

УДК 004.75

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.51.4.031](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.031)

Исследование эффективности алгоритмов обработки информации при формировании изображений группой мобильных объектов

А.В. Козловский✉, Э.В. Мельник

Южный федеральный университет, Таганрог, Российская Федерация

Резюме. Актуальность исследования обусловлена растущей потребностью в получении изображений высокого разрешения для решения задач в таких областях, как сельское хозяйство, архитектура, транспорт, экологический мониторинг и т. д. Перспективным методом формирования изображений высокого разрешения является метод на основе совмещения фрагментов по ключевым точкам и анализа контуров с использованием опорного изображения низкого разрешения, позволяющий снизить требования к оборудованию. При этом использование группы мобильных объектов позволяет сокращать временные затраты и получать изображения динамичных сцен, что значительно расширяет возможности применения метода. В рамках данного подхода каждый объект получает одну или несколько частей итогового изображения, после чего осуществляется их «сшивка». Однако мобильные объекты зачастую обладают ограниченными вычислительными ресурсами, что существенно сокращает возможности применения подхода. В связи с этим, данная статья направлена на разработку алгоритмов совместной обработки информации группой мобильных объектов при реализации упомянутого выше метода. В работе представлены результаты исследования эффективности указанных алгоритмов как в последовательном режиме на одном мобильном объекте, так и в распределенном режиме с кооперацией группы объектов. Экспериментальные исследования также включали проверку устойчивости параллельной реализации метода к различным видам искажений: шумам, размытию и геометрическим деформациям. Результаты показали, что параллельная реализация метода формирования изображения высокого разрешения на основе совмещения фрагментов по ключевым точкам и анализа контуров с использованием опорного изображения низкого разрешения обеспечивает высокое качество получаемых изображений высокого разрешения, устойчивость к искажениям и значительное сокращение времени обработки в групповом режиме. Материалы статьи представляют практическую ценность для разработчиков систем коллективного картографирования в реальном времени, инспекции протяженных или сложных объектов с помощью групп роботов, а также в задачах фотограмметрии и создания трехмерных моделей местности.

Ключевые слова: обработка информации, формирование изображений, высокое разрешение, мобильные объекты, распределенная обработка, сшивка изображений, шаблон низкого разрешения, ключевые точки, контурный анализ.

Благодарности: Исследование выполнено при поддержке Программы стратегического академического лидерства Южного федерального университета («Приоритет 2030»).

Для цитирования: Козловский А.В., Мельник Э.В. Исследование эффективности алгоритмов обработки информации при формировании изображений группой мобильных объектов. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(4). URL: <https://moitvvt.ru/journal/pdf?id=2059> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.031

Investigation of the effectiveness of information processing algorithms in the formation of images by a group of mobile objects

A.V. Kozlovskiy✉, E.V. Melnik

Southern Federal University, Taganrog, the Russian Federation

Abstract. The relevance of the study is due to the growing need for high-resolution images in fields such as agriculture, architecture, transportation, environmental monitoring, etc. A promising method for generating high-resolution images is based on keypoint matching and contour analysis using a low-resolution reference image, which reduces hardware requirements. At the same time, the use of a group of mobile objects allows you to reduce the time required to obtain images of dynamic scenes, which significantly expands the possibilities of using this method. In this approach, each object receives one or more parts of the final image, which are then "stitched" together. However, mobile objects often have limited computational resources, which significantly reduces the applicability of this approach. Therefore, this article focuses on developing algorithms for the joint processing of information by a group of mobile objects using the aforementioned method. The paper presents the results of a study of the effectiveness of these algorithms, both in a sequential mode on a single mobile object, and in a distributed mode with the cooperation of a group of objects. The experimental studies also included a test of the stability of the parallel implementation of the method to various types of distortion: noise, blur, and geometric deformations. The results showed that the parallel implementation of the method of forming a high-resolution image based on the alignment of fragments by key points and the analysis of contours using a reference low-resolution image provides high-quality high-resolution images, resistance to distortion, and a significant reduction in processing time in a group mode. The article's materials are of practical value for developers of real-time collaborative mapping systems, inspection of long or complex objects using groups of robots, as well as in photogrammetry and 3D terrain modeling tasks.

Keywords: information processing, image generation, high resolution, mobile objects, distributed processing, image stitching, low resolution template, key points, contour analysis.

Acknowledgements: The research was supported by the Strategic Academic Leadership Program of the Southern Federal University ("Priority 2030").

For citation: Kozlovskiy A.V., Melnik E.V. Investigation of the effectiveness of information processing algorithms in the formation of images by a group of mobile objects. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=2059> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.031

Введение

Современные технологии фотограмметрии и компьютерного зрения находят широкое применение в различных сферах деятельности человека, например, мониторинг состояния инфраструктуры, картографирование местности, инспекция промышленных объектов и анализ природных ландшафтов. В большинстве подобных задач требуется формирование изображения высокого разрешения (HR), обеспечивающего возможность детального анализа сцены.

Классические подходы к получению таких изображений предполагают либо использование дорогостоящих камер с высокими оптическими характеристиками, либо объединение множества подкадров, снятых с меньшим разрешением, в единый мозаичный снимок. Первый вариант имеет высокую стоимость и сложность оборудования и часто оказывается технически невозможным. Второй вариант требует сшивки множества подкадров – в свою очередь накладывает высокие требования к

вычислительным ресурсам и каналам передачи данных, особенно если обработка выполняется централизованно [1].

В полевых условиях, например, при применении мобильных объектов, эти ограничения усугубляются малыми доступными энергоресурсами, ограниченной пропускной способностью связи и необходимостью оперативного получения результата [2, 3].

В связи с этим актуальной задачей является разработка метода и комплекса алгоритмов, позволяющих формировать HR изображения с использованием группы мобильных объектов, работающих кооперативно, с минимизацией вычислительных затрат и времени обработки при сохранении высокого качества результата [4, 5].

В ходе работы был проведен сравнительный анализ предложенного способа обработки данных в указанных условиях и ряда нейросетевых подходов к аналогичному решению описанной задачи. В частности, были исследованы на практике такие методы как SwinIR, ESRGAN, EDSR или Real-ESRGAN в схожих условиях и доказаны преимущества предложенного подхода. В качестве метрик для сравнения были выбраны: метрики качества геометрии, фотометрии (SSIM/PSNR), перцептуальные метрики, а также требуемые вычислительные ресурсы и робастность системы. Проведенные эксперименты показали, что риск геометрических искажений, требования к ресурсам для нейросетевых решений выше, чем для предложенного способа обработки информации, методы плохо реализуются на слабых устройствах, а для большинства методов требуются GPU/NPU/нейроускорители для адекватной скорости обработки информации. Кроме того, часто требуется передача больших объемов данных и иногда не удается адекватно объяснить, почему получен тот или иной результат на реальных фотографиях (вследствие «галлюцинаций» нейросетевых методов). Кроме того, система с «интеллектуальным» методом не является предсказуемой или масштабируемой [6, 7], в отличие от представленного решения.

Материалы и методы

В работах [3, 4] предложен метод обработки информации, в котором первоначально создается глобальный опорный шаблон сцены в низком разрешении (LR), который служит общей системой координат для совмещения всех подкадров. Этот шаблон может быть получен либо из первого кадра съемки мобильного объекта, либо путем усреднения серии кадров с одной точки, что повышает устойчивость к шумам. Применение шаблона позволяет избежать накопления ошибки, характерной для пошагового совмещения кадр-кадр.

Далее идет разбиение сцены на области покрытия. Сцена разбивается на зоны с определенным процентом перекрытия (обычно 20–30 %). Перекрытия обеспечивают наличие достаточного числа общих деталей в смежных областях, что критически важно для корректной работы алгоритмов поиска ключевых точек и совмещения.

После этого следует съемка отдельных участков сцены с максимально возможным разрешением на каждом мобильном устройстве, что позволяет в совокупности получить итоговое HR изображение с детализацией, превышающей возможности камер каждого мобильного устройства в отдельности [4, 8].

При необходимости последовательность обработки информации может включать в себя коррекцию геометрических искажений объектива (дисторсий), нормализацию освещенности и контраста, а также подавление шумов. Этот этап необходим для обеспечения однородности данных и повышения устойчивости последующих шагов обработки и включается при наличии свободных вычислительных и энергетических ресурсов мобильных устройств [9].

После получения подкадров на мобильном устройстве следует совмещение по ключевым точкам. На каждом подкадре выделяются устойчивые ключевые точки с помощью детекторов (SIFT, ORB, AKAZE, определяемых в онтологическом порядке), формируются дескрипторы и осуществляется сопоставление с опорным шаблоном. Полученные соответствия используются для вычисления гомографий и привязки подкадров к общей системе координат [10, 11].

Так как даже при корректном совмещении по ключевым точкам в зонах стыков могут сохраняться локальные смещения из-за перспективных искажений или недостаточной плотности ключевых точек. Поэтому дополнительно применяется анализ контуров объектов, позволяющий скорректировать положение фрагментов на стыках [4].

На завершающем этапе выполняется сглаживание швов, цветовая коррекция, удаление артефактов и сохранение результирующего HR изображения в установленном месте и формате.

На основе ранее предложенного метода обработки информации был разработан комплекс алгоритмов [4], который можно применять на практике как в последовательном режиме на одном мобильном объекте, так и в групповом режиме с параллельной обработкой на нескольких устройствах.

Архитектура комплекса включает следующие ключевые компоненты: модуль построения LR шаблона, модуль распределения зон съемки (в групповом режиме), модуль предварительной обработки, модуль выделения и сопоставления ключевых точек, модуль локальной коррекции по контурам и модуль постобработки и слияния данных. Вся алгоритмика системы управляется на основе множества конфигурационных файлов в YAML-формате, в которых задаются параметры выполнения операций, последовательности и доступность этапов обработки информации, а также другие важные опции.

В одиночном режиме все этапы выполняются на одном мобильном устройстве. Групповой режим, согласно предложенному способу, организуется следующим образом: выбирается координатор, распределяются зоны съемки, синхронизируются параметры, выполняется предварительная обработка и выделение ключевых точек, а затем передаются компактные данные (дескрипторы, параметры гомографий) для финального совмещения и постобработки.

Основные преимущества группового режима заключаются в сокращении времени обработки минимум до 40 %, снижении энергопотребления каждого узла и уменьшении объема передаваемых данных.

Другим важным моментом группового режима является устойчивость системы к отказам отдельных вычислительных узлов и каналов связи, так как в режиме одного устройства этот вопрос не актуален. Потеря одного узла не приводит к остановке процесса, так как реализован механизм распределенного резервирования: вычислительные задачи автоматически перераспределяются на оставшиеся узлы, а обмен данными осуществляется по альтернативным маршрутам – это все предусмотрено в разработанном прототипе программного обеспечения. В крайнем случае ближайшее мобильное устройство занимает позицию «выбывшего» (если отсутствуют резервные устройства в группе) и выполняет его работу, просто увеличивая время решения задачи, что и решается в рамках миссии в целом. В настоящее время управление групповым режимом выполняется вручную оператором, поэтому модификация программного обеспечения планируется в будущих исследованиях. В качестве варианта может быть использована мультиагентная организация диспетчера, которая устраняет единую точку отказа и, опираясь на локальную осведомленность мобильных устройств о собственной загрузке, поддерживает динамическую перебалансировку задач в группе устройств [10].

Отдельно уделено внимание временному согласованию процесса обработки информации, то есть синхронности захвата и передачи кадров. Для компенсации возможных задержек используется временная метка подкадра и механизм буферизации, что позволяет синхронизировать входные данные даже при наличии временных рассогласований. Это в большей степени актуально при формировании серий снимков, чем при формировании одного изображения высокого разрешения, где важно геометрическое, а не временное распределение подкадров.

Комплекс алгоритмов может быть описан следующим образом:

1. Инициализация системы – определение режима работы, выбор координатора.
2. Построение опорного LR шаблона.
3. Планирование и распределение зон съемки.
4. Захват подкадров высокого разрешения.
5. Предварительная обработка – коррекция дисторсий, нормализация в зависимости от доступных ресурсов.
6. Совмещение по ключевым точкам.
7. Локальная коррекция по контурам.
8. Постобработка и финальное объединение.
9. Сохранение результата.

Для оценки эффективности предложенного способа был проведен цикл экспериментальных исследований, также основанный на системе конфигураций, с использованием реальных и синтетически искаженных изображений. Были использованы три типа сцен: архитектурные объекты, промышленные сооружения и природные ландшафты. Для моделирования реальных условий вводились шумы, размытие и геометрические деформации.

Оценка проводилась по метрикам SSIM [12], PSNR [13], гистограммному сходству [14], сохранению краевых структур и доле артефактов [15, 16]. В групповом режиме использовалось от 4 до 9 мобильных объектов с перекрытием зон не менее 25 %.

Результаты

Эксперименты проводились итерациями с определенным шагом увеличения параметров искажения. Для каждого типа искажений использовались свои параметры, задаваемые конфигурационными файлами.

Основная цель экспериментов – выяснить пределы устойчивости параллельной реализации метода формирования изображения высокого разрешения с применением двухэтапного процесса совмещения подкадров на основе совмещения ключевых точек и контуров комплексом алгоритмов к различным искажениям, которые могут возникнуть при их практическом применении.

В качестве аппаратно-программной платформы для экспериментов использовался смартфон Samsung Galaxy S24 (ЕМЕА-вариант). Для этой модели в большинстве регионов используется SoC Exynos 2400 (10-ядерный CPU: 1×Cortex-X4, 5×A720, 4×A520; GPU Xclipse 940 на базе RDNA 3; аппаратная поддержка ИИ/NPU). Камерный модуль: основная 50 МП f/1,8, 23 мм, OIS, телекамера 10 МП 3×, OIS, сверхширокая камера 12 МП 120°; фронтальная камера 12 МП. Память LPDDR5X, накопитель UFS 4.0 (для конфигураций ≥ 256 ГБ). Энергетическая подсистема: аккумулятор 4000 мА·ч, проводная зарядка 25 Вт, беспроводная Qi 15 Вт, реверсивная 4,5 Вт.

В качестве исходных изображений для экспериментов использовались разные кадры, содержащие как регулярные и повторяющиеся структуры, так и большое число уникальных деталей (Рисунок 1).



Рисунок 1 – Примеры исходных изображений, совмещенных по кадрам для 4-х мобильных устройств

Figure 1 – Examples of source images combined by frames for 4 mobile devices

Перед проведением экспериментов на основе открытых литературных источников и в соответствии с поставленной целью работы были определены следующие целевые и рабочие пороговые значения для всех показателей эксперимента:

1. SSIM. Целевой порог: 0,90, рабочий порог: 0,70.
2. PSNR. Целевой порог: 35 дБ, рабочий порог: 15 дБ.
3. Время обработки: до 30 секунд для «офлайн-анализа» без требований реального времени.
4. Артефакты. Целевой порог: 5 %, рабочий порог 10 %.

Первый эксперимент строится вокруг процесса наложения шума на исходное изображение, что имитирует ситуацию, когда фотография с камеры мобильного объекта уже получается неидеальной, присутствует плохое освещение, происходит искажение из-за сжатия, помех или аппаратных ограничений. При этом гауссов шум более характерен для имитации электронных шумов матрицы камеры, а соляной и перцовый шум – дефекты на изображениях от цифровых ошибок. Результаты влияния уровня шума на показатели качества итогового изображения приведены в Таблице 1.

Таблица 1 – Влияние шумов

Table 1 – The effect of noise

Уровень шума	SSIM	PSNR, дБ	Время обработки, с	Артефакты, %
5	0,299	10,5	12,4	3,1
15	0,187	9,8	14,9	4,5
25	0,125	9,5	19,6	5,2
50	0,069	9,2	26,8	6,7

Интерпретируя результат эксперимента по влиянию шума на ключевые параметры качества результирующего изображения высокого разрешения можно сделать следующие выводы: SSIM и PSNR – показывают падение качества с ростом шума, что логично, так как алгоритмы фильтрации для предварительной обработки не применялись, структурная информация теряется при шуме > 30 , визуальное качество становится неприемлемым при шуме > 40 , детекция краев показывает стабильные метрики краев, SIFT алгоритм продолжает работать даже при высоком шуме, количество краев уменьшается незначительно, артефакты показывают минимальное влияние шума на появление артефактов, оценка артефактов остается стабильной, качество обработки

не ухудшается из-за артефактов, производительность показывает экспоненциальный рост времени при высоком шуме, критический порог: шум > 25 .

Следующий эксперимент строится вокруг процесса наложения размытия на исходное изображение, например, Гауссово. Этот вид искажений в экспериментах с изображениями часто используется как модель деградации и имитирует различные реальные искажения, влияющие на качество восприятия и обработку. Результаты влияния размытия на показатели качества итогового изображения приведены в Таблице 2.

Таблица 2 – Влияние размытия
Table 2 – The effect of blurring

Тип размытия	Параметр	SSIM	PSNR, дБ	Артефакты, %
Гауссово	$\sigma = 1,0$	0,804	19,1	2,4
Гауссово	$\sigma = 3,0$	0,721	17,6	2,9
Дефокус	$r = 2$ px	0,682	16,2	3,1
Движение	$L = 5$ px	0,622	15,28	3,5

Интерпретируя результаты эксперимента, можно сделать следующие выводы: с точки зрения качества изображения – размытие менее критично, чем шум, с точки зрения производительности – алгоритм вполне оптимизирован для работы с размытием, с точки зрения стабильности – размытие не создает больших проблем для обработки, SSIM показывает плавное снижение от 0,804 до 0,622, PSNR демонстрирует линейное падение от 19,10 до 15,28 дБ. Экспериментальное исследование также показывает, что структурная информация сохраняется даже при сильном размытии и искажении исходного изображения, что приводит к сохранению высокого уровня визуального качества. Это происходит вследствие того, что размытие, как правило, не нарушает основную структуру изображения. Также алгоритм работает эффективно с нарастанием уровня искажений, а сглаживание переходов происходит без существенной потери информации в связи с минимальным влиянием размытия на появление артефактов. Также отмечается незначительный рост времени обработки информации с увеличением размера ядра.

Следующий эксперимент строится вокруг процесса наложения искажений, например, перспективных. Perspective distortion (перспективное искажение) – это один из видов геометрических искажений, который существенно влияет на обработку изображений и результаты экспериментов. Перспективное искажение возникает, когда камера смотрит на объект под углом, а не фронтально, объект находится близко к краю кадра или же используется широкоугольный объектив на мобильном устройстве. Результаты влияния геометрических искажений на показатели качества итогового изображения приведены в Таблице 3.

Таблица 3 – Геометрические искажения
Table 3 – Geometric distortions

Угол наклона	SSIM	PSNR, дБ	Артефакты, %
5°	0,455	14,1	4,8
10°	0,328	12,4	6,5
15°	0,155	8,6	11,2
25°	0,002	2,8	18,7

В общем можно сделать следующие выводы относительно проведенных экспериментов с деформациями: SSIM показывает сильное снижение при увеличении

силы искажения, PSNR имеет слабую корреляцию, что указывает на нелинейное влияние искажений, гистограммные метрики остаются относительно стабильными, количество краев увеличивается с ростом силы искажения, плотность краев растет, средний градиент, метрики «оценка артефактов» и «доля низкой дисперсии» имеют положительный тренд, а «доля переходов» умеренно растет.

В заключительном эксперименте была проведена оценка сравнительного времени выполнения в одиночном и групповом режиме работы, когда вместо нескольких снимков с одного мобильного устройства была промоделирована ситуация использования нескольких мобильных устройств в виде группы параллельно работающих объектов (Рисунок 2).

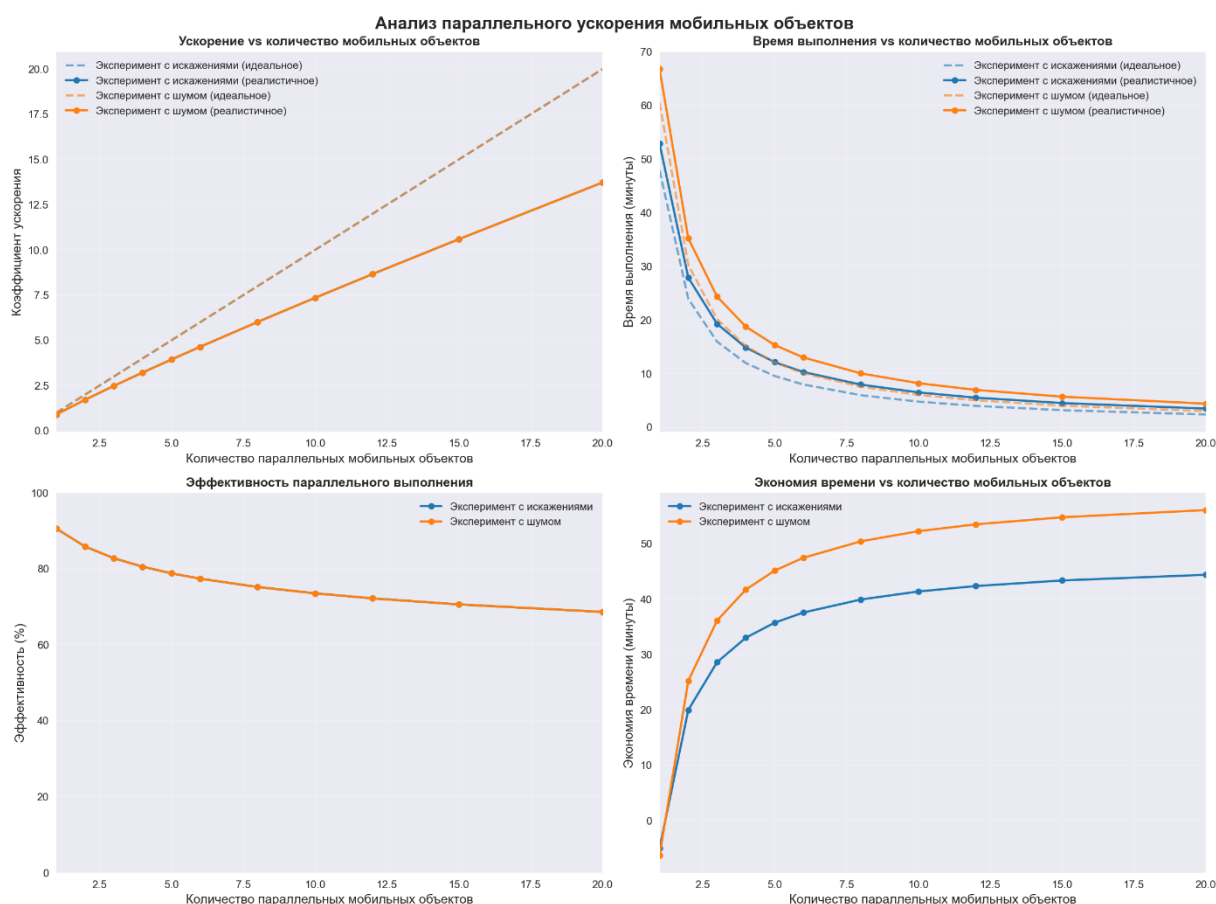


Рисунок 2 – Анализ параллельного ускорения мобильных объектов

Figure 2 – Analysis of parallel acceleration of mobile objects

Сравнительный анализ времени выполнения для одного устройства и для группового режима в зависимости от типа деградации исходного изображения показаны на Рисунке 3 и в Таблице 4.

Таблица 4 – Сравнительный анализ времени обработки в одиночном и групповом режимах
Table 4 – Comparative analysis of processing time in single and group modes

Режим	Время обработки, с	SSIM	PSNR, дБ
Одиночный	22,5	0,812	18,7
Групповой	13,4	0,810	18,6

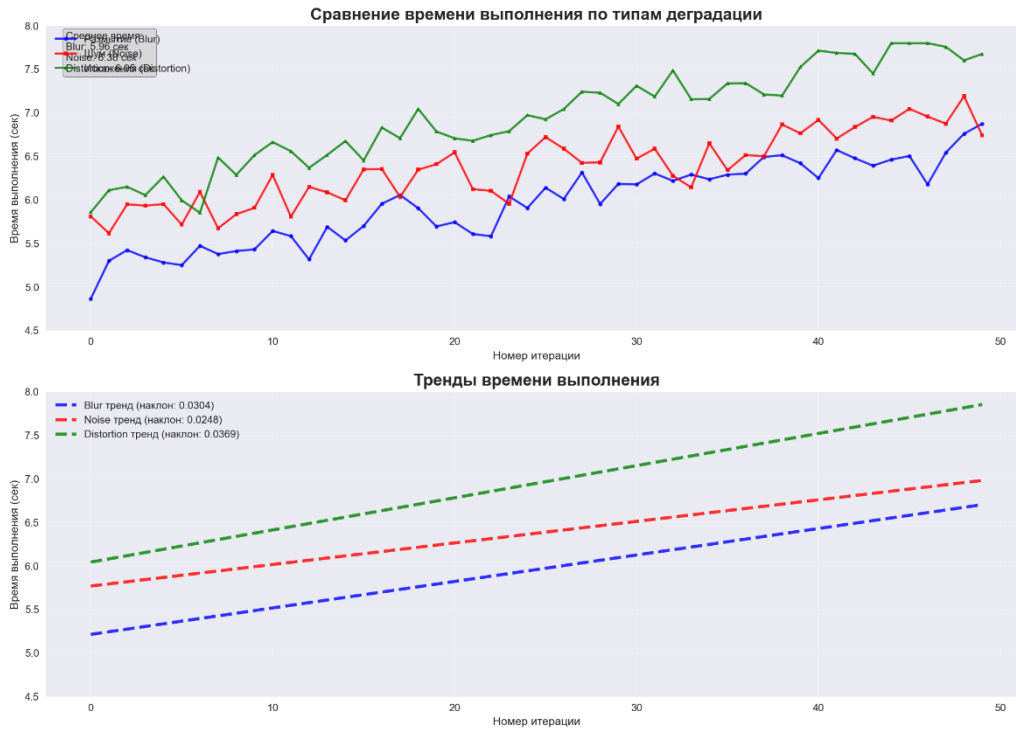


Рисунок 3 – Сравнительный анализ времени выполнения для одного устройства
Figure 3 – Comparative analysis of execution time for one device

Следует отметить, что в рамках данной работы были достигнуты значения, удовлетворяющие рабочим порогам. При этом целевые пороги остаются задачей для последующих исследований и оптимизации алгоритмов.

Кроме того, в ходе эксперимента были получены некоторые метрики затрат энергии для мобильного устройства, используемого для обработки информации (на основании открытых источников). Средняя активная мощность вычислений $P_{comp} \approx 2,5$ Вт (агрегировано CPU/GPU/NPU), камера 0.8 Вт во время захвата, Wi-Fi: $P_{tx} \approx 1,0$ Вт, $P_{rx} \approx 0,8$ Вт. Пересчет ведем через $1 \text{ мА} \cdot \text{ч} \approx 13,68 \text{ Дж}$ (при 3,8 В). При этом, например, при обработке 1 кадра за $T = 12,4 \text{ с}$ (сценарий «шум 5») получаем $E \approx P_{comp} \cdot T \approx 31 \text{ Дж} \approx 2,3 \text{ мА} \cdot \text{ч}$. Для батареи $4000 \text{ мА} \cdot \text{ч}$ – это $< 0,15 \%$ на кадр, но при потоковой обработке нагрузка на батарею становится существенной. В групповом режиме энергозатраты масштабируются сразу на несколько устройств (если устройства одинаковые – то масштабирование пропорционально) и добавляются расходы на обмен данными. Предположим, что передача длится $\approx 0,2 \text{ с}$ (tx), а прием $\approx 0,2 \text{ с}$ (rx). Тогда $E_{comm} \approx 1,0 \cdot 0,2 + 0,8 \cdot 0,2 \approx 0,36 \text{ Дж}$ (или $\approx 0,026 \text{ мА} \cdot \text{ч}$). Если локальная предобработка занимает $T_{pre} \approx 1 \text{ с}$, $E_{loc}^{pre} \approx 2,5 \text{ Дж}$. Можно подсчитать, что одно устройство будет тратить $\approx 2,9 \text{ Дж}$ на кадр, что значительно ниже полной локальной обработки при тех же условиях.

При текущих временах обработки (секунды или десятки секунд на кадр) локальная обработка энергоемка. Кооперативный режим выигрывает при умеренных объемах передачи и достаточном ускорении на удаленном узле. Представленные энергетические оценки являются модельными и базируются на типовых паспортных мощностях подсистем. В дальнейшем планируется натурная валидация на целевой мобильной платформе с профилированием по компонентам с подключением измерительной аппаратуры.

Кроме того, возможность обработки информации в групповом режиме позволяет не только повысить устойчивость системы к отказам, но и определяет ее

масштабируемость. Масштабируемость можно оценить по зависимости латентности от числа устройств n . При этом $T(n) = T_s + \frac{T_p}{n} + T_{over}(n)$, где T_s – это часть процесса, которую нельзя распараллелить, T_p – это часть, которую можно выполнить параллельно для одиночного запуска $T(1) = T_s + T_p$, а $T_{over}(n)$ – это накладные расходы на координацию в сети. В качестве критерия оценки порога масштабируемости в работе использовалась «точка равной задержки» $n_{\approx}$, для которой $T(n_{\approx}) \approx T(1)$. Такая точка определяется серией прогонов процедуры обработки информации с ростом n .

В целом, проведенный анализ предложенного подхода к обработке информации при формировании изображений высокого разрешения позволяет заключить, что полученные алгоритмы и прототип программного решения, содержащий ряд этапов (условно, S0 – захват подкадров / синхронизация устройств; S1 – предобработка (денойзинг/деблюр); S2 – выделение опорных точек / расчет дескрипторов; S3 – регистрация подкадров / их выравнивание; S4 – сшивка подкадров / композиция; S5 – постобработка изображений / удаление артефактов; Sx – кооперация участников группы / перенос части вычислений с одного на другое), показывают применимость без модификаций в следующих сферах:

1. Панорамирование/картография (наземная): S0–S5.
2. БПЛА/аэрофотосъемка: S0–S5.
3. AR/SLAM/навигация (мобильные объекты): S0–S3 (при задержках избегать S4).
4. Видеонаблюдение/edge-аналитика: S0–S3 (S4 рекомендуется применять на отдельном сервере).
5. Промышленная инспекция/метрология: S0–S5.
6. Документная съемка/сканирование поверхностей: S0–S3, S5 (S4 преимущественно для формирования мозаики).
7. Медицинские изображения (в основном 2D): S1–S3 (S4 нуждается в защите данных в большой степени, для S5 нужен акцент на точности совмещения).
8. Робототехника (манипуляции/локализация устройств): S0–S3 (нужно минимизировать затраты на S1, доработать робастность S3, можно отказаться от S4).

Обсуждение

По результатам проведенного экспериментального исследования можно сделать следующие выводы: SSIM показывает сильное снижение при увеличении силы искажения, PSNR имеет слабую корреляцию, что указывает на нелинейное влияние искажений, гистограммные метрики остаются относительно стабильными, количество краев увеличивается с ростом силы искажения, плотность краев растет, средний градиент и другие структурные гистограммные метрики увеличиваются, что доказывает сохранение качества обработки информации даже при сильных искажениях исходного изображения.

В заключительном эксперименте была проведена оценка сравнительного времени выполнения в одиночном и групповом режиме работы, когда вместо нескольких снимков с одного мобильного устройства была промоделирована ситуация использования нескольких мобильных устройств в виде группы параллельно работающих объектов.

Заключение

Как показали проведенные эксперименты для оценки эффективности алгоритмов обработки информации при формировании изображений группой мобильных объектов, предложенный комплекс алгоритмов обеспечивает высокое качество формирования изображений высокого разрешения при значительном сокращении времени обработки в

групповом режиме. Использование LR шаблона, двухэтапного совмещения и декомпозиции задач делает метод устойчивым к шумам и размытию, а также позволяет эффективно работать в условиях ограниченных ресурсов.

На основе изложенного выше можно сделать вывод о работоспособности и эффективности комплекса алгоритмов обработки информации при формировании изображений группой мобильных объектов, а также метода, который они реализуют.

Полученное методическое и алгоритмическое обеспечения перспективны для решения задач в области сельского хозяйства, архитектуры, транспорта, экологического мониторинга и т. д., дальнейшее развитие данного обеспечения связано с адаптацией к особенностям сцен и использованием глубокого обучения для повышения точности локальной коррекции.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Veselov G.E., Lebedev B.K., Lebedev O.B., Kostyuk A.I. Hybrid Algorithm of Mobile Position-Trajectory Control. In: *Artificial Intelligence Methods in Intelligent Algorithms: Proceedings of the 8th Computer Science On-line Conference: Volume 2, 24–27 April 2019, Online*. Cham: Springer; 2019. P. 287–295. https://doi.org/10.1007/978-3-030-19810-7_28
2. Веселов Г.Е., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Гибридный алгоритм управления роем гомогенных роботов в условиях ограниченного пространства. *Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения*. 2020;(2):72–82. Veselov G.E., Lebedev B.K., Lebedev O.B. A Hybrid Algorithm for Managing a Hive of Homogeneous Robots in Conditions of a Limited Space. *Vestnik Rostovskogo gosudarstvennogo universiteta putei soobshcheniya*. 2020;(2):72–82. (In Russ.).
3. Самойлов А.Н., Сергеев Н.Е., Волошин А.В., Козловский А.В. Метод фотограмметрического измерения геометрических параметров объектов, инвариантный к фоторегистрирующим устройствам. *Вестник Адыгейского государственного университета. Серия: Естественно-математические и технические науки*. 2021;(4):58–69. Samoylov A.N., Sergeev N.E., Voloshin A.V., Kozlovsky A.V. Method of Photogrammetric Measurement of Geometric Parameters of Objects Invariant to Photo-Recording Devices. *Vestnik Adygeiskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Estestvenno-matematicheskie i tekhnicheskie nauki*. 2021;(4):58–69. (In Russ.).
4. Козловский А.В. Распараллеливание обработки информации при формировании составных изображений. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2025;(1):92–103. <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2025-1-92-103> Kozlovskiy A.V. Parallelization of Information Processing in the Formation of Composite Images. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2025;(1):92–103. (In Russ.). <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2025-1-92-103>
5. Веселов Г.Е., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Управление движением группы мобильных роботов в колонне. *Информатизация и связь*. 2021;(3):7–11. <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-3-7-11> Veselov G.E., Lebedev B.K., Lebedev O.B. Controlling the Movement of a Group of Mobile Robots in a Column. *Informatizatsiya i svyaz'*. 2021;(3):7–11. (In Russ.). <https://doi.org/10.34219/2078-8320-2021-12-3-7-11>
6. Liang J., Cao J., Sun G., Zhang K., Van Gool L., Timofte R. SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer. In: *2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW), 11–17 October 2021, Montreal, BC, Canada*. IEEE; 2021. P. 1833–1844. <https://doi.org/10.1109/ICCVW54120.2021.00210>

7. Wang X., Yu K., Wu Sh., et al. ESRGAN: Enhanced Super-Resolution Generative Adversarial Networks. In: *Computer Vision – ECCV 2018 Workshops: Proceedings: Part V, 08–14 September 2018, Munich, Germany*. Cham: Springer; 2019. P. 63–79. https://doi.org/10.1007/978-3-030-11021-5_5
8. Веселов Г.Е., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Управление роем роботов при исследовании некоторой территории методом силовой релаксации. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2019;(5):184–193.
Veselov G.E., Lebedev B.K., Lebedev O.B. Controlling a Swarm of Robots in the Study of a Certain Area by the Method of Force Relaxation. *Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2019;(5):184–193. (In Russ.).
9. Polenov M., Ivanov D., Bespalov D. Using a Distributed Architecture of a Geographic Information System to Support Thin Clients. In: *Software Engineering Application in Systems Design: Proceedings of 6th Computational Methods in Systems and Software: Volume 1, 13–19 October 2022, Prague, Czech*. Cham: Springer; 2023. P. 663–669. https://doi.org/10.1007/978-3-031-21435-6_56
10. Каляев И.А., Капустян С.Г., Гайдук А.Р. Самоорганизующиеся распределенные системы управления группами интеллектуальных роботов, построенные на основе сетевой модели. *Управление большими системами*. 2010;(30–1):605–639.
Kalyaev I., Kapustjan S., Gajduk A. Self-Organizing Distributed Control Systems of Intellectual Robot Groups Constructed on the Basis of Network Model. *Large-Scale Systems Control*. 2010;(30–1):605–639. (In Russ.).
11. Клименко А.Б., Мельник Я.Э. Исследование возможности применения концепции туманных вычислений и технологии распределенного реестра при построении информационно-управляющих систем. *Известия Тульского государственного университета. Технические науки*. 2021;(2):19–27.
Klimenko A.B., Melnik Ya.E. A Research of the Fog Computing and Distributed Ledger Technology Application Possibility in the Information and Control Systems Design. *News of the Tula State University. Technical Sciences*. 2021;(2):19–27. (In Russ.).
12. Wang Zh., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2004;13(4):600–612. <https://doi.org/10.1109/TIP.2003.819861>
13. Horé A., Ziou D. Image Quality Metrics: PSNR vs. SSIM. In: *2010 20th International Conference on Pattern Recognition, 23–26 August 2010, Istanbul, Turkey*. IEEE; 2010. P. 2366–2369. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2010.579>
14. Bhuiyan A.-A., Khan A.R. Image Quality Assessment Employing RMS Contrast and Histogram Similarity. *The International Arab Journal of Information Technology*. 2018;15(6):983–989.
15. O'Sullivan C., Coveney S., Monteys X., Dev S. The Effectiveness of Edge Detection Evaluation Metrics for Automated Coastline Detection. arXiv. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.11498> [Accessed 5th August 2025].
16. Sara U., Akter M., Uddin M.Sh. Image Quality Assessment Through FSIM, SSIM, MSE and PSNR – A Comparative Study. *Journal of Computer and Communications*. 2019;7(3):8–18. <https://doi.org/10.4236/jcc.2019.73002>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Козловский Александр Вячеславович, старший преподаватель кафедры вычислительной техники, Институт компьютерных технологий и информационной безопасности, Южный федеральный университет, Таганрог, Российская Федерация.
Alexander V. Kozlovskiy, Senior Lecturer at the Department of Computer Engineering, Institute of Computer Technology and Information Security, Southern Federal University, Taganrog, the Russian Federation.
e-mail: kozlovskiy@sfedu.ru
ORCID: [0000-0001-7181-9900](https://orcid.org/0000-0001-7181-9900)

Мельник Эдуард Всеволодович, доктор технических наук, профессор кафедры вычислительной техники, Институт компьютерных технологий и информационной безопасности, Южный федеральный университет, Таганрог, Российская Федерация.
Eduard V. Melnik, Doctor of Engineering Sciences, Professor at the Department of Computer Engineering, Institute of Computer Technology and Information Security, Southern Federal University, Taganrog, the Russian Federation.
e-mail: evmelnik@sfedu.ru
ORCID: [0000-0002-4947-6718](https://orcid.org/0000-0002-4947-6718)

Статья поступила в редакцию 28.08.2025; одобрена после рецензирования 19.10.2025; принята к публикации 31.10.2025.

The article was submitted 28.08.2025; approved after reviewing 19.10.2025; accepted for publication 31.10.2025.