

В. П. Ступин^{1}, В. И. Кугаевский¹, М. Р. Скоробогатко¹, В. С. Федоров¹*

Методико-технологическое обоснование муниципального картографического мониторинга движения ТКО с применением БПЛА

¹Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск,
Российская Федерация
*e-mail: stupinigu@mail.ru

Аннотация: Обоснована методика обнаружения, определения состава, подсчета площадей и объемов несанкционированных свалок твердых коммунальных отходов в целях их картографирования и мониторинга на муниципальном уровне по данным, полученным с беспилотного летательного аппарата. Описана технология работ по аэрофотосъемке, получению облака точек, построению цифровой модели рельефа и созданию ортофотоплана. Предложен и реализован метод оперативного автоматизированного распознавания и оконтуриванием границ свалок с использованием нейронных сетей. Представлены результаты применения предложенной методики на реальных объектах Иркутской области.

Ключевые слова: мониторинг, аэрофотосъемка, беспилотный летательный аппарат, классификация, машинное обучение

V. P. Stupin^{1}, V. I. Kugaevsky¹, M. R. Skorobogatko¹, V. S. Fedorov¹*

Methodological and technological justification of municipal cartographic monitoring of the movement of SHW using UAV

¹Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russian Federation
*e-mail: stupinigu@mail.ru

Abstract: The methodology for detecting, determining the composition, calculating the areas and volumes of unauthorized landfills of municipal solid waste for the purpose of mapping and monitoring them at the municipal level based on data obtained from an unmanned aerial vehicle is substantiated. The technology of aerial photography, obtaining a point cloud, building a digital terrain model and creating an orthophotoplane is described. A method of operational automated recognition and delineation of landfill boundaries using neural networks is proposed and implemented. The results of the application of the proposed technique on real objects of the Irkutsk region are presented.

Keywords: monitoring, aerial photography, unmanned aerial vehicle, classification, machine learning

Введение

В настоящее время остро стоит проблема загрязненности атмосферного воздуха, природных вод, почвы, растительности и других компонентов окружающей среды. Одним из источников этих проблем являются несанкционированные свалки – наиболее дешевый, но и самый опасный для населения и биосферы вид утилизации твердых коммунальных отходов (ТКО). Состав отходов пред-

ставляет собой бытовой или строительный мусор, органические отходы пищевого и садового происхождения, пластики разного типа, бумагу и картон, стекло, металлы, текстиль и резину отработанные батарейки и ртутные лампы и т.д., которые весьма токсичны и негативно влияют на все компоненты окружающей среды [1].

Поэтому своевременное обнаружение, геопривязка, картографирование и мониторинг незаконных свалок и движения ТКО являются одной из важнейших задач органов управления при решении экологических проблем, а также контроле землепользователей в интересах обеспечения выполнения норм земельного законодательства, особенно на муниципальном уровне

Наиболее эффективным способом решения задач оперативного картографического мониторинга ТКО, дающим наиболее актуальную, полную и точную информацию, является использование данных аэрофотосъемки (АФС) с применением беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) [2, 3] и их обработка с помощью геоинформационных систем (ГИС) [4]. По полученным данным АФС с БПЛА можно установить не только сам факт складирования отходов, но и определить количественные (площади, объемы) и качественные (тип мусора, воздействие на компоненты ландшафта) характеристики свалок. Современные алгоритмы обработки аэрофотоснимков с использованием возможностей современных ГИС обеспечивают надежное обнаружение свалок мусора, высокую точность их классификации, а также позволяет минимизировать финансовые, временные и трудовые затраты.

Организация муниципального картографического мониторинга движения ТКО по данным, полученным с БПЛА, требует методико-технологического обоснования и его экспериментального апробирования по реальным материалам на эталонных участках. В качестве такого эталона была выбрана одна из существующих несанкционированных свалок ТКО на территории одного из муниципальных образований Иркутской области.

Методы и материалы

На исследуемую территорию, общая площадью 5,3 га., была выполнена АФС с использованием БПЛА DJI Phantom 4 PRO v2, который оснащен трехосной внешней 20-мегапиксельной камерой, позволяющая с высоты 100 м получать снимки с пространственным разрешением 2,74 см., а также GNSS-приемником интегрированным с фотокамерой, что позволяет определять координаты снимков в момент фотографирования с сантиметровой точностью.

Перед выполнением съемки с беспилотного летательного аппарата, в соответствии с [5, 6], было определено количество и местоположение опознаков под условием их обязательного расположения по углам участка работ и равномерного расположения внутри через 4–5 базисов фотографирования, а также сформировано полетное задание.

При привязке опорных опознавательных знаков в соответствии с [7] были использованы два (база и ровер) двухчастотных ГНСС приемника TRIMBLE R8S, планово-высотная точность которых составляет в плане 3 мм + 0,1 мм/км, а

по высоте: 3,5 мм + 0,4 мм/км. Координаты опознаков были определены были определены методом RTK с точностью 0,01-0,05 м.

Данные бортового GNSS-приемника были пересчитаны на основе данных ближайшей базовой станции. Среднеквадратические отклонения (СКО) уравнения координат центров проекций снимков по осям X, Y, Z не превысили 1 см. Полученные координаты центров проекций снимков в дальнейшем были сопоставлены с файлами снимков с БПЛА.

Номинальные значения проектируемого и продольного и поперечного перекрытий аэрофотоснимков были выбраны с учетом назначения аэрофото съемки, характера местности и способа съемки контурной части в соответствии с [7,8/6,7] и составили 70 %. В полетном задании была установлена высота полета над точкой взлета, равная 100 м.

Камеральная обработка полученных данных, полученных в результате АФС, была выполнена с использованием фотограмметрической программной системы Agisoft Metashape и заключалась в построении фототриангуляции, построено плотное облако точек и создании цифровой модели рельефа (ЦМР) (рис. 1) и ортофотоплана (ОФП) (рис. 2).

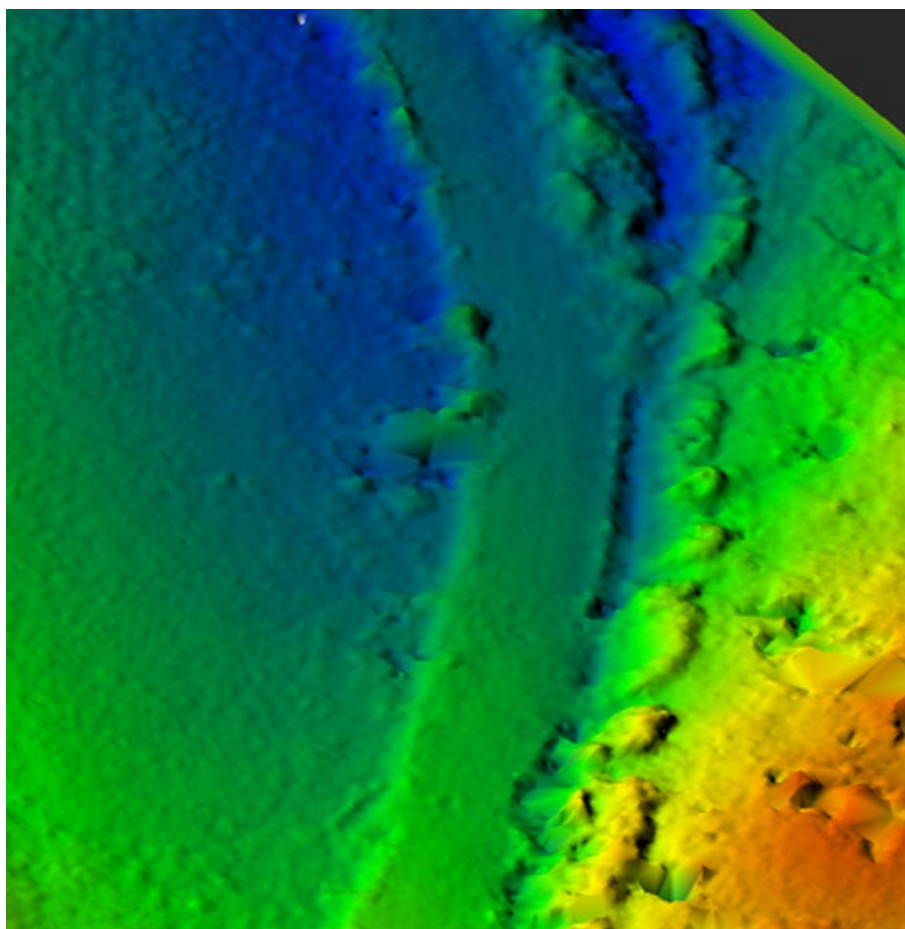


Рис. 1. Фрагмент ЦМР, построенной по данным АФС с БПЛА

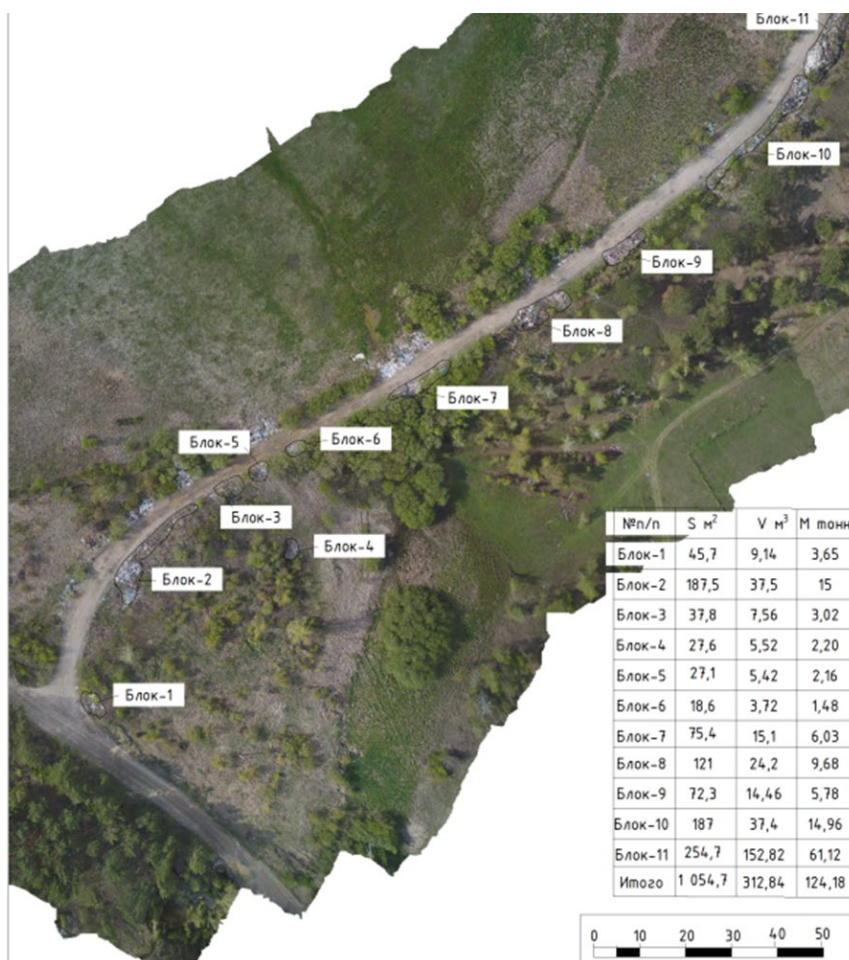


Рис. 2. ОФП полученный по данным АФС

Результаты и обсуждение

По полученному облаку точек и построенной ЦМР были выявлены и векторизованы общий контур несанкционированной свалки и контуры ее отдельных блоков. Далее, в среде AutoCAD Civil 3D были вычислены площади, объемы и массы выявленных блоков исследуемой свалки. Массы блоков определялась как произведение их вычисленных объемов на среднюю плотность ТКО, которая согласно таблице плотности отходов Министерства природных ресурсов РФ и паспортов веществ, принята равной $0,2 \text{ т/м}^3$, с учетом наличия строительного, бытового, бумажного, металлического и др. видов мусора.

Для контроля количественных характеристик блоков ТКО, полученных по данным АФС была выполнена наземная лазерная съемка указанных блоков с помощью сканера RIGEL VZ-1000 с внутренним навигационным приемником GPS. Проверка показала, что точность определения параметров блоков ТКО, полученных по данным АФС с БПЛА практически не отличается от точности определений с помощью лазерного сканера с GPS-приемником (табл.1).

Объемы ТКО

№ Блока	Площадь блока (S), кв.м.		Объем блока (V), куб. м.		Масса (m), тонн	$\Delta(S)$ кв.м.	$\Delta(V)$ куб. м.
	БПЛА	GPS	БПЛА	GPS		БПЛА	GPS
1	45.7	45.9	9.14	9.18	3.65	0.2	-0.04
2	187.5	187.8	37.5	37.56	15	0.3	-0.06
3	37.8	37.5	7.56	7.5	3.02	0.3	0.06
4	27.6	27.9	5.52	5.58	2.20	0.3	-0.06
5	27.1	27.4	5.42	5.48	2.16	0.3	-0.06
6	18.6	18.3	3.72	3.66	1.48	0.3	0.06
7	75.4	75.8	15.1	15.16	6.03	0.4	-0.06
8	121	121,5	24.2	24.3	9.68	0.5	-0.1
9	72.3	72.6	14.46	14.52	5.78	0.3	-0.06
10	187	187.9	37.4	37.58	14.96	0.9	-0.18
11	254.7	254.2	152.82	50.84	61.12	0.5	0.3
Итого	1055	1056.8	312,84	313.04	124.18	2.1	0.2

Рассмотренная технология не является идеальной и нуждается в оптимизации, особенно в части автоматизации ручных камеральных работ, требующих увеличения сроков выполнения и привлечения дополнительных сил.

Оптимизация камеральных работ может быть достигнута через применение искусственных нейронных сетей, специализированных на задачах распознавания и классификации образов. Потенциал этих технологий способствует автоматизации, ускорению и снижению затрат на процессы детекции объектов и их оконтуривания на цифровых ортоизображениях [8–12].

Практическая реализация идеи автоматизированного дешифрирования с использованием нейронных сетей включает выбор архитектуры и модели нейронной сети, подготовку и формирование обучающего набора данных, процесс обучения модели, последующее тестирование и анализ точности и корректности результатов, полученных в ходе обучения.

Формирование обучающего набора данных заключается в аннотировании фрагментов ортоизображений с выделением границ несанкционированных свалок. Нами был использован способ семантических полигонов, позволяющий точнее разметить границы блоков на снимках. Исходя из специфики работы, был использован один класс – «Свалка». В результате было получено 200 изображений. Для расширения этого набора использованы методы поворота, сдвига, изменения контрастности. В итоге, датасет (набор данных для обучения нейронной сети) составил 600 снимков. Такого объема датасета достаточно для исследования возможности применения предложенной технологии в целях оконтуривания свалок. Для практической реализации технологии, необходимократно увеличить объем и репрезентативность обучающей выборки.

Датасет состоял из обучающей, тестовой и валидационной выборок, в пропорции 80 %, 10 % и 10 %, соответственно. Обучающий набор данных необходим для адаптации весов нейронной сети с целью минимизации функции потерь, оценивающей разницу между предсказанными и истинными значениями маски. Тестовая выборка предназначена для оценки эффективности модели нейронной сети на данных, не участвовавших в процессе обучения. Валидационный набор данных используется для мониторинга и корректировки процесса обучения, позволяя оценивать прогресс и эффективность обучения модели после каждой эпохи, чтобы предотвратить ее переобучение [13].

В качестве модели нейронной сети была выбрана модель YOLOv8l-seg предварительно обученная на наборе данных COCO, который обычно используется для сравнительного анализа моделей компьютерного зрения.

Процесс обучения нейронной сети включает в себя итеративное обновление весов как сверточных, так и полносвязанных слоев с целью минимизации функции потерь. Обновление происходит на каждой эпохе обучения. Эпоха определяется как полный цикл, в ходе которого нейронная сеть проходит через весь обучающий набор данных в прямом и обратном

Для повышения эффективности обучения, набор данных был разбит на подмножества (батчи). При проведении исследования обучение проводилось на протяжении 100 эпох с размером батча равным 8, когда на каждом шаге обучения сеть обрабатывала по 8 изображений до обновления своих внутренних весов.

В качестве критерия оценки качества моделей, эффективности и точности обучения нейронной сети использовалась специализированная метрика mAP (Mean Average Precision – усредненная точность по всем классам). В нашем случае mAP совпадает с Average Precision, поскольку использовался только один класс. Метрика mAP зависит от степени пересечения (Intersection over Union - IoU) – отношения площади пересечения между предсказанной и истинной областями к площади их объединения. Порог для mAP установлен равным 0.5, что является стандартом для решения многих задач компьютерного зрения. В результате обучения было достигнуто удовлетворительное значение mAP, равное 0.85 (рис. 3). Это указывает на относительно высокую точность модели в задачах обнаружения и локализации несанкционированных свалок на аэрофотоснимках.

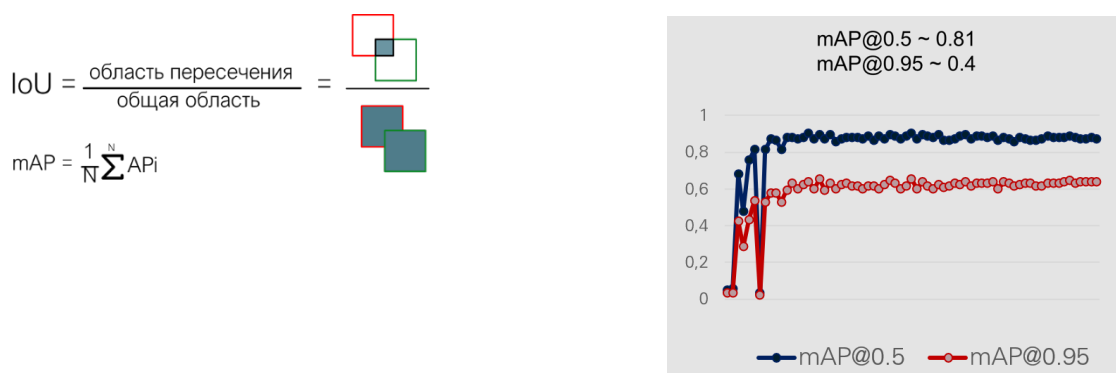


Рис. 3. Оценка точности обучения нейросети

В результате обучения модели нейронной сети YOLOv8l-seg с использованием аннотирования семантическими полигонами большая часть блоков несанкционированных свалок ТКО выделенная на снимках визуалью, была автоматически идентифицирована нейросетью. Даже с учетом ручного редактирования, это ускорило камеральные работы в три раза. Пример выявленного контура свалки в ПО CIVIL3D представлен на рисунке 4.



Рис. 4. Контур блока 5 свалки, выделенный нейросетью после обучения

Заключение

Сбор данных для ведения оперативного мониторинга динамики несанкционированных свалок ТКО на муниципальном уровне выгоднее всего осуществлять с использованием данных АФС с БПЛА.

Определение координат опознаков следует производить с помощью наземного GNSS-оборудования, а определение элементов внешнего ориентирования снимков – с помощью бортовых GNSS- и инерциальных систем.

Создание ЦМР и ОФП эффективнее осуществлять не с использованием классических стереомоделей, а по плотным облакам точек.

Применение сверточных нейронных сетей для задач идентификации и векторизации свалок ТКО позволяет значительно повысить эффективность и скорость выполнения работ, что является ключевым для решения проблем с несанкционированными свалками.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Николаев, Н. В. Влияние несанкционированных свалок на состояние окружающей среды / Н. В. Николаев, Н. С. Самарская // Труды Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2021. – № 2(55). – С. 90-93.
2. Скуднева О.В. Беспилотные летательные аппараты в системе лесного хозяйства России // Лесн. журн. 2014. № 6. С. 150-154. (Изв. высш. учеб. заведений).

3. Сечин А.Ю., Дракин М.А., Киселева А.С. Беспилотный летательный аппарат: применение в целях аэрофотосъемки для картографирования. Ч. 2. Режим доступа: <http://www.racurs.ru> (дата обращения: 10.10.2017).
4. Юшин, В.В. Геоинформационный учет и оценка опасности стихийных несанкционированных свалок [Текст]: / В.В. Юшин, И.О. Кирильчук // Безопасность жизнедеятельности. – 2017. – № 6 (198). – С. 34–42.
5. Инструкция по топографической съемке в масштабах 1:5000, 1:2000, 1:1000 и 1:500 ГКИНП-02-033-82. – М.: Недра, 1982. – 156 с.
6. Национальный стандарт Российской Федерации, Аэрофотосъемка топографическая. Технические требования // М.: Стандартиформ 202 ГОСТ 2020 – 51 с.
7. ГКИНП (ОНТА)-02-262-02 Инструкция по развитию съемочного обоснования и съемке ситуации и рельефа с применением глобальных спутниковых навигационных систем ГЛОНАСС и GPS, М., ЦНИИГАиК, 2002
8. Элешкевич А.Д., Еременко М.С., Сайбель Е.Г., Христолюбов И.А., Чернов А.Г. Применение методов автоматизированного дешифрирования в задачах распознавания зон антропогенного воздействия на нефтегазовых месторождениях // Экспозиция Нефть Газ. 2023. № 7. С. 127–131.
9. Кривогуз Д.О. Анализ изменения землепользования и растительного покрова (LULC) Керченского полуострова с 1990 по 2020 гг. с помощью ДЗЗ и машинного обучения // Экспериментальное ландшафтоведение: теория, методология, практика. 2023. С. 36–37.
10. Багаев И.И. Анализ понятий нейронная сеть и сверточная нейронная сеть, обучение сверточной нейросети при помощи модуля TensorFlow // Математическое и программное обеспечение систем в промышленной и социальной сферах. 2020. Т. 8. № 1. С. 15–22.
11. Кострюкова М.И. Распознавание цветных изображений с использованием рекуррентных нейронных сетей в сравнении со сверточными нейронными сетями // Актуальные проблемы прикладной математики, информатики и механики. Воронеж: Вэлборн, 2022. С. 537–543.
12. Соснин А.С., Сулова И.А. Функции активации нейросети: сигмоида, линейная, ступенчатая, relu, tanh // Наука. Информатизация. Технологии. Образование. Екатеринбург: РГППУ, 2019. С. 237–246.
13. Сычуглов А. Н., Михейчиков В. Н., Чернышов М. В. Применение нейронных сетей для распознавания объектов на железнодорожном транспорте // Известия Петербургского университета путей сообщения. – СПб.: ПГУПС, 2023. – Т. 20. – Вып. 2. – С. 478-491. DOI: 10.20295/1815-588X-2023-2-478-491.

© В. П. Ступин, В. И. Кугаевский, М. Р. Скоробогатько, В. С. Федоров, 2024