

Программные системы и вычислительные методы

Правильная ссылка на статью:

Родионов Д.Г., Сергеев Д.А., Конников Е.А., Попова С.Д. Метод анализа аэрофотоснимков с БПЛА на основе SSIM и MSE для оценки надежности технических систем // Программные системы и вычислительные методы. 2025. № 2. DOI: 10.7256/2454-0714.2025.2.73765 EDN: BSPENZ URL: https://nbpublish.com/library_read_article.php?id=73765

Метод анализа аэрофотоснимков с БПЛА на основе SSIM и MSE для оценки надежности технических систем

Родионов Дмитрий Григорьевич

ORCID: 0000-0002-1254-0464

доктор экономических наук

Директор; Высшая инженерно-экономическая школа ; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Калининский р-н, ул. Политехническая, д. 29 литера Б

✉ rodion_dm@mail.ru



Сергеев Дмитрий Анатольевич

кандидат экономических наук

доцент; Высшая инженерно-экономическая школа; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
директор; Национальный центр качества и экспертизы; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Калининский р-н, ул. Политехническая, д. 29 литера Б

✉ sergeev_da@spbstu.ru



Конников Евгений Александрович

кандидат экономических наук

доцент; Высшая инженерно-экономическая школа; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Калининский р-н, ул. Политехническая, д. 29 литера Б

✉ konnikov_ea@spbstu.ru



Попова София Дмитриевна

ассистент; Высшая инженерно-экономическая школа; Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого

195251, Россия, г. Санкт-Петербург, Калининский р-н, ул. Политехническая, д. 29 литера Б

✉ popova_s@spbstu.ru



[Статья из рубрики "Системный анализ, поиск, анализ и фильтрация информации"](#)

DOI:

10.7256/2454-0714.2025.2.73765

EDN:

BSPENZ

Дата направления статьи в редакцию:

20-03-2025

Аннотация: В статье представлен способ автоматизированного анализа аэроснимков с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), ориентированный на повышение безотказности технических систем и отслеживание изменений в природных и техногенных процессах. Цель работы – создание алгоритма, обеспечивающего безошибочное обнаружение отклонений и прогнозирование угроз сбоев на основе обработки изображений. Методика подразумевает применение индекса структурного соответствия (SSIM) и средней квадратичной погрешности (MSE) для оценки пространственных вариаций между смежными сегментами съемок. Предложенный подход отличается высокой стабильностью к переменам освещенности, небольшими вычислительными издержками и возможностью встраивания в автономные комплексы БПЛА. Работа базируется на компьютерном моделировании и статистическом разборе точности выявления отклонений. Алгоритм был опробован на различных массивах аэроснимков с использованием методов машинного зрения, математической статистики для оценки результативности предлагаемого способа. Итоги – разработка и апробация алгоритма, построении тепловых карт SSIM и MSE, а также оценке точности и достоверности способа. Полученные сведения подтверждают его действенность в автоматизированном мониторинге инфраструктурных объектов и оценивании экологических рисков. Сфера использования созданного способа охватывает автоматизированный надзор за инженерными сооружениями, контроль состояния сельскохозяйственных земель, экологический контроль, разбор последствий стихийных бедствий. Способ может быть интегрирован в интеллектуальные системы управления безотказностью технических объектов. Таким образом, разработанный алгоритм позволяет существенно увеличить безошибочность обнаружения отклонений, минимизировать влияние внешних обстоятельств и автоматизировать процесс обработки аэроснимков. Его применение способствует повышению безотказности технических систем и снижению вероятности сбоев за счет заблаговременного выявления потенциальных угроз. Научная новизна: создание нового способа оценки пространственных вариаций на основе комбинации индекса структурного соответствия (SSIM) и средней квадратичной погрешности (MSE), что обеспечивает высокую безошибочность выявления отклонений. В отличие от традиционных способов анализа изображений, предложенный алгоритм характеризуется стабильностью к изменению условий съемки, его вычислительная эффективность позволяет применять его в режиме реального времени. Кроме того, способ интегрируется в системы автономного мониторинга, расширяя возможности интеллектуального разбора данных с БПЛА. Полученные результаты и предложенные решения могут быть использованы для совершенствования технологий автоматизированного контроля состояния объектов и анализа динамики природных процессов.

Ключевые слова:

БПЛА, Аэрофотоснимки, SSIM, MSE, Пространственно-инвариантное сопоставление, Мониторинг изменений, Надежность технических систем, автоматизированный анализ изображений, прогнозирование рисков отказов, интеллектуальные системы управления

Работы выполнены в рамках реализации проекта "Разработка методологии формирования инструментальной базы анализа и моделирования пространственного социально-экономического развития систем в условиях цифровизации с опорой на внутренние резервы" (FSEG-2023-0008)

Введение

Современные беспилотные летательные аппараты (БПЛА) играют ключевую роль в мониторинге природных и антропогенных процессов, обеспечивая сбор данных с высокой точностью и оперативностью. Их использование значительно расширяет возможности дистанционного зондирования, позволяя контролировать состояние инфраструктурных объектов, оценивать экологические риски и анализировать динамику изменений в окружающей среде. Однако автоматизированная обработка аэрофотоснимков, полученных с БПЛА, представляет собой сложную задачу, требующую разработки эффективных методов оценки пространственно-структурных характеристик изображений.

Одной из ключевых проблем является необходимость выявления и количественной оценки изменений между соседними участками съемки. Существующие подходы, такие как разностные методы и градиентный анализ, демонстрируют ограниченную устойчивость к вариативности условий съемки, а методы машинного обучения требуют значительных вычислительных ресурсов и объемов размеченных данных [\[1\]](#). В связи с этим возникает потребность в разработке интерпретируемых, ресурсоэффективных алгоритмов, способных надежно анализировать пространственные изменения на изображениях, полученных с БПЛА.

В данной работе предложен метод анализа аэрофотоснимков, основанный на комбинации индекса структурного сходства (SSIM) и средней квадратичной ошибки (MSE). Такой подход позволяет количественно оценивать различия между соседними сегментами изображений, обеспечивая высокую точность обнаружения изменений. В отличие от традиционных статистических методов, SSIM учитывает пространственную структуру изображения, в то время как MSE позволяет дополнительно анализировать интенсивность пиксельных изменений.

Целью исследования является разработка алгоритма оценки изменений между соседними сегментами аэрофотоснимков, пригодного для интеграции в интеллектуальные системы управления надежностью технических систем. Основная задача — анализ пространственной корреляции изображений с целью выявления аномалий, предсказания отказов оборудования и оценки экологических рисков.

В статье изложены теоретические основы структурного анализа изображений, описана методология расчета SSIM и MSE для сегментированных аэрофотоснимков, представлены результаты апробации метода на тестовом изображении, а также проведен критический анализ предложенного подхода. Полученные результаты подтверждают эффективность метода в задачах автоматизированного мониторинга и выявления пространственных изменений, что делает его перспективным инструментом для интеграции в интеллектуальные системы анализа данных, получаемых с БПЛА.

Анализ теоретического базиса

Анализ последовательных аэрофотоснимков и их структурной согласованности является актуальной задачей в области дистанционного зондирования. Традиционные методы обработки изображений включают спектральный анализ, сегментацию и алгоритмы машинного обучения, однако их применение в условиях БПЛА сопряжено с рядом ограничений [2]. В частности, методы, основанные на спектральных характеристиках, чувствительны к изменениям освещения и атмосферных условий, что снижает их надежность при работе в динамично изменяющейся среде. Алгоритмы машинного обучения, включая сверточные нейронные сети (CNN), демонстрируют высокую точность в задачах классификации и сегментации [3], но требуют значительных вычислительных ресурсов и больших объемов размеченных данных, что ограничивает их применение на борту БПЛА.

Наиболее распространённые классические метрики оценки схожести изображений включают статистические и структурные методы. Одной из базовых статистических метрик является средняя квадратичная ошибка (MSE), измеряющая расхождения между интенсивностями пикселей двух изображений. Однако MSE не учитывает пространственные закономерности, и её значения могут быть высокими даже при визуально схожих структурах [4]. Альтернативная метрика — пиковое отношение сигнал/шум (PSNR) — также не отражает текстурные особенности изображений и, как следствие, не всегда применима для анализа изменений в природной и антропогенной среде [5].

Индекс структурного сходства (SSIM), напротив, представляет собой более информативную метрику, учитывающую локальные изменения яркости, контраста и текстуры [6]. SSIM особенно эффективен при анализе пространственной согласованности изображений, так как менее чувствителен к глобальным изменениям освещённости. Тем не менее, большинство существующих исследований сосредоточено на сравнении отдельных изображений, в то время как пространственные взаимосвязи между соседними сегментами часто остаются без должного внимания.

В задачах мониторинга с применением БПЛА важна не только оценка изменений в конкретных изображениях, но и их пространственная корреляция в динамике. Для этих целей традиционно применяются методы пространственного анализа, такие как разностные изображения (image differencing) и градиентные подходы, позволяющие выявлять границы изменений [7]. Однако такие методы уязвимы к шуму и колебаниям освещённости, что ограничивает их применение в условиях реального полевого мониторинга. Более совершенные алгоритмы, например, многомасштабный SSIM (MS-SSIM), позволяют учитывать особенности изображений на разных уровнях разрешения [8], однако требуют дополнительных вычислительных ресурсов и времени на обработку.

Одним из ключевых вызовов при использовании БПЛА для мониторинга инфраструктурных объектов и состояния окружающей среды является необходимость анализа согласованных изменений между соседними сегментами аэрофотоснимков. Это требует интеграции структурных метрик с методами пространственного моделирования данных. В большинстве существующих решений акцент делается либо на анализе отдельных изображений, либо на применении методов глубокого обучения, что требует предварительного обучения на обширных выборках. Однако в условиях автономной работы БПЛА необходим подход, способный оценивать изменения в реальном времени

без этапа обучения [9].

С учетом указанных ограничений возникает потребность в методе, одновременно учитывающем как структурное сходство, так и пространственные изменения между сегментами изображения. В предлагаемой методологии используется совместное применение SSIM и MSE для анализа различий между соседними участками аэрофотоснимков. Это обеспечивает интерпретируемость результатов, устойчивость к внешним факторам съёмки и возможность локализации аномальных зон, что особенно важно в контексте автоматизированного мониторинга с применением БПЛА.

В отличие от существующих решений, предложенный подход позволяет не только выявлять глобальные изменения, но и анализировать их пространственное распределение. Это критично для задач прогнозирования отказов инфраструктурных объектов, определения зон с повышенным экологическим риском и адаптивного управления техническими системами. Таким образом, предлагаемая методология восполняет существующий пробел в области анализа многомерных изображений с БПЛА, интегрируя структурные и пространственные подходы в единую аналитическую систему. Её внедрение в интеллектуальные платформы управления надёжностью позволит повысить точность оценки рисков, оптимизировать стратегии реагирования и обеспечить автоматизированный контроль за изменениями в природных и антропогенных процессах.

Методология

Пусть дано множество откорректированных аэрофотоснимков:

$$I = \{I_1, I_2, \dots, I_n\} \quad (1)$$

полученных в рамках систематического мониторинга территории. Каждый снимок I_i имеет пространственные координаты x_i, y_i и представляется как трёхканальное изображение в цветовом пространстве RGB:

$$I_i \in R^{H \times W \times 3} \quad (2)$$

где H и W — высота и ширина изображения соответственно.

Для оценки пространственной однородности изображений применяются две метрики: SSIM и MSE.

Для двух изображений G_1 и G_2 в оттенках серого, SSIM вычисляется по формуле:

$$G_1, G_2 = 2\mu_{G_1}\mu_{G_2} + C_1, 2\sigma_{G_1G_2} + C_2, 2\mu_{G_1G_2} \quad (3)$$

где:

- μ_{G_1}, μ_{G_2} — средние значения интенсивностей
- $\sigma_{G_1G_2}$ — дисперсии,
- $\sigma_{G_1G_2}$ — ковариация между изображениями,
- C_1, C_2 — постоянные, предотвращающие деление на ноль.

Средняя квадратичная ошибка рассчитывается как:

$$G_1, G_2 = 1/N \sum_{i=1}^N G_{1i} - G_{2i} \quad (4)$$

где N — общее количество пикселей, $G1i$, $G2i$ — значения интенсивностей соответствующих пикселей.

Для каждого изображения I_i определяются восемь соседей:

$$Ii=\{ITL,IT,ITR,IL,IR,IBL,IB,IBR\} \quad (5)$$

где индексы обозначают направления: Top-Left, Top, Top-Right и т. д.

Метрики SSIM и MSE рассчитываются для каждой пары (I_i, I_j) , где $I_j \in NI_i$.

Для направления d вводятся средние значения SSIM и MSE:

$$SSIM_d = \frac{1}{N_d} \sum_{I_i, I_j \in N_d} SSIM_{I_i, I_j} \quad (6)$$

$$MSE_d = \frac{1}{N_d} \sum_{I_i, I_j \in N_d} MSE_{I_i, I_j} \quad (7)$$

где N_d — множество пар изображений в направлении d .

Для повышения качества анализа проводится предварительная обработка:

- преобразование в LAB-пространство;
- адаптивное выравнивание гистограммы методом CLAHE:

$$L' = CLAHE(L) \quad (8)$$

где L — яркостный канал изображения;

- фильтрация шума методом fast non-local means:

$$I' = Denoise(I) \quad (9)$$

где $Denoise(\cdot)$ — функция шумоподавления.

Для отображения результатов строятся тепловые карты по координатам x, y :

$$HSSIM_{x,y} = SSIM_{x,y}, \quad HMSE_{x,y} = MSE_{x,y} \quad (10)$$

где $HSSI$ и HMS — значения метрик в каждой точке покрытия.

Для каждого изображения также рассчитываются средние значения метрик по всем соседям:

$$MavgIi = \frac{1}{NI_i} \sum_{I_j \in NI_i} SSIM_{I_i, I_j} \quad (11)$$

$$EavgIi = \frac{1}{NI_i} \sum_{I_j \in NI_i} MSE_{I_i, I_j} \quad (12)$$

Результаты

Для апробации предложенного алгоритма было сгенерировано тестовое изображение, представленное на рисунке 1.

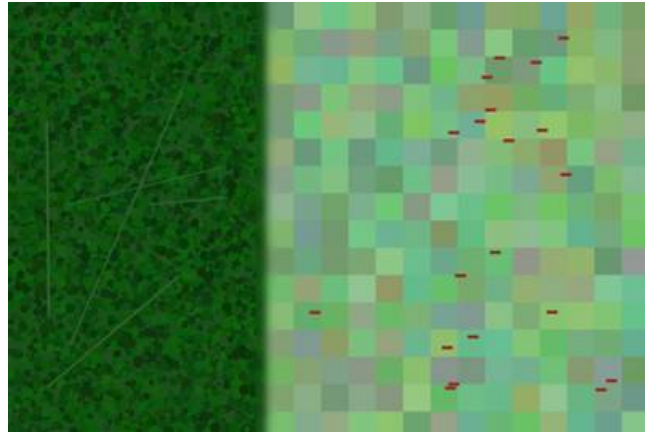


Рисунок 1 – Базовое изображение, используемое для анализа

Изображение имитирует естественные текстуры с варьирующимся уровнем плотности объектов и содержит искусственные линии, моделирующие возможные разрывы или аномалии в структуре поверхности. Оно было разделено на 56 равных сегментов, что позволило провести анализ структурной схожести и рассчитать пространственные метрики SSIM и MSE для каждой пары соседних сегментов.

После разбиения изображения и вычисления значений метрик для всех пар соседних сегментов была построена тепловая карта SSIM (рисунок 2).

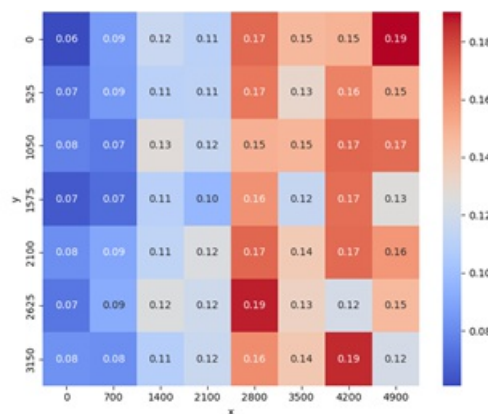


Рисунок 2 – Тепловая карта SSIM, отображающая уровни структурного сходства между соседними сегментами

В среднем значения SSIM находились в диапазоне от 0,06 до 0,19, что указывает на относительно низкую степень структурного сходства между соседними участками изображения.

На основе тепловой карты можно выделить следующие закономерности:

- В центральной и правой частях карты наблюдаются области с повышенными значениями SSIM (0,16–0,19), что свидетельствует о наличии структурно однородных сегментов;
- В левой части карты значения SSIM значительно ниже (0,06–0,09), что указывает на текстурные изменения или наличие аномалий;
- Локальные резкие изменения SSIM в пограничных областях могут быть обусловлены переходами между различными текстурами или присутствием искусственных объектов.

Для оценки интенсивности расхождений между сегментами дополнительно была построена тепловая карта MSE (рисунок 3).

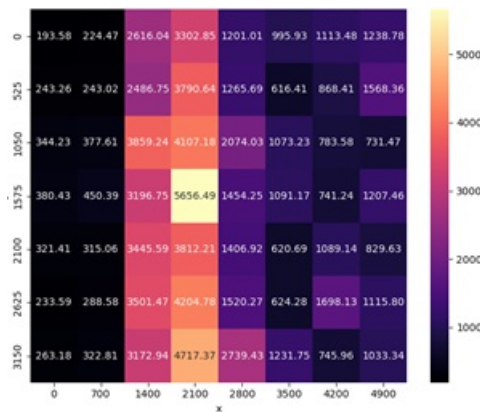


Рисунок 3 – Тепловая карта MSE, отображающая степень расхождения между сегментами. Значения MSE варьировались от 233,59 до 5656,49, демонстрируя высокую степень неоднородности между рядом соседних сегментов.

Основные наблюдения:

- Максимальное значение MSE ($\sim 5656,49$) зафиксировано в центральной части изображения, что может указывать на наличие значительных текстурных различий или искусственного разрыва;
- Локальные пики MSE наблюдаются также в других сегментах, структура которых подверглась существенным изменениям;
- В левой части изображения, где значения SSIM были минимальными, наблюдаются умеренные значения MSE (в пределах 200–4000), что может указывать на слабовыраженные, но существующие переходы между текстурами.

Анализ тепловых карт SSIM и MSE позволяет выявить устойчивые закономерности в распределении изменений:

- Высокие значения SSIM при низких значениях MSE соответствуют структурно однородным регионам;
- Низкие значения SSIM при высоких значениях MSE указывают на области с выраженными переходами и изменениями текстур;
- Локальные аномалии, сопровождающиеся резким снижением SSIM и увеличением MSE, вероятно, отражают наличие переходных зон или участков с резкой сменой плотности объектов, что может быть связано с моделируемыми разрывами в текстуре.

Дискуссия

Одним из ключевых преимуществ предложенного метода является его интерпретируемость и низкие вычислительные затраты. В отличие от методов машинного обучения, таких как сверточные нейронные сети [10], представленный подход не требует предварительного обучения на больших выборках данных. Это делает его особенно привлекательным для использования в автономных системах БПЛА, где вычислительные ресурсы ограничены. Вместе с тем следует отметить ограниченную адаптивность метода: в отличие от нейросетевых моделей, способных обучаться на специфических ландшафтах и условиях съёмки, разработанный алгоритм опирается на фиксированные метрики, что может снижать его точность при высокой вариативности освещённости, угла съёмки или сезонных изменений.

Дополнительным преимуществом является устойчивость к глобальным изменениям освещённости и яркости. Как показано в работах Wang et al. (2004) и Zhang et al.

(2017), метрика SSIM значительно лучше справляется с анализом текстурных изменений по сравнению с MSE, поскольку учитывает локальные различия в контрасте и структуре изображения [7, 8]. Это позволяет корректно выявлять неоднородности в инфраструктуре даже при существенных изменениях условий съёмки. Однако следует учитывать, что метод менее чувствителен к глобальным изменениям интенсивности, что может привести к пропуску значимых аномалий, таких как появление или исчезновение объектов, если они сопровождаются плавными текстурными переходами [10].

С точки зрения пространственного анализа, предложенный метод восполняет пробел в существующих подходах к оценке аэрофотоснимков. В традиционных методах мониторинга с БПЛА, таких как разностные изображения [7] или градиентный анализ, внимание сосредоточено на локальном сравнении изображений без учёта их пространственной структуры. Разработанный подход, напротив, позволяет системно анализировать взаимосвязи между сегментами изображения, что критически важно для отслеживания динамики изменений ландшафта [11]. Тем не менее, он также имеет ограничения: фиксированный шаг сегментации может приводить к потере информации на границах, особенно если объекты имеют сложную форму или пространственную дисперсию.

Анализируя точность и чувствительность метода, можно отметить, что комбинированное использование SSIM и MSE обеспечивает более полную картину различий между сегментами, чем применение каждой метрики в отдельности. В частности, SSIM более точно отражает структурные изменения, тогда как MSE позволяет количественно оценить расхождения на уровне пикселей. Однако в условиях мелкомасштабных изменений MSE может демонстрировать завышенные значения даже при сохранении общей структуры изображения [4]. В то же время SSIM, будучи более устойчивым к шуму, может не фиксировать незначительные, но критичные с точки зрения инфраструктурной диагностики отклонения. Это указывает на необходимость дальнейшей адаптации метода, например, за счёт введения порогов, зависящих от контекста задачи и особенностей анализируемых объектов.

Особенностью метода является его универсальность и широкая применимость. В отличие от специализированных алгоритмов, разрабатываемых под узкие задачи (например, в сельском или лесном хозяйстве), предложенный подход может быть использован для широкого круга приложений: от мониторинга состояния инженерной инфраструктуры до оценки экологических рисков [12]. Это особенно актуально в контексте создания интеллектуальных систем управления надёжностью технических объектов, в которых требуется универсальный аналитический модуль, способный интегрироваться с данными, получаемыми с различных сенсоров и платформ, включая БПЛА [13].

В то же время важно учитывать, что эффективность метода может снижаться при анализе изображений со сложной пространственной структурой изменений, таких как точечные разрушения, эрозионные процессы или постепенные трансформации поверхности. Эти сценарии требуют дополнительной адаптации алгоритма и, возможно, гибридизации с другими подходами (например, методами машинного обучения или фрактального анализа) для повышения чувствительности к мелким, но значимым изменениям.

Заключение

В данной работе предложена методология анализа аэрофотоснимков с БПЛА, основанная на комбинированном использовании метрик SSIM и MSE. Метод ориентирован

на автоматизированное выявление пространственно-структурных изменений и предназначен для повышения точности мониторинга природных и антропогенных процессов, контроля состояния инфраструктурных объектов и предсказания отказов технических систем.

Анализ существующих подходов показал, что традиционные статистические методы обладают ограниченной чувствительностью к текстурным особенностям, а нейросетевые решения требуют значительных ресурсов и обучающих выборок, что затрудняет их применение в автономных системах. В отличие от них, предложенный подход сочетает структурный анализ с пространственной интерпретацией, что позволяет эффективно выявлять локальные изменения при минимальных вычислительных затратах.

Результаты экспериментального тестирования на изображении, разделённом на 56 сегментов, подтвердили работоспособность метода. Построенные тепловые карты SSIM и MSE позволили точно локализовать участки с выраженными изменениями. Зоны с низкими значениями SSIM и высокими значениями MSE соответствовали аномалиям и переходам между различными текстурами, что подтверждает применимость метода для пространственного анализа.

Проведённый критический разбор выявил основные преимущества метода: интерпретируемость, устойчивость к изменению условий освещения, низкие вычислительные требования и способность учитывать пространственную согласованность. В то же время отмечены ограничения, связанные с фиксированными параметрами сегментации и снижением точности в условиях сложной морфологии изменений.

Предложенный подход может быть использован в интеллектуальных системах управления надёжностью технических объектов, интегрируемых с платформами БПЛА. Это открывает перспективы для предиктивной диагностики, экологического мониторинга и автоматизированного контроля за изменениями в окружающей среде.

В дальнейшем планируется развитие метода за счёт адаптивной настройки порогов SSIM и MSE, а также интеграция с алгоритмами машинного обучения для повышения точности и степени автоматизации анализа изображений.

Библиография

1. Бучаев М.А., Старченкова О.Д., Конников Е.А. Анализ и кластеризация недостоверной новостной информации как инструмент обеспечения информационной безопасности региона // Мягкие измерения и вычисления. 2024. № 84 (11-2). С. 37-51. DOI 10.36871/2618-9976.2024.11-2.004. EDN: PFWBDV.
2. Dai K., Ma C., Wang Z., Long Y., Li X., Feng S., Ye Y. Exploiting spatial-temporal dynamics for satellite image sequence prediction // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2023. Т. 20. С. 1-5.
3. He X., Chen Y. Transferring CNN ensemble for hyperspectral image classification // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2020. Т. 18. № 5. С. 876-880.
4. Veretelnikova E.L., Elantseva I.L. Selection of factor for root mean square minimum error criterion // 2016 13th International Scientific-Technical Conference on Actual Problems of Electronics Instrument Engineering (APEIE). 2016. Т. 2. С. 221-223. IEEE. DOI 10.1109/APEIE.2016.7806454. EDN: WZWUYB.
5. Моттаева А.Б., Смирнова И.А., Конников Е.А., Шарафанова Е.Е. Нечетко-множественный подход к оценке трансрегиональной промышленной когерентности // Мягкие измерения и вычисления. 2024. № 76 (3). С. 35-44. DOI 10.36871/2618-

9976.2024.03.003. EDN: EGIQUM.

6. Raju K.N., Reddy K.S.P. Comparative study of Structural Similarity Index (SSIM) by using different edge detection approaches on live video frames for different color models // 2017 International Conference on Intelligent Computing, Instrumentation and Control Technologies (ICICT). 2017. С. 932-937. IEEE.

7. Coppin P., Jonckheere I., Nackaerts K., Muys B., Lambin E. Digital change detection methods in ecosystem monitoring // International Journal of Remote Sensing. 2004. Т. 25. № 9. С. 1565-1596.

8. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R., Simoncelli E.P. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // IEEE Transactions on Image Processing. 2004. Т. 13. № 4. С. 600-612.

9. Родионов Д. Г., Конников Е. А., Пашинина П. А., Шаныгин С. И. Тематическое моделирование информационной среды медиакомпаний: инструментальный комплекс LDA-TF-IDF // Мягкие измерения и вычисления. 2024. Т. 76, № 3. С. 72-84. DOI 10.36871/2618-9976.2024.03.006. EDN: COCJYG.

10. Dai K., Ma C., Wang Z., Long Y., Li X., Feng S., Ye Y. Exploiting spatial-temporal dynamics for satellite image sequence prediction // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2023. Т. 20. С. 1-5.

11. Волков О. А., Дьякова Г. Н. Разработка математического аппарата интервальной оценки вероятностных показателей надежности технических систем с последовательно-параллельной структурой методом аппроксимации фидуциальных распределений в классе бета-распределений // Моделирование и ситуационное управление качеством сложных систем: Сборник докладов Научной сессии ГУАП, Санкт-Петербург, 08-12 апреля 2019 года. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, 2019. С. 27-34. EDN: IUCRVY.

12. Моттаева А.Б., Смирнова И.А., Конников Е.А., Шаныгин С.И. Построение алгоритмики анализа экономической результативности трансрегионального промышленного кластера в контексте цикла приращения уровня устойчивого развития с применением инструментария событийного моделирования // Мягкие измерения и вычисления. 2024. № 77(4). С. 28-38. DOI 10.36871/2618-9976.2024.04.004. EDN: EQCIDA.

13. Станин А.А., Митязов В.А., Сорокин В.И., Конников Е.А. Моделирование уровня несостоятельности регионов на основе алгоритма оценки риск-предрасположенности // Мягкие измерения и вычисления. 2024. № 84 (11-1). С. 35-49. DOI 10.36871/2618-9976.2024.11.003. EDN: ZUAGEG.

Результаты процедуры рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

Любая тематика по беспилотным летательным аппаратам (БПЛА), как в военном, так и в гражданском применении,

в настоящее время очень актуальна. Данная работа посвящена ключевой проблеме анализа изображений,

получаемых с аэрофотоснимков с высоким разрешением, позволяя контролировать состояние окружающей среды. Эта

сложная задача требует эффективных методов и больших вычислительных ресурсов, в

том числе искусственного

интеллекта и машинного обучения.

Цель работы в начале сформулирована не совсем корректно как "разработка алгоритма оценки изменений между

соседними сегментами аэрофотоснимков", а в заключении как "автоматизированное выявление пространственно-

структурных изменений". Это скорее средство достижения цели, а главная цель видится как "повышение

надежности мониторинга, качества прогнозирования отказов, выявления аномалий" или что то в этом роде.

Научная новизна состоит в предложенном методе сравнения и анализа аэрофотоснимков на основе известного

индекса структурного сходства Structural Similarity Index Measure (SSIM) и стандартных статистических

показателей среднеквадратического отклонения Mean Squared Error (MSE) или Mean Squared Deviation (MSD).

В статье приведен теоретический базис решаемой проблемы, сравнительный анализ существующих методов. Описана

предложенная методология анализа информации с БПЛА. Особое внимание уделено задачам прогнозирования

отказов, обнаружению зон с повышенным риском. Несомненным преимуществом работы является ее апробация на

тестовом сгенерированном изображении.

Статья изложена грамотным техническим языком, понятным читательской аудитории в данной предметной области.

Структура оформления материала, цель, задачи, литературный обзор, дискуссия, заключение, библиография,

оформлены в соответствии с требованиями журнала "Программные системы и вычислительные методы". Все

иллюстрации приемлемого качества по критерию читабельности надписей. Библиография содержит 13 ссылок, как

на российскую, так и на зарубежную научную литературу.

Критических замечаний нет, другие рекомендации:

1. Слишком длинное название статьи для понимания сути работы широкой аудиторией читателей, не заглядывая в

основной текст. Рекомендуется сформулировать покороче и более четко.

2. Аббревиатуры MSE, SSIM, БПЛА определены многократно.

3. В первом абзаце раздела "Методология" вместо математического обозначения пробел.

4. Формулы не пронумерованы и их качество "как картинки" оставляет желать лучшего.

5. Переменные $x_{i,j}$, G_{1i} , G_{2i} , I_i , I_j , N_{ij} и т. д. без индексов.

6. Встречаются лишние пробелы перед формулами и рис. 2.

7. Разделителем целой и дробной части в русском языке должна быть запятая, например $MSE=5656.49$

неправильно.

8. В библиографии ссылки № 9 и № 11 содержат неполную информацию об издании.

Общий вывод: статья может быть принята к публикации в журнале "Программные системы и вычислительные методы"

с незначительными доработками.

Результаты процедуры повторного рецензирования статьи

В связи с политикой двойного слепого рецензирования личность рецензента не раскрывается.

Со списком рецензентов издательства можно ознакомиться [здесь](#).

Статья посвящена разработке метода автоматизированного анализа аэрофотоснимков, полученных с беспилотных летательных аппаратов (БПЛА), на основе комбинации метрик структурного сходства (SSIM) и средней квадратичной ошибки (MSE). Цель исследования — повышение точности выявления пространственных изменений для мониторинга технических систем, инфраструктурных объектов и экологических рисков. Автор предлагает инновационный подход, включающий предварительную обработку изображений (переход в LAB-пространство, шумоподавление), сегментацию и расчет SSIM и MSE для оценки различий между соседними участками. Метод позволяет количественно оценивать структурные и пиксельные изменения, обеспечивая высокую интерпретируемость результатов при низких вычислительных затратах. Экспериментальная часть демонстрирует применение метода на тестовом изображении, разделенном на 56 сегментов. Построенные тепловые карты SSIM и MSE подтвердили возможность точной локализации аномалий и зон с выраженными текстурными изменениями.

Ключевые преимущества метода:

- Устойчивость к изменениям освещенности и шумам;
- Отсутствие необходимости в предварительном обучении, в отличие от нейросетевых подходов;
- Возможность интеграции в автономные системы мониторинга на базе беспилотных летательных аппаратов.

Результаты исследования имеют практическую значимость для задач предиктивного обслуживания инфраструктуры, экологического контроля и управления надежностью технических систем. Перспективы дальнейшего развития включают адаптацию пороговых

значений метрик и гибридизацию с методами машинного обучения.

Исследование отвечает на вызовы современного мониторинга с использованием БПЛА, где традиционные методы (разностные изображения, машинное обучение) обладают ограничениями в точности и ресурсоемкости. Предложенный метод актуален для задач предиктивной диагностики инфраструктуры и экологического контроля.

Новизна работы заключается в комбинации SSIM и MSE для пространственного анализа сегментов, что обеспечивает интерпретируемость и низкие вычислительные затраты. Автор также предлагает адаптацию метода для реального времени, что отличает его от нейросетевых решений, требующих больших данных.

Статья хорошо структурирована: введение четко формулирует проблему, методология детализирована, результаты наглядно представлены, а обсуждение критически анализирует преимущества и ограничения. Стиль изложения научный, но доступный, с корректным использованием терминологии.

Автор делает обоснованные выводы о эффективности метода, подтвержденные экспериментальными данными. Отмечены перспективы дальнейшего развития, включая интеграцию с машинным обучением и адаптацию пороговых значений.

Статья будет полезна исследователям в области дистанционного зондирования, специалистам по обработке изображений и разработчикам систем мониторинга на основе БПЛА. Практическая значимость метода делает его интересным для промышленных и экологических приложений.

Статья представляет собой завершенное научное исследование с высокой степенью новизны и практической значимости. Методология проработана, результаты достоверны, а выводы обоснованы.

Рекомендация: принять к публикации без доработок.