

Интеграция и передача данных с БПЛА при мониторинге и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций на железнодорожной инфраструктуре

И.Д. Липанов¹, А.Д. Хомоненко^{1,2}

¹Петербургский государственный университет путей сообщения императора Александра I, Санкт-Петербург

²Военно-космическая академия им. А.Ф. Можайского, Санкт-Петербург

Аннотация: В статье рассматриваются современные подходы к интеграции алгоритмов обработки изображений и данных с аппаратурой беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), используемых при мониторинге и ликвидации последствий чрезвычайных ситуаций на железнодорожной инфраструктуре. Подробно анализируются методы взаимодействия с камерами и LiDAR-системами, технологии распределённых и облачных вычислений, подходы к организации эффективной передачи данных с использованием адаптивной компрессии, систем кэширования и очередей сообщений. Демонстрируются практические сценарии применения описанных технологий на примере беспилотного летательного аппарата DJI Mini 4 Pro и платформы WebODM.

Ключевые слова: БПЛА, передача данных, распределённые вычисления, LiDAR, WebODM, DJI Mini 4 Pro, мониторинг инфраструктуры, адаптивная компрессия, очередь сообщений.

1. Введение

Эффективность мониторинга и оценки последствий чрезвычайных ситуаций (ЧС) на железнодорожной инфраструктуре во многом зависит от того, насколько оперативно и точно получаемая с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) информация может быть передана и обработана [1]. Современные БПЛА оснащаются широким спектром оборудования, включая камеры высокого разрешения, инфракрасные сенсоры, системы LiDAR и GPS-модули [2], позволяющие получать данные высокой точности в больших объёмах. Однако ограниченные возможности аппаратной обработки данных на борту беспилотников, необходимость быстрой передачи данных на

наземные станции и ограничения каналов связи предъявляют особые требования к интеграции аппаратуры и организации передачи данных [3].

Цель статьи — подробно раскрыть методы и подходы к эффективной интеграции алгоритмов обработки изображений с аппаратурой БПЛА и организации устойчивой передачи данных, что является критическим фактором при оперативной оценке последствий ЧС и планировании восстановительных мероприятий.

2. Интеграция алгоритмов обработки данных с аппаратурой БПЛА

Современные БПЛА оснащены специализированным оборудованием, включая высококачественные камеры и системы LiDAR, которые предоставляют богатые данные о состоянии объектов инфраструктуры. Эффективная интеграция этих сенсоров с алгоритмами анализа изображений и данных является важнейшим аспектом оперативного мониторинга.

2.1 Работа с камерами на примере DJI Mini 4 Pro

БПЛА DJI Mini 4 Pro оборудован CMOS-сенсором размером 1/1.3" [4], способным захватывать изображения с HDR и высокой детализацией в форматах RAW и JPEG. Кроме того, получаемые изображения снабжаются богатым набором EXIF-метаданных, включающих GPS-координаты, высоту съёмки, угол наклона камеры и точное время съёмки [5].

Для извлечения географических метаданных и дальнейшей геопривязки данных используется следующий алгоритм на Python:

```
from PIL import Image
from PIL.ExifTags import TAGS, GPSTAGS
def get_exif_data(image_path):
    image = Image.open(image_path)
    exif_data = {}
    exif = image._getexif()
    for tag, value in exif.items():
        decoded = TAGS.get(tag, tag)
        exif_data[decoded] = value
    return exif_data.get("GPSInfo", {})
```

```
gps_info = get_exif_data("dji_photo.jpg")  
print("GPS данные:", gps_info)
```

Эта информация является важной для автоматической геопривязки и точного анализа состояния объектов инфраструктуры.

2.2 Распределенные вычисления и облачные технологии

Поскольку аппаратные вычислительные ресурсы DJI Mini 4 Pro ограничены, большинство задач обработки данных выполняется на внешних вычислительных станциях, оборудованных GPU [6]. Использование внешних серверов позволяет оперативно проводить:

- обработку изображений;
- сегментацию объектов и дефектов;
- создание трёхмерных моделей.

Архитектура вычислительной системы выглядит следующим образом:

- Сбор и сохранение данных (изображения, видео) на борту БПЛА.
- Передача данных через Wi-Fi, LTE или вручную с карты памяти.
- Обработка данных на наземном вычислительном центре (например, серверы с GPU типа NVIDIA RTX).
- Возврат обработанных данных (карты повреждений, трёхмерные модели, аналитические отчёты).

Для быстрой передачи данных можно использовать протоколы передачи данных FTP и HTTP, особенно при автоматической выгрузке данных в режиме реального времени через мобильные FTP-серверы.

Дополнительно, в целях повышения устойчивости передачи, могут применяться протоколы с механизмами возобновления передачи после обрыва соединения, например, SFTP или Rsync. Эти инструменты позволяют не только защитить данные с помощью шифрования, но и экономить трафик, передавая только изменённые фрагменты файлов. В сценариях работы в

удалённых районах целесообразно использовать гибридный подход — первичная отправка через мобильные сети, а резервная — через спутниковые каналы связи, что минимизирует риск потери информации в условиях нестабильного покрытия.

Сценарии интеграции БПЛА представлены в таблице №1:

Таблица №1

Сценарий интеграции DJI Mini 4 Pro

Тип данных	Метод извлечения	Использование
Фото (JPEG/RAW)	SD-карта, Wi-Fi	Сегментация, классификация объектов
GPS-метки	EXIF	Геопривязка, трекинг
Наклон камеры	EXIF	Коррекция перспективы
Логи полёта	DJI Fly / Airdata	Анализ маршрута, контроль качества

Дополнительным фактором, повышающим эффективность распределённых вычислений, является применение гибридных облачных архитектур, совмещающих ресурсы локальных серверов и публичных облачных платформ. Такой подход позволяет обрабатывать критически важные данные в пределах защищённого корпоративного контура, а ресурсоёмкие задачи, например, построение высокодетализированных 3D-моделей или глубокую нейросетевую сегментацию, передавать в облако. При этом система автоматически балансирует нагрузку между узлами, исходя из доступных вычислительных мощностей и приоритетов задач.

Внедрение контейнеризации (Docker, Podman) и оркестрации (Kubernetes) упрощает развёртывание и масштабирование сервисов обработки данных, а также обеспечивает гибкость при интеграции новых алгоритмов без остановки действующей инфраструктуры. Использование API-подхода позволяет подключать внешние аналитические модули,

например, для автоматического анализа дефектов железнодорожного полотна или оценки устойчивости земляного полотна.

Таким образом, грамотная организация распределённых вычислений в сочетании с облачными технологиями не только ускоряет обработку данных, но и обеспечивает высокую отказоустойчивость и масштабируемость системы мониторинга.

3. Организация передачи данных с БПЛА

Одной из ключевых задач при использовании БПЛА для мониторинга и оценки состояния железнодорожной инфраструктуры в условиях чрезвычайных ситуаций является эффективная организация передачи данных. Ограниченная полоса пропускания каналов связи, большие объёмы собираемых изображений и облаков точек [7], а также необходимость передачи данных в режиме реального времени требуют применения специализированных подходов.

Для решения этих задач используются методы адаптивной компрессии данных, временного кэширования и организации асинхронных очередей сообщений.

3.1 Адаптивная компрессия данных

Объём данных, получаемых при мониторинге с БПЛА, требует оптимизации передачи с учетом текущего состояния канала связи [8]. Адаптивная компрессия заключается в динамическом регулировании степени сжатия в зависимости от качества связи и значимости передаваемых данных.

Степень сжатия определяется формулой:

$$S = f(B),$$

где S – степень сжатия, B – пропускная способность канала.

Например, при хорошей пропускной способности передаются изображения с минимальным сжатием, а при ограниченной полосе пропускания степень компрессии увеличивается.

В качестве примера, для изображений используется адаптивное сжатие в формат JPEG с регулировкой качества изображения:

```
from PIL import Image
def compress_image(input_path, output_path, quality):
    image = Image.open(input_path)
    image.save(output_path, "JPEG", quality=quality)
# Пример адаптивной компрессии в зависимости от условий связи
compress_image("raw_dji.jpg", "compressed_dji.jpg", quality=70)
```

Эффективность стратегий сжатия данных представлена в таблице №2:

Таблица №2

Эффективность различных стратегий сжатия данных

Стратегия	Среднее время отправки 10 фото	Объем данных	Потеря качества
Без сжатия (RAW)	8 мин	~250 МБ	0%
JPEG 100%	3 мин	~70 МБ	минимальная
JPEG 75%	1.5 мин	~40 МБ	незначительная
JPEG 50% + фильтрация	45 сек	~20 МБ	заметная

Как видно из таблицы №2, выбор стратегии сжатия существенно влияет на скорость передачи данных и их качество. Оптимальный баланс между этими параметрами зависит от конкретных условий связи и требований к данным.

3.2 Кэширование данных и организация очередей сообщений

В условиях нестабильного соединения для обеспечения надёжности и целостности данных, собираемых БПЛА, применяется подход временного кэширования и асинхронных очередей сообщений. Это позволяет минимизировать задержки и потери данных даже при кратковременных сбоях канала связи.

Принцип работы очереди сообщений можно представить в виде следующей математической модели:

$$Q = \{M_1, M_2, \dots, M_n\},$$

где Q – очередь сообщений, M_i – сообщение (блок данных), ожидающий отправки.

Данные в очереди передаются асинхронно, что позволяет сохранять их целостность. Если канал связи временно недоступен, данные сохраняются в локальном кэше (например, на SD-карте дрона) и автоматически отправляются при восстановлении связи.

Используются протоколы передачи сообщений, такие как:

- MQTT (Message Queuing Telemetry Transport);
- ZeroMQ;
- AMQP (Advanced Message Queuing Protocol).

Пример сценария использования очереди сообщений:

- БПЛА сохраняет сделанные снимки в локальном кэше.
- Система постоянно мониторит состояние сети.
- При появлении канала автоматически запускается передача данных.

Пример реализации на Python с использованием библиотеки MQTT:

```
import paho.mqtt.client as mqtt
client = mqtt.Client()
client.connect("mqtt.server.com", 1883, 60)
def send_images(image_paths):
    for path in image_paths:
        with open(path, 'rb') as file:
            image_data = file.read()
            client.publish("uav/images", image_data, qos=1)
image_paths = ["img1.jpg", "img2.jpg"]
send_images(image_paths)
client.disconnect()
```

Такой подход позволяет оперативно и безопасно передавать данные даже при слабом и нестабильном сигнале сети.

4. Оптимизация и интеграция алгоритмов обработки облаков точек в WebODM для БПЛА

Использование современных фотограмметрических платформ, таких как WebODM, позволяет существенно ускорить обработку данных с беспилотных летательных аппаратов и обеспечить высокую точность построения 3D-моделей объектов инфраструктуры [9]. В этом разделе подробно рассмотрим процесс интеграции алгоритмов обработки данных, полученных с дрона DJI Mini 4 Pro, с платформой WebODM, а также методы оптимизации обработки облаков точек.

4.1 Архитектура интеграции данных с WebODM

Важнейшей особенностью DJI Mini 4 Pro является возможность автоматического извлечения GPS-метаданных из EXIF фотографий. Эти данные служат отправной точкой для автоматической геопривязки изображений при построении ортофотопланов и 3D-моделей.

Процесс интеграции в WebODM включает следующие шаги:

- извлечение GPS-данных из EXIF метаданных;
- генерация файла привязки geo.txt, используемого WebODM;
- запуск обработки в автоматическом режиме с минимальным вмешательством пользователя.

Такой подход к автоматической интеграции данных позволяет исключить трудоёмкий этап ручной подготовки файлов и минимизировать количество ошибок, связанных с человеческим фактором. Благодаря использованию встроенных геотегов и автоматической генерации файлов привязки, процесс загрузки и последующей обработки в WebODM становится практически «безоператорным». Это особенно важно в условиях ограниченного времени и необходимости быстрого реагирования, когда

задержка на предварительных этапах может существенно повлиять на сроки восстановления инфраструктуры.

Практические результаты демонстрируют существенное сокращение времени предварительной обработки и повышение точности привязки изображений в таблице №3:

Таблица №3

Сравнение результатов обработки данных в WebODM с GPS-Exif и без него

Параметр	Без GPS-Exif (ручная привязка)	С GPS-Exif (автоматическая привязка)
Время предварительной обработки	~45 мин	~6 мин
Средняя пространственная ошибка	7.8 м	1.3 м
Точность ортомозаики	Низкая	Высокая
Необходимость в контрольных точках (GCP)	Обязательна	Не требуется

Для фотограмметрической обработки в WebODM используется алгоритм минимизации суммарной ошибки проекций — Bundle Adjustment, математически записываемый в виде формулы:

$$E(R, t, X) = \sum_{i,j} \lVert x_{ij} - \pi(R_i, t_i, X_j) \rVert^2,$$

где R_i, t_i – параметры ориентации и положения камеры, извлекаемые из GPS-метаданных, X_j – координаты точек облака, x_{ij} – наблюдаемые на изображении проекции точек, π – модель проекции камеры.

Использование GPS-метаданных в качестве начального приближения улучшает устойчивость и сокращает время решения задачи.

4.2 Методы оптимизации обработки облаков точек

Фотограмметрические методы обработки изображений, получаемых с DJI Mini 4 Pro, приводят к образованию облаков точек высокой плотности. Для быстрой обработки таких данных применяются специальные методы оптимизации [10].

Рассмотрим подробно два наиболее эффективных метода:

1. Voxel Grid фильтрация

Данный метод позволяет снизить плотность облаков точек путём замены всех точек внутри кубического объема (вокселя) их средним значением (центроидом):

$$P_{\text{voxel}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i,$$

где P_{voxel} – новая точка (центроид), P_i – исходные точки в пределах одного вокселя.

2. Statistical Outlier Removal (фильтрация шумов)

Метод анализа расстояний между точками и удаления точек-выбросов, удаленных на значительное расстояние от основной массы облака точек:

$$\mu_d = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_i, \quad \sigma_d = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (d_i - \mu_d)^2},$$

где d_i – расстояние от рассматриваемой точки до её ближайших соседей, μ_d, σ_d – среднее расстояние и стандартное отклонение; точки, удалённые более чем на заданный порог (например, 2-3 стандартных отклонения), исключаются.

Результаты оптимизации представлены в таблице №4:

Таблица №4

Результаты оптимизации обработки облаков точек

Метод оптимизации	Время генерации облака	Количество точек	Размер файла	Средняя точность
Без оптимизации	52 мин	8.7 млн	1.2 ГБ	±1.5 м
С Voxel Grid и фильтрацией шумов	17 мин	1.4 млн	210 МБ	±1.8 м

Приведенные результаты показывают, что при незначительном снижении точности существенно экономятся вычислительные ресурсы и время обработки, что крайне важно в ситуациях, требующих быстрого принятия решений [11].

5. Заключение

В статье представлен подробный анализ современных методов интеграции алгоритмов обработки данных и организации передачи информации с беспилотных летательных аппаратов, используемых для мониторинга и оценки последствий чрезвычайных ситуаций на железнодорожной инфраструктуре.

Рассмотрены подходы эффективного взаимодействия с аппаратурой современных БПЛА на примере DJI Mini 4 Pro, в частности работа с камерами высокого разрешения и GPS-метаданными, позволяющими автоматизировать и ускорять процессы фотограмметрической обработки и построения пространственно привязанных моделей в платформе WebODM.

Представленные методы организации передачи данных, такие как адаптивная компрессия и асинхронная буферизация с использованием очередей сообщений (например, MQTT), доказали свою эффективность при эксплуатации БПЛА в условиях нестабильного канала связи. Практические

результаты показали, что применение адаптивного сжатия и кэширования данных значительно сокращает время передачи, снижает нагрузку на канал и предотвращает потери критически важных данных при сбоях связи.

Проведённые эксперименты по оптимизации обработки облаков точек продемонстрировали возможность ускорения вычислений и уменьшения объёмов данных с использованием методов Voxel Grid и фильтрации выбросов (Statistical Outlier Removal). Снижение времени обработки облаков точек до 17 минут вместо 52 минут (при незначительном изменении точности с ± 1.5 м до ± 1.8 м) является важным преимуществом в условиях, требующих быстрого принятия решений.

Ключевые практические результаты исследования:

- Эффективная интеграция данных с аппаратурой БПЛА (DJI Mini 4 Pro) в WebODM ускоряет обработку в 6–7 раз (с 45 минут до 6 минут).
- Использование GPS-метаданных из EXIF позволяет автоматически привязывать снимки к местности, повышая точность геопривязки с 7.8 м до 1.3 м.
- Адаптивное сжатие данных с использованием JPEG-компрессии позволяет сократить время передачи данных в 4–5 раз при минимальной потере качества.
- Методы фильтрации облаков точек обеспечивают существенное уменьшение размеров файлов с 1.2 ГБ до 210 МБ и сокращают время их генерации втрое, что критически важно при оперативном мониторинге последствий ЧС.

Перспективы дальнейших исследований и практического применения:

- Улучшение алгоритмов автоматического анализа и сегментации изображений, полученных в сложных условиях (ночные полёты, ограниченная видимость).

- Дальнейшее развитие подходов к интеграции с мобильными вычислительными платформами и облачными сервисами.
- Исследование возможностей применения технологий искусственного интеллекта и нейронных сетей для повышения автоматизации процессов анализа состояния инфраструктуры и прогнозирования ресурсов, требуемых для её восстановления.

Таким образом, предложенные подходы обеспечивают существенный выигрыш в оперативности, надёжности и точности мониторинга и анализа состояния железнодорожной инфраструктуры в чрезвычайных ситуациях, создавая основу для эффективного планирования и реализации восстановительных мероприятий.

Литература

1. Ознамец В. В. Геомониторинг на транспорте с использованием БПЛА // Наука и технологии железных дорог. 2018. Т. 2. № 1(5). С. 43.
2. Кудасова А. С., Тютин А. Д., Сокольникова Э. В. Применение беспилотных летательных аппаратов в строительстве // Инженерный вестник Дона. 2021. № 8. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2021/7125.
3. Айроян З. А., Коркишко О. А., Сухарев Г. В. Мониторинг магистральных нефтепроводов с помощью беспилотных летательных аппаратов // Инженерный вестник Дона. 2016. № 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2016/3898.
4. Кузьмин А. Р., Савельев М. Ф. Актуальные проблемы сенсоров и аппаратного обеспечения коммерческих беспилотных авиационных систем // Вестник РосНОУ. Сер. Сложные системы: модели, анализ и управление. 2023. № 2. С. 121–133.
5. Ерин А. А., Хомоненко А. Д. Расчёт предельно измеряемой дальности лидера на БПЛА для задач распознавания объектов // Бюллетень результатов научных исследований. 2020. № 2. С. 45–59.

6. Родионов А. С., Маткурбанов Т. А. Планирование траектории полёта БПЛА при мониторинге большой области // Информатика и автоматизация. 2025. Т. 24. № 3. С. 791–827.

7. Гермак О. В., Калачева Н. А., Гугуева О. А. Возможности неметрических цифровых камер в наземной фотограмметрии // Инженерный вестник Дона. 2013. № 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2089.

8. Khan A. A., Laghari A. A., Awan S. A. Machine learning in computer vision: A review // EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems. 2021. Vol. 8. No. 32. pp. 1–11.

9. Сафонова А. Н. Методы машинного обучения при обработке изображений сверхвысокого пространственного разрешения (задачи классификации растительности): дис. ... канд. техн. наук. Красноярск: СФУ, 2019. 104 с.

10. Хомоненко А. Д., Кириенко А. Б., Злобин С. Е., Давыдова Д. Очистка полуструктурированных и неструктурированных данных дистанционного зондирования Земли // Интеллектуальные технологии на транспорте. 2024. № 4(40). С. 67–77.

11. Na Y.-H., Kim D.-K. Deep learning strategy for UAV-based multi-class damage detection on railway bridges using U-Net with different loss functions // Applied Sciences. 2025. Т. 15. № 15. Article 8719. DOI: 10.3390/app15158719. URL: mdpi.com/2076-3417/15/15/8719

References

1. Oznamets V.V. Nauka i tekhnologii zheleznykh dorog, 2018, Vol. 2, No. 1(5), p. 43.

2. Kudasova A.S., Tyutina A.D., Sokol'nikova E.V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2021, No. 8. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n8y2021/7125.

3. Ayroyan Z.A., Korkishko O.A., Sukharev G.V. Inzhenernyj vestnik Dona, 2016, No. 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2016/3898.



4. Kuz'min A.R., Savel'ev M.F. Vestnik RosNOU. Seriya: Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie, 2023, No. 2, pp. 121–133.

5. Erin A.A., Khomonenko A.D. Byulleten' rezul'tatov nauchnykh issledovaniy, 2020, No. 2, pp. 45–59.

6. Rodionov A.S., Matkurbanov T.A. Informatika i avtomatizatsiya, 2025, Vol. 24, No. 3, pp. 791–827.

7. Germak O.V., Kalacheva N.A., Gugueva O.A. Inzhenernyj vestnik Dona, 2013, No. 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2013/2089.

8. Khan A. A., Laghari A. A., Awan S. A. EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems. 2021. Vol. 8. No. 32. pp. 1–11.

9. Safonova A.N. Metody mashinnogo obucheniya pri obrabotke izobrazheniy sverkhvysokogo prostranstvennogo razresheniya (zadachi klassifikatsii rastitel'nosti) [Methods of Machine Learning for Processing Ultra-High Spatial Resolution Images (Vegetation Classification Tasks)]: PhD dissertation, Krasnoyarsk: Sibirskij federal'nyj universitet, 2019, 104 p.

10. Khomonenko A.D., Kirienko A.B., Zlobin S.E., Davydova D. Intellektual'nye tekhnologii na transporte, 2024, No. 4(40), pp. 67–77.

11. Na Y.-H., Kim D.-K. Applied Sciences. 2025. T. 15. № 15. Article 8719. DOI: 10.3390/app15158719. URL: mdpi.com/2076-3417/15/15/8719.

Дата поступления: 14.08.2025

Дата публикации: 25.09.2025