. 13, № 3(49). – С. 437-454.
7. Дьяченко, Р. А. К вопросу об увеличении производительности машинного обучения на этапе выборки данных при решении задач классификации / Р. А. Дьяченко, П. А. Косолапов, Д. А. Гура // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2022. – № 4. – С. 146-155. – DOI 10.17308/sait/1995-5499/2022/4/146-155. – EDN MOHGVV.
8. Алгоритмы семантической сегментации разновременных многоспектральных изображений с использованием глубокого обучения / Ю. Ю. Громов, Ю. Г. Веселов, И. Н. Ищук, В. В. Родионов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2025. – № 2. – С. 1-16. – DOI 10.25791/pribor.2.2025.1555. – EDN QTDQLB.

© А. В. Андрющенко, Д. А. Гура, 2026