

DOI: <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.11.40>

УДК: 621.396

ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ КОЛИЧЕСТВА УРОВНЕЙ ДИСКРЕТИЗАЦИИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ НА ИНФОРМАТИВНОСТЬ ПОЛУЧАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А. В. Кокошкин, Е.П. Новичихин

ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН, Фрязинский филиал
141190, Фрязино, пл. Введенского, 1

Статья поступила в редакцию 19 сентября 2025 г.

Аннотация. В этой работе исследовалось влияние количества уровней дискретизации данных на информативность получаемых изображений. Установлено, что при прочих равных условиях, реконструкция искаженных изображений возможна только при учете характерных особенностей важных для исследователя объектов. Одним из критически значимых параметров являются величины радиуса корреляции анализируемого изображения относительно величины искомых объектов. Оптимальный выбор количества уровней дискретизации должен основываться на конкретных задачах и условиях применения данных дистанционного зондирования. Важно находить баланс между качеством изображений и ресурсами, доступными для их обработки и анализа.

Ключевые слова: обработка изображений, метрики оценок качества, уровни дискретизации, методы реконструкции изображений.

Финансирование: Работа выполнена в рамках государственного задания ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН.

Автор для переписки: Кокошкин Александр Владимирович, shvarts65@mail.ru

Введение

Дистанционное зондирование (ДЗ) Земли стало неотъемлемой частью современной науки и техники, предоставляя ценную информацию о состоянии окружающей среды, природных ресурсах и антропогенном воздействии. Данные ДЗ, получаемые с различных платформ (спутники, самолеты, дроны), преобразуются в цифровые изображения, которые затем анализируются для извлечения полезной информации. Ключевым этапом этого процесса является дискретизация аналогового сигнала, полученного сенсором, в цифровой формат. Количество уровней дискретизации, или битовая глубина, напрямую влияет на точность представления исходного сигнала и, следовательно, на информативность получаемых изображений. В данной статье мы рассмотрим влияние количества уровней дискретизации на качество и информативность данных ДЗ, а также обсудим компромиссы, связанные с выбором оптимального значения.

Дискретизация – это процесс преобразования непрерывного аналогового сигнала в дискретный цифровой сигнал. В контексте ДЗ, аналоговый сигнал представляет собой электромагнитное излучение, отраженное или излученное от поверхности Земли. Этот сигнал измеряется сенсором и преобразуется в цифровое значение. Уровни дискретизации определяют количество возможных значений, которые может принимать цифровой сигнал. Обычно они выражаются в битах. Например, 8-битное изображение имеет $2^8 = 256$ уровней дискретизации, а 16-битное изображение – $2^{16} = 65536$ уровней. Чем больше уровней дискретизации, тем точнее цифровой сигнал представляет исходный аналоговый сигнал.

8-битные изображения: часто используются для визуализации данных ДЗ и для задач, где не требуется высокая точность представления данных. Например, для создания карт растительности или для мониторинга изменений в землепользовании.

16-битные изображения: используются для задач, требующих высокой точности представления данных, таких как классификация объектов с близкими

спектральными характеристиками, анализ изменений в состоянии растительности и мониторинг загрязнения окружающей среды.

32-битные изображения (с плавающей точкой): используются для представления физических величин, таких как температура поверхности или концентрация загрязняющих веществ. Эти изображения позволяют представлять широкий диапазон значений с высокой точностью.

Более высокая битовая глубина позволяет захватывать более широкий диапазон значений яркости. Это особенно важно для сцен с высокой контрастностью, где необходимо различать как очень яркие, так и очень темные объекты. Недостаточное количество уровней дискретизации может привести к насыщению (clipping) ярких областей и потере деталей в темных областях.

Увеличение количества уровней дискретизации позволяет более точно представлять тонкие вариации в отражательной способности объектов. Это критически важно для задач классификации, где необходимо различать объекты с близкими спектральными характеристиками.

Дискретизация вносит шум, известный как шум квантования. Этот шум возникает из-за округления аналогового сигнала до ближайшего дискретного значения. Увеличение количества уровней дискретизации уменьшает величину шага квантования и, следовательно, снижает уровень шума.

Изображения с более высокой битовой глубиной позволяют применять более сложные алгоритмы обработки, такие как фильтрация, сегментация и классификация, с большей точностью и эффективностью. Например, алгоритмы, основанные на анализе текстуры, могут лучше работать с изображениями, имеющими больше уровней дискретизации.

Хотя человеческий глаз обычно не может различать все уровни яркости в 16-битном изображении, увеличение количества уровней дискретизации может улучшить визуальное восприятие изображения, особенно при отображении с использованием различных методов растяжения гистограммы.

Увеличение битовой глубины приводит к значительному увеличению объема данных. Например, 16-битные изображения занимают в два раза больше места, чем 8-битные. Это может стать проблемой при хранении, передаче и обработке больших объемов данных, особенно в условиях ограниченных ресурсов. Необходимость в более мощных системах хранения и обработки данных может увеличить затраты на инфраструктуру.

Более высокое количество уровней дискретизации требует большего времени для обработки изображений. Алгоритмы, работающие с 16-битными изображениями, могут быть медленнее, чем те, которые работают с 8-битными. Это может быть критично в ситуациях, когда требуется быстрая обработка данных, например, в реальном времени.

Не все программные продукты и алгоритмы обработки изображений поддерживают работу с высокими битовыми глубинами. Это может ограничить выбор инструментов для анализа и визуализации данных, что также может повлиять на эффективность работы.

В некоторых случаях увеличение количества уровней дискретизации может привести к переизбытку информации, что затрудняет интерпретацию данных. Например, в задачах, где различия между объектами незначительны, высокая битовая глубина может не дать значительного выигрыша в информативности, но усложнит анализ.

1. Выбор моделей изображений и исходные данные

В предложенной работе исследуется влияние количества уровней дискретизации исходного искаженного изображения на результат реконструкции. Т.е. исходное искаженное изображение моделируется в пяти вариантах:

1) Машинная точность (численный процессор Mathcad работает с числами, имеющими 17 десятичных разрядов).

2) 16-битное изображение – $2^{16} = 65536$ уровней дискретизации (яркости).

3) 8-битное изображение – $2^8 = 256$ уровней дискретизации (яркости).

4) 6-битное изображение – $2^6 = 64$ уровней дискретизации (яркости).

5) 4-битное изображение – $2^4 = 16$ уровней дискретизации (яркости).

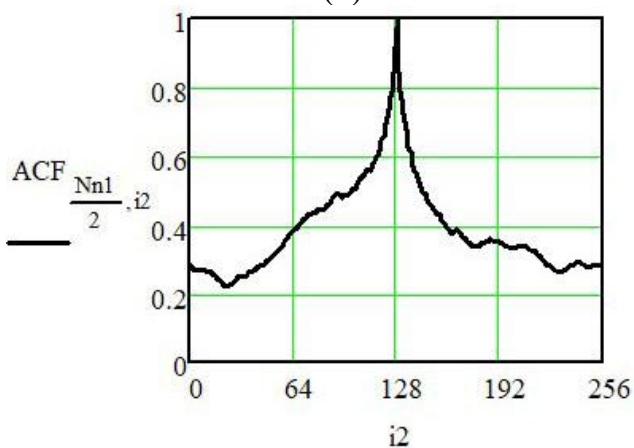
Результаты по дальнейшему снижению уровней дискретизации здесь не приводятся, поскольку это приводит к неустойчивым результатам по распознаванию восстановленных изображений. В качестве тестовых образцов выбраны два 8-битных изображения размером 256 на 256 пикселей рис. 1а и рис. 1б.



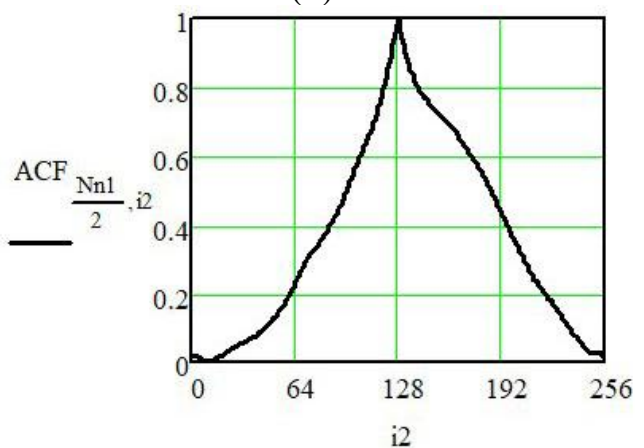
(а)



(б)



(в)



(г)

Рис. 1. Тестовые изображения: «Сан-Диего» – а); «Танк» – б). Нормированные автокорреляционные функции для изображений: «Сан-Диего» – в); «Танк» – г).

Исходные изображения, с целью выявить их «узнаваемость», протестированы с помощью онлайн-сервиса визуальной аналитики от компании «Яндекс» для распознавания текста и объектов на изображениях с помощью

программных моделей машинного обучения. В результате идентификация прошла успешно. Оpoznаны, как характер изображений (танк и аэрокосмическое изображение морского порта), так и даже сами оригиналы изображений, фрагменты которых используются в качестве тестовых образцов («танк Abrams наехал на машину» и «авианосец в порту Сан-Диего»). На рис. 1в и рис. 1г показаны нормированные автокорреляционные функции (АКФ) тестовых образцов. Радиус корреляции (падение АКФ до 0,7) для изображения «Сан-Диего» равен 4 пикселя, для изображения «танк» = 16 пикселей. Таким образом, радиус корреляции изображения «танк» в четыре раза больше радиуса корреляции изображения «Сан-Диего». Это обстоятельство будет иметь влияние на результаты реконструкции.

В качестве искажения выбрана Аппаратная функция дефокусировки, дополнительно, для усложнения задачи, на тестовые изображения воздействуют спектрально-локальными помехами. При указанных выше условиях исследуется влияние шума дискретизации (шума квантования) на реконструкцию искаженного изображения. Какие-либо другие шумы (мультипликативные, аддитивные) или помехи при моделировании исключаются. Тестируемые методы: метод перенормировки с ограничением (МПО (Constrained Renormalization Method (CRM))); адаптивный метод опорного изображения (АМОИ (Adaptive Reference Image Method (ARIM))); Фильтр Винера (ФВ (Wiener Filter (WF))); Модификация фильтра Винера на основе АМОИ (МФВ (Modified Wiener Filter (MWF))) [1 – 9].

Рис. 2а. демонстрирует исходное изображение рис. 1а искаженное аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом $S_0 = 6$, дискретизации с машинной точностью, нормированное по градациям яркостей от нуля (черный цвет), до 255 (белый цвет). Рис. 2б. иллюстрирует исходное искаженное изображение (рис. 2а), но в 16 градациях яркости. При внимательном изучении рис. 2б можно различить эти уровни яркостей.

Подобную операцию проводим для каждого варианта уровней дискретизации меньше 256. После этого проводим (разными методами)

реконструкцию искаженных изображений, оцениваем их качество по объективным критериям и сравниваем полученные результаты между собой. Адаптация предложенной метрики производится таким образом, чтобы в конечном итоге можно было сравнивать качество реконструированных изображений от машинной точности и 16-и битных с 4-х битными. Для этого приводим результаты восстановлений к размерности 8-и битных цифровых изображений.

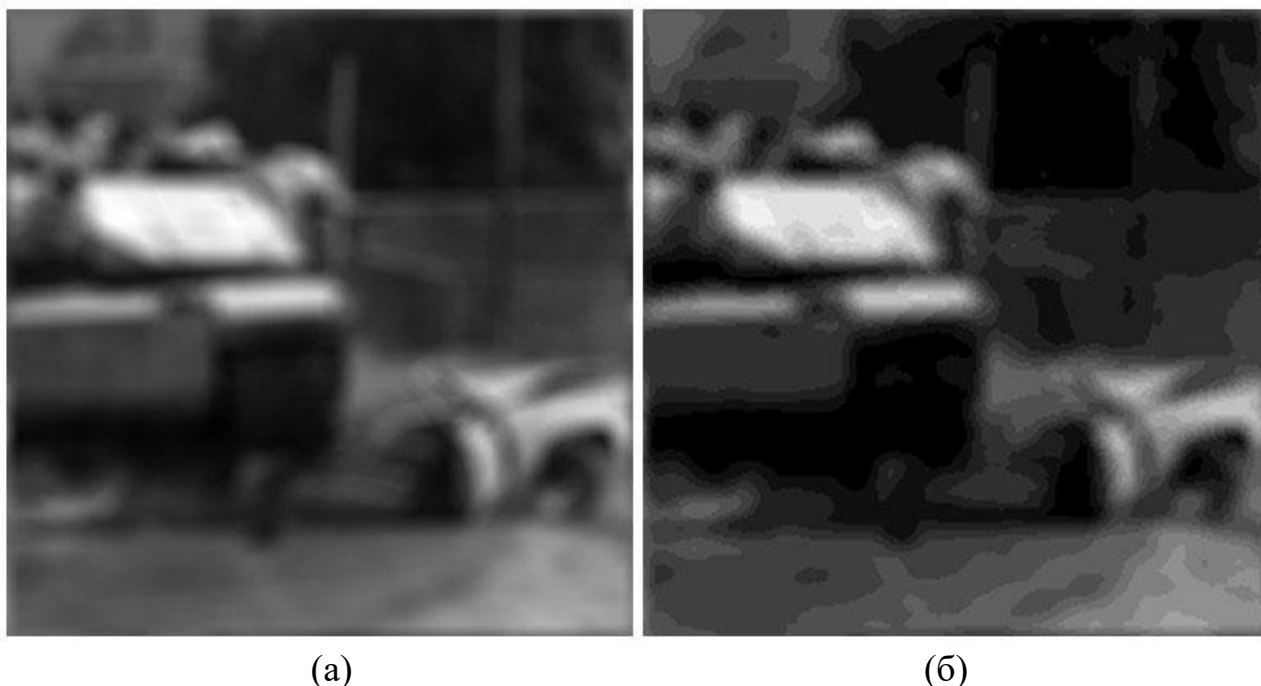


Рис. 2. Исходное изображение рис. 1а искаженное аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом размером $S_0 = 6$, машинная точность, размер 256 на 256 пикселей – а). Изображение рис. 2а, 16 уровней дискретизации – б).

Таким образом, при любом количестве уровней дискретизации исходных данных, восстановление производится по 8-и битному стандарту (256 уровней дискретизации). Приведя к одному размеру квантование яркости реконструкций, исследуется влияние количества уровней дискретизации исходных данных с разной дискретизацией на информативность получаемых при восстановлении изображений. На рис. 3а и рис. 3в изображен, с машинной точностью, в логарифмическом масштабе, центрированный амплитудный пространственный спектр исходного изображения, искаженного аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом $S_0 = 6$ (рис. 2а). На рис. 3б и рис. 3г

изображен для 16 уровней дискретизации, в логарифмическом масштабе, амплитудный пространственный спектр изображения рис. 2б.

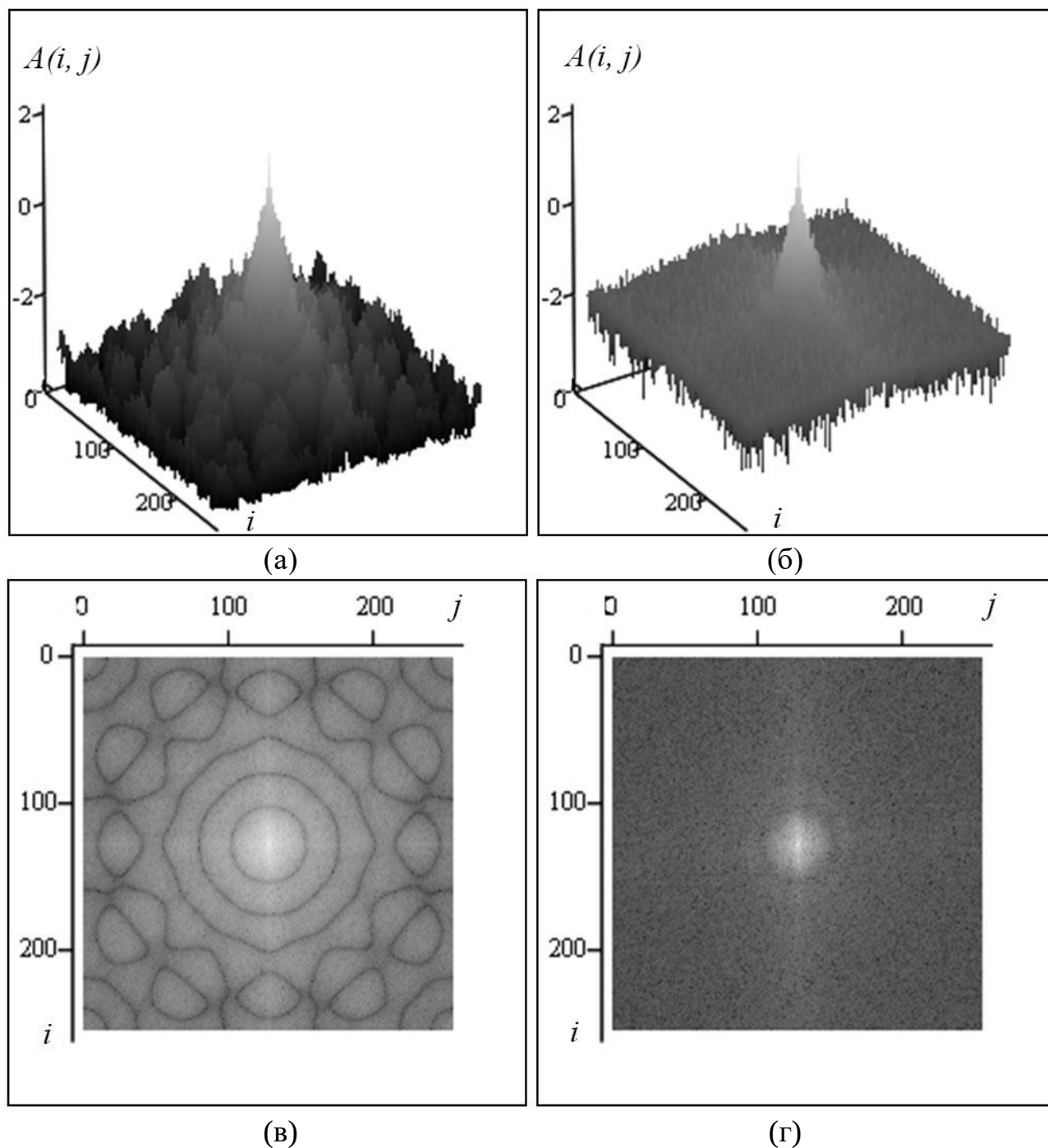


Рис. 3. Амплитудные пространственные спектры, в логарифмическом масштабе, для изображений: рис. 2а («машинная точность» вид сбоку) – а) и («машинная точность» вид сверху) – в); рис. 2б (16 уровней дискретизации вид сбоку) – б) и (16 уровней дискретизации вид сверху) – г).

2. Сравнительный анализ работы методов реконструкции

Реконструкция искажения аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом $S_0 = 6$, при отсутствии других шумов и помех и при дискретизации «машинная точность» не вызывает никаких затруднений у используемых для восстановления методов. Аналогично хорошо методы работают при дискретизации 65536 уровней яркости. Существенное снижение качества восстановления начинается после уменьшения количества уровней квантования менее 256. Ниже показаны результаты реконструкции для самого трудного из рассматриваемых здесь случаев. Рис. 4 демонстрирует восстановление искаженного изображения при 16 уровнях дискретизации (рис. 2б) разными методами (МПО, АМОИ, ФВ, МФВ).

При восстановлении с помощью фильтра Винера, для каждого из уровней дискретизации, вручную (по объективным критериям (метрикам)) подбирался соответствующий коэффициент (соответствующий отношению сигнал/шум) для наилучшего результата реконструкции. Эти коэффициенты использовались и далее в реконструкции с помощью модифицированного фильтра Винера. Метод перенормировки с ограничением и адаптивный метод опорного изображения не нуждаются в подобной подгонке, поскольку разработаны для реконструкции изображений при неизвестных шумах и помехах [7, 8].

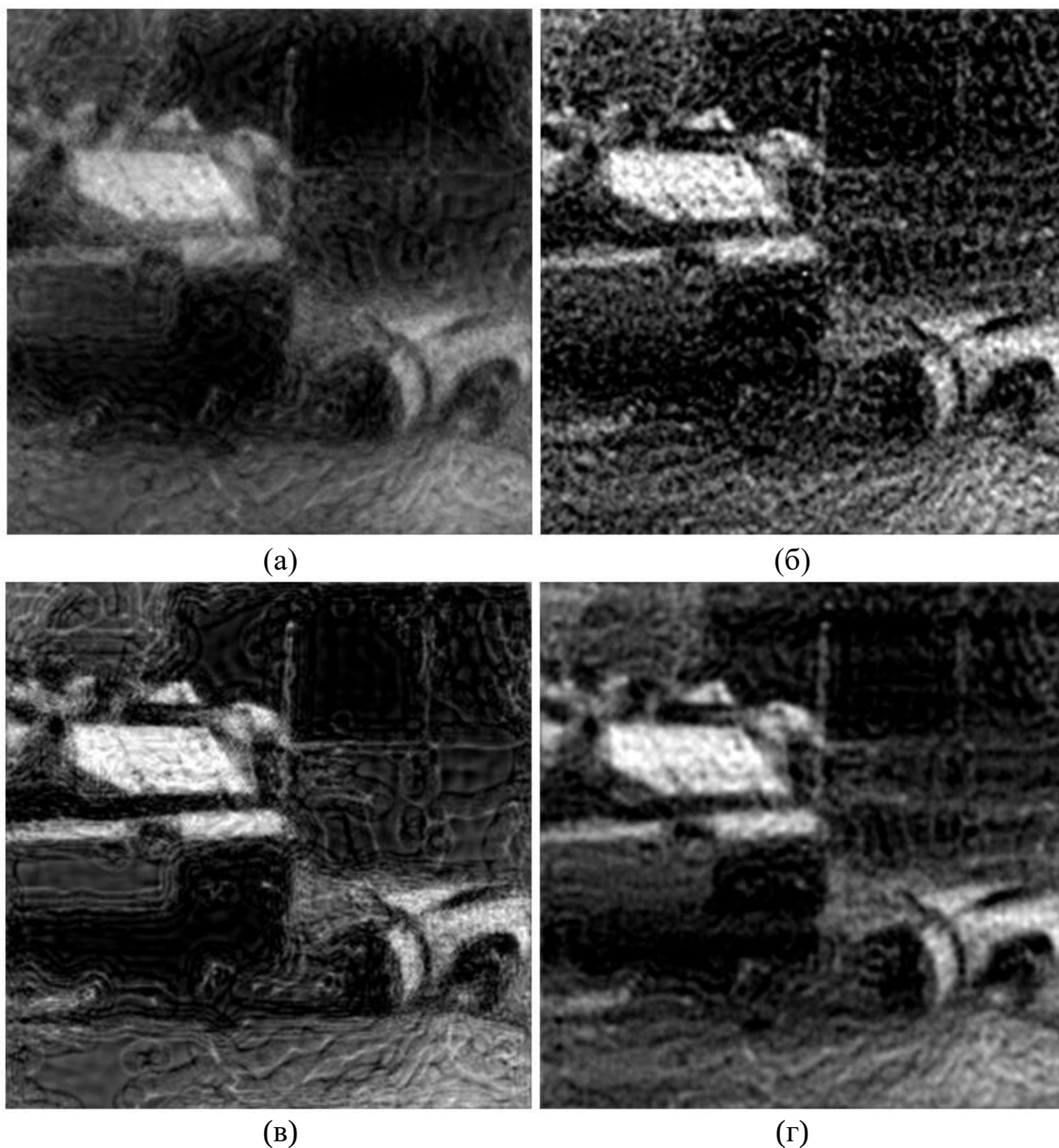


Рис. 4. Реконструкции рис. 2б (16 уровней дискретизации) с помощью МПО – а), АМОИ – б), ФВ – в), МФВ – г).

Для сравнения реконструированных изображений (*Reconstruction*) с «идеальным» (*Original*) вычисляем объективные метрики оценок качества восстановленных изображений. «Абсолютная ошибка» (Absolute Error, *AE*), где $N1 = 256$ и $N2 = 256$; $i1$ и $i2$ – индексы пикселей на плоскости изображения:

$$AE = \sum_{i1=0}^{N1-1} \sum_{i2=0}^{N2-1} (|Original_{i1,i2} - Reconstruction_{i1,i2}|)$$

Средняя абсолютная ошибка (Mean Absolute Error, *MAE*):

$$MAE = \frac{AE}{N1 \cdot N2}$$

При превышении *MAE* уровня 64 (для 8-битных изображений) устанавливаем *MAE* = 64. В итоге получим выражение для адаптивной средней абсолютной процентной ошибки (Adaptive Mean Absolute Percentage Error, *AMAPE*):

$$AMAPE = 100 - \left(\frac{MAE \cdot 100}{64} \right)$$

На рис. 5а, для тестового изображения «Танк», в виде графиков, для разных методов реконструкции, представлена вычисленная адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка *AMAPE*. Обозначения на графике означают:

По вертикальной оси:

- ECRM – ошибка восстановления МПО (Error Constrained Renormalization Method)
- EARIM – ошибка восстановления АМОИ (Error Adaptive Reference Image Method)
- EWF – ошибка восстановления ФВ (Error Wiener Filter)
- EMWF – ошибка восстановления МФВ (Error Modified Wiener Filter)

По горизонтальной оси отложено число уровней дискретизации:

- $d_i = 0$ – «машинная точность»
- $d_i = 1$ – 65536 уровней дискретизации
- $d_i = 2$ – 256 уровней дискретизации
- $d_i = 3$ – 64 уровней дискретизации
- $d_i = 4$ – 16 уровней дискретизации

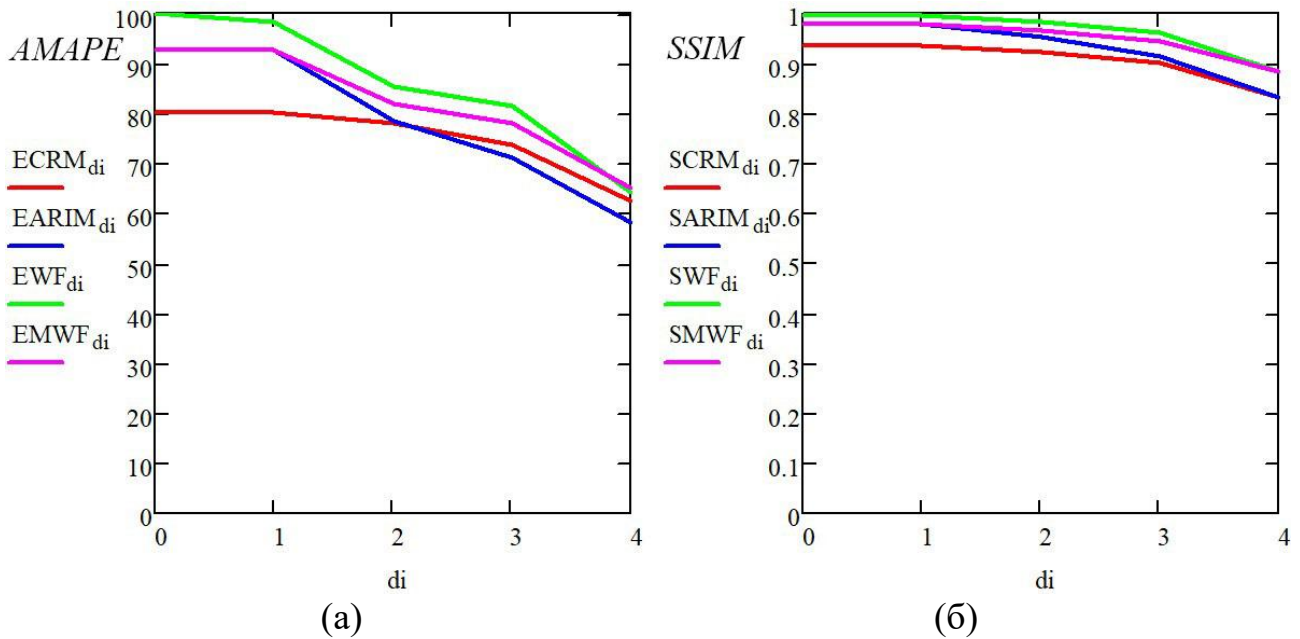


Рис. 5. Метрики для реконструкций искаженного изображения «Танк». Адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка (AMAPE) – а). Мера структурного подобия (SSIM) – б). В зависимости от числа уровней дискретизации d_i (значения d_i см. в тексте).

На рис. 5б, для тестового изображения «Танк», в виде графиков, для разных методов реконструкции, представлена мера структурного подобия (Structural Similarity Index Measure, SSIM). Обозначения на графике означают:

По вертикальной оси:

- SCRM – ошибка восстановления МПО (SSIM Constrained Renormalization Method)
- SARIM – ошибка восстановления АМОИ (SSIM Adaptive Reference Image Method)
- SWF – ошибка восстановления ФВ (SSIM Wiener Filter)
- SMWF – ошибка восстановления МФВ (SSIM Modified Wiener Filter)

По горизонтальной оси обозначения аналогичны рис. 5а.

Оценки качества реконструированных изображений количественно указывают их «похожесть» на «идеальное» исходное неискаженное изображение. Из сравнительного анализа рис. 1б и рис. 2б; рис. 4 и рис. 5 можно сделать заключение о том, что метрика AMAPE более чувствительна к искажениям (артефактам) на восстановленных изображениях чем SSIM. Не смотря на явно видимые ореолы на исследуемых образцах, мера

структурного подобия показывает высокое соответствие оригиналу (ближе к 1 (т.е. к 100 процентам)). Даже при 16 уровнях дискретизации SSIM для всех методов реконструкции выше 0,8. Это означает более чем 80 процентное соответствие для идентификации изображений. Что касается адаптивной средней абсолютной процентной ошибки, то ее значения изначально (для «машинной точности») выше 90 процентов (за исключением МПО – немного более 80 процентов). С уменьшением количества уровней дискретизации AMAPE снижается до уровня 58 – 65 процентов. Из анализа графиков рис. 5 можно сделать заключение о том, что в отсутствии дополнительных помех, классический фильтр Винера (EWF, SWF – зеленый цвет на графиках) хорошо справляется с поставленной задачей, особенно при большом количестве уровней дискретизации. А модифицированный ФВ (EMWF, SMWF – фиолетовый цвет на графиках) приближается к нему по всем показателям. Отдельно стоит отметить метод перенормировки с ограничением. Он, не смотря на относительно не такие высокие показатели метрик, показывает самую лучшую стабильность на всем диапазоне изменений градаций яркостей (ECRM, SCRM – красный цвет на графиках).

При дополнительном анализе был использован Онлайн-сервис визуальной аналитики от компании «Яндекс» для распознавания текста и объектов на изображениях с помощью программных моделей машинного обучения. Объект на изображениях рис. 4 (танк) был опознан интеллектуальной системой «Яндекс» как некое транспортное средство (автомобиль, трактор и т.п.) для всех методов реконструкции. Это означает что при целенаправленном обучении системы искусственного интеллекта принципиально возможно уверенное распознавание объектов на изображениях с автокорреляционной функцией радиусом 16 пикселей. Что касается тестового изображения «Сан-Диего», то при малом количестве уровней дискретизации восстановление происходит совсем не так хорошо. Система распознавания образов, анализируя рис. 6, не может определить даже то, что это аэрокосмическое изображение. Причем рис. 6а (дефокусировка с машинной точностью) тоже вызывает

затруднения у интеллектуальной системы. Естественно, это же можно сказать и про реконструированные изображения рис. 7. Таким образом можно сделать заключение о том, что мелкие детали на изображении «Сан-Диего» не могут быть восстановлены, слишком мал радиус корреляции (4 пикселя).

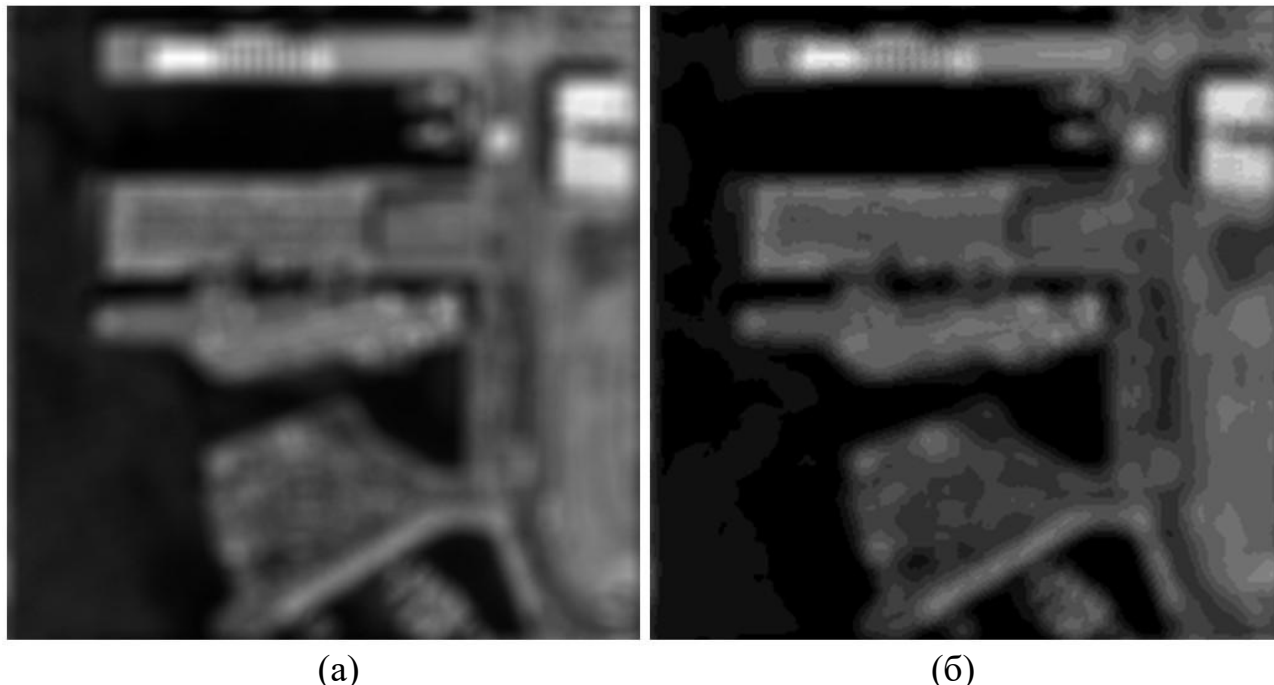


Рис. 6. Исходное изображение рис. 1а искаженное аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом размером $S_0 = 6$, машинная точность, размер 256 на 256 пикселей – а). Изображение рис. 6а, 16 уровней дискретизации – б).

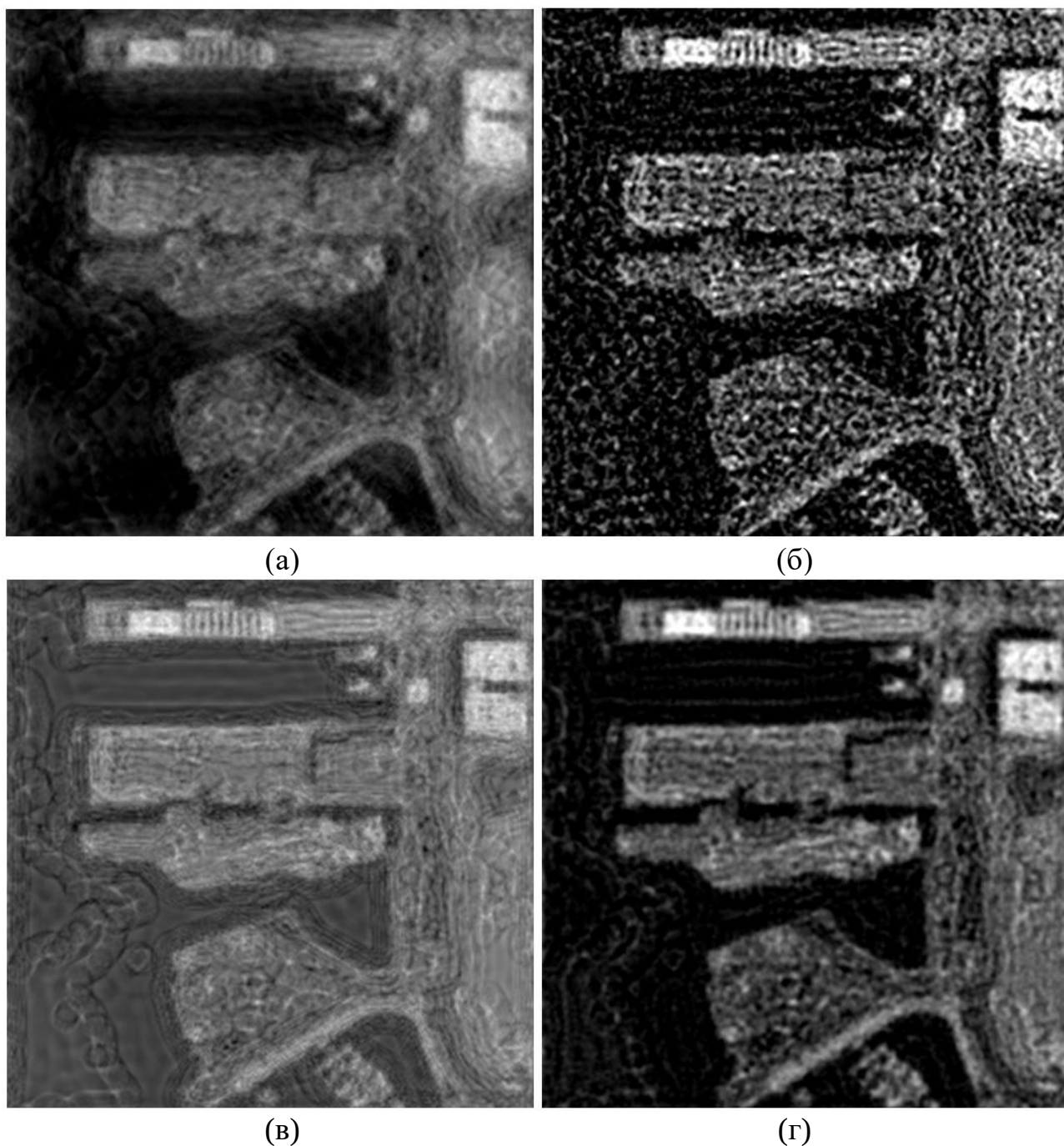


Рис. 7. Реконструкции рис. 6б (16 уровней дискретизации) с помощью МПО – а), АМОИ – б), ФВ – в), МФВ – г).

На рис. 8а, в виде графиков, для разных методов реконструкции рис. 7, представлена вычисленная адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка АМАРЕ. На рис. 8б, в виде графиков, для разных методов реконструкции рис. 7, представлена мера структурного подобия SSIM. Обозначения на графиках рис. 8 аналогичны обозначениям на рис. 5.

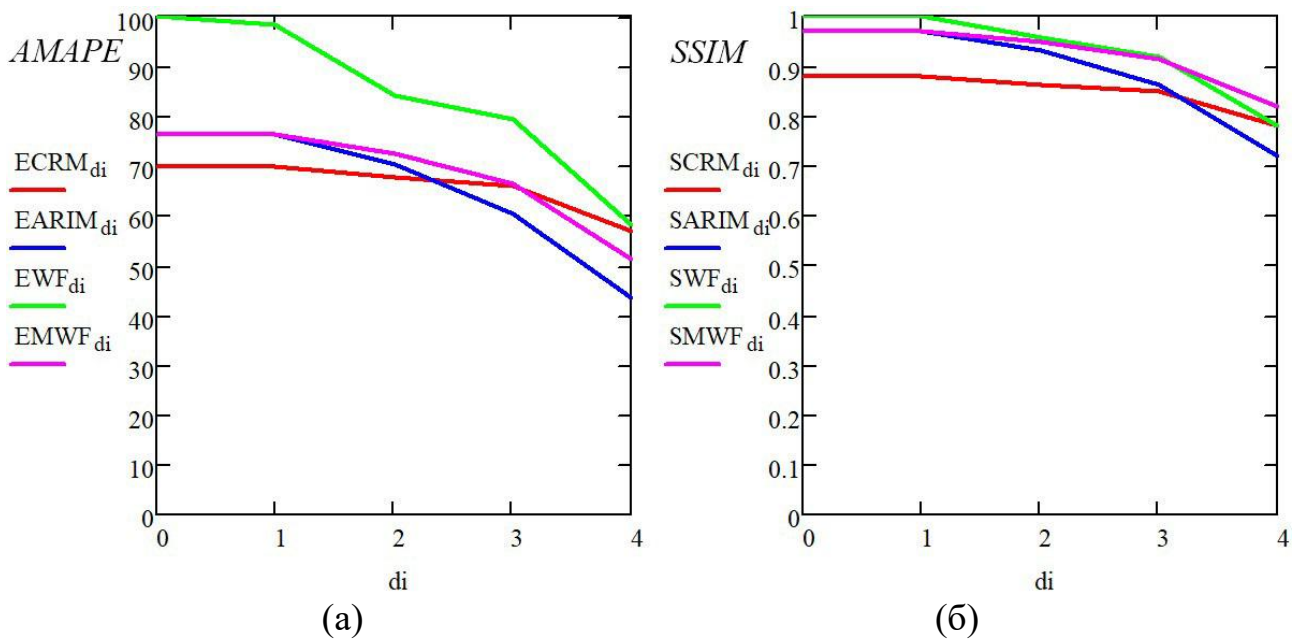


Рис. 8. Метрики для реконструкций искаженного изображения «Сан-Диего». Адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка (AMAPE) – а). Мера структурного подобия (SSIM) – б). В зависимости от числа уровней дискретизации d_i (значения d_i см. в тексте).

Из сравнительного анализа всех восстановленных изображений и графиков для метрик можно сделать заключение о том, что метрика AMAPE более чувствительна к искажениям (артефактам) на восстановленных изображениях чем SSIM. Причем она на рис. 8, при 16 уровнях дискретизации, падает ниже 60 процентов. Это хорошо согласуется с тем, что система распознавания не справляется с задачей идентификации объектов на изображении. SSIM для всех методов реконструкции, при 16 уровнях дискретизации, выше 0,7. Это должно означать более чем 70 процентное соответствие оригиналу. Но интеллектуальная система распознавания образов не может определить характер изображений. Таким образом можно сделать заключение о том, что предложенная здесь метрика адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка может служить дополнительным инструментом при оценке качества изображений, применительно к задачам распознавания образов и объектов на изображениях.

Усложним задачу. Добавим на изображения, искаженные аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом $S_0 = 6$ спектрально-локальные помехи (СЛП), и только затем произведем дискретизацию. На рис. 9 показаны тестовые

изображения «Сан-Диего» и «Танк» искаженные аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом размером $S_0 = 6$, машинная точность с СЛП «Рябь».

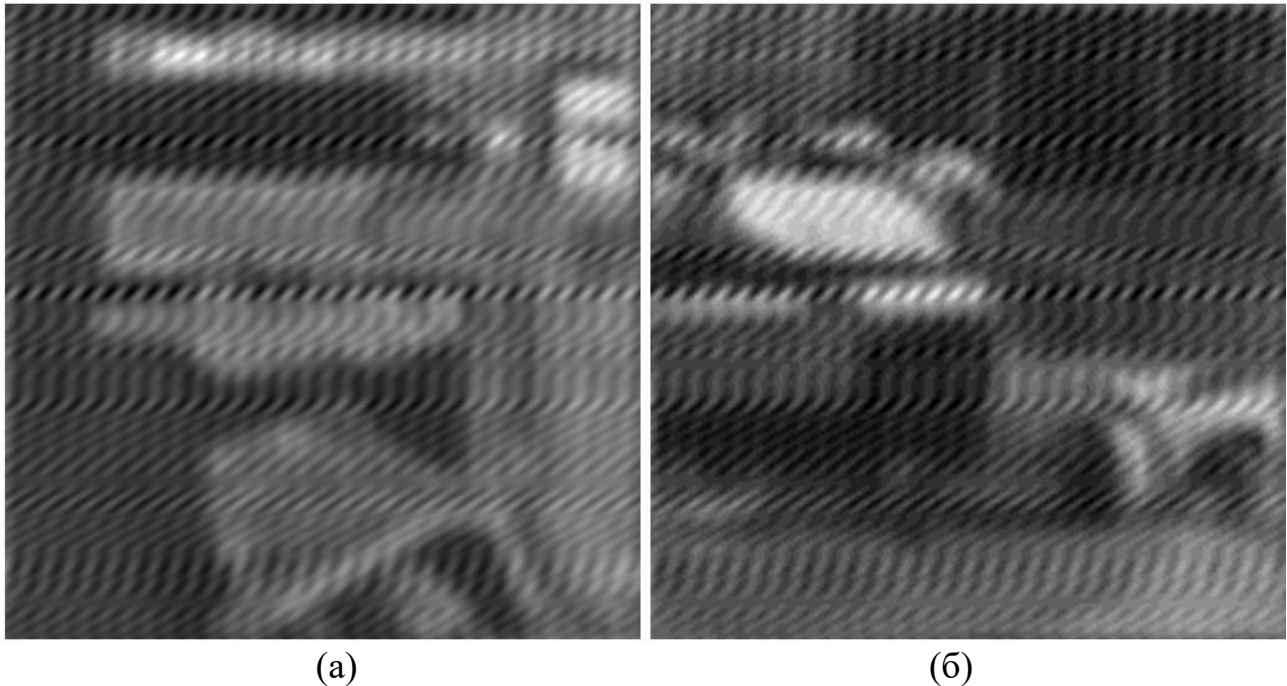


Рис. 9. Изображение рис. 1а, искаженное аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом размером $S_0 = 6$, машинная точность с СЛП «рябь» – а). Изображение рис. 1б, искаженное аппаратной функцией «круглое пятно» радиусом размером $S_0 = 6$, машинная точность с СЛП «рябь» – б).

Рис. 10б демонстрирует как выглядит эта СЛП на амплитудном пространственном спектре для рис. 9а «Сан-Диего» (машинная точность). Внешне спектр для изображения «Танк» выглядит очень похоже, поэтому здесь не приводится. Рис. 10б показывает вид сверху рис. 10а. Спектрально-локальная помеха выглядит на спектре как два узких гребня. Рис. 10в и рис. 10г показывают аналогично искаженное изображение с СЛП, но при 16 уровнях дискретизации. На изображениях рис. 9, в отличие от рис. 2б и рис. 6б, не видно артефактов подчеркивающих градации уровней яркостей. Они маскируются «рябью» вызванной СЛП. Здесь онлайн-сервис визуальной аналитики от компании «Яндекс» для распознавания объектов на изображениях не распознает характер изображений (в отличии от случая для изображения «Танк» без спектрально-локальных помех).

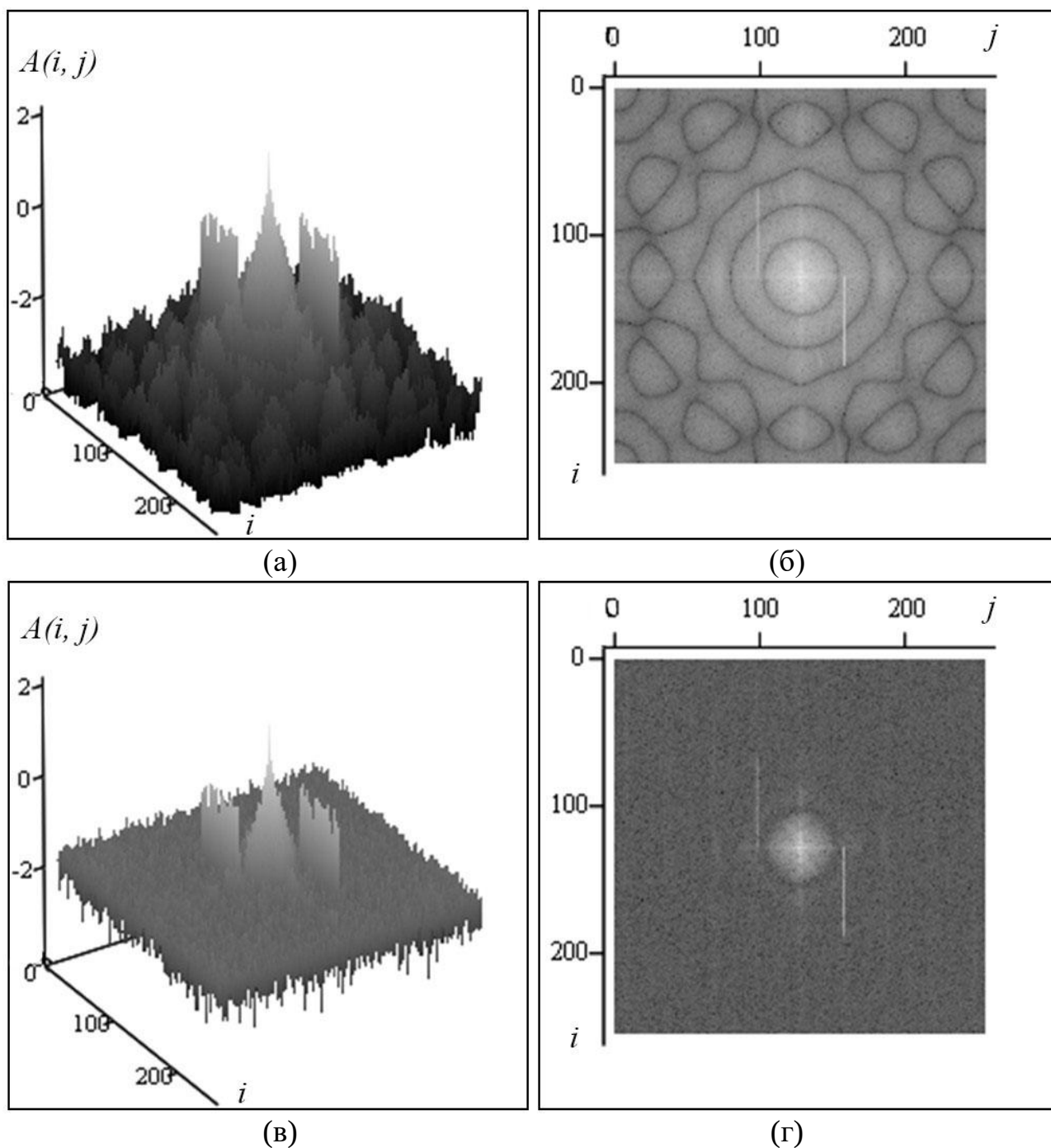


Рис. 10. СЛП «рябь». Амплитудные пространственные спектры, в логарифмическом масштабе, для изображения «Сан-Диего» («машинная точность» вид сбоку) – а) и («машинная точность» вид сверху) – б); Амплитудные пространственные спектры, в логарифмическом масштабе, для изображения «Сан-Диего» (16 уровней дискретизации вид сбоку) – в) и (16 уровней дискретизации вид сверху) – г).

Все методы реконструкции, кроме ФВ, хорошо справляются с нейтрализацией СЛП и восстановлением искажения «дефокусировка». Для восстановления с помощью ФВ и МФВ использовались коэффициенты, как и ранее, для каждого из уровней дискретизации, вручную подобранные при

отсутствии СЛП (предыдущие примеры). Метод перенормировки с ограничением и адаптивный метод опорного изображения не нуждаются в подобной подгонке, поскольку по своей идеологии они не позволяют гармоникам спектра восстановленного изображения превысить верхний заданный предел превышения над Универсальным Опорным Спектром (УОС) [7, 8].

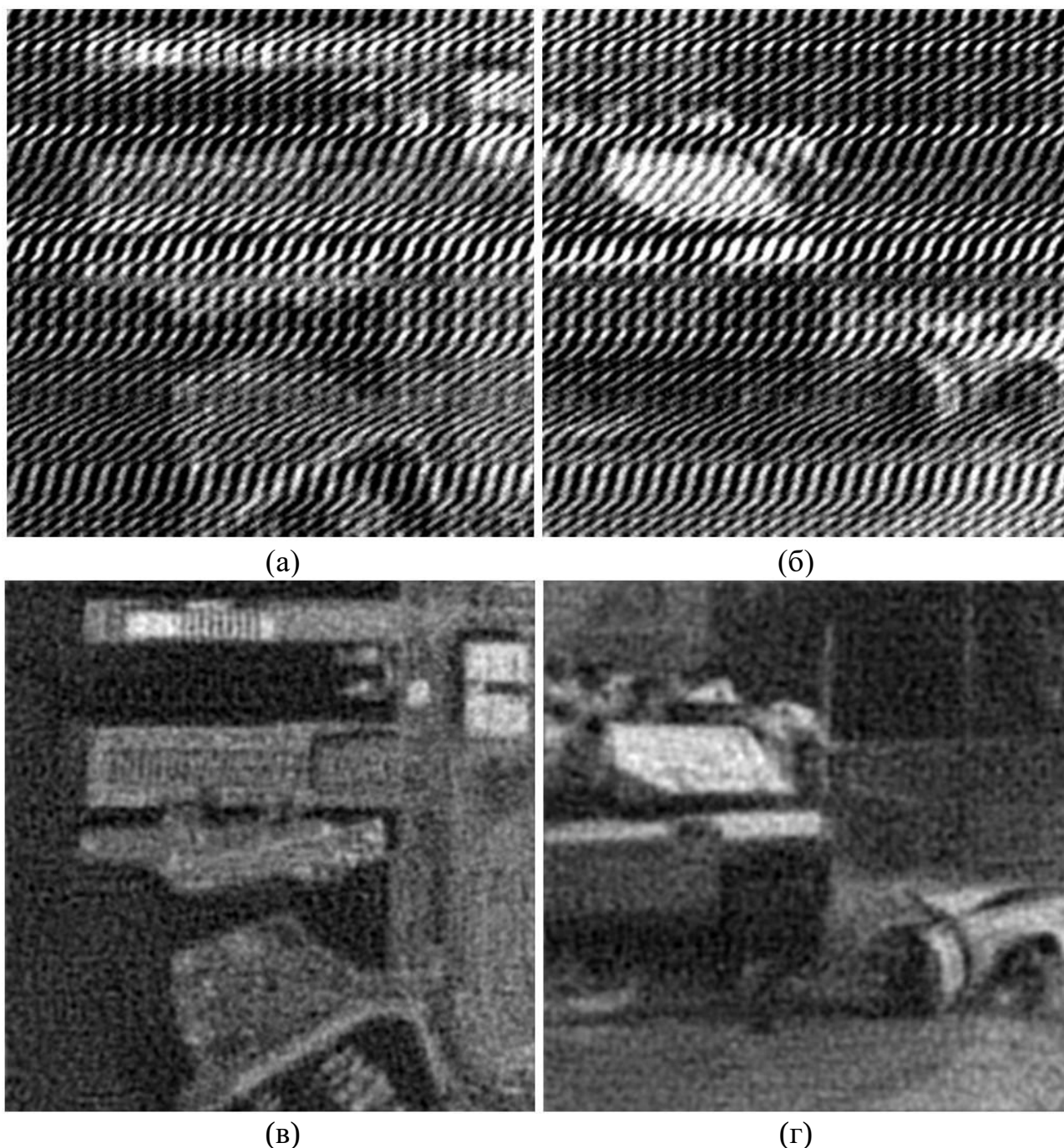


Рис. 11. Реконструкции искаженных изображений со СЛП «рябь» рис. 9 (16 уровней дискретизации) с помощью ФВ – а) и б); МФВ – в) и г).

Для демонстрации результатов, как и при отсутствии СЛП, на рис. 11 показаны реконструкции для самого тяжелого из рассматриваемых случаев (при 16 уровнях дискретизации). Рис. 11 демонстрирует восстановление искаженного изображения рис. 9. Чтобы не перегружать текст статьи, на рис. 11 показаны реконструкции только для классического Фильтра Винера и Модифицированного Фильтра Винера. Соответственно на рис. 11: ФВ «Сан-Диего» – а), ФВ «Танк» – б); МФВ «Сан-Диего» – в), МФВ «Танк» – г). При внимательном рассмотрении рис. 11 становится очевидным, что классический фильтр Винера не справляется с поставленной задачей. На рис. 11а и рис. 11б видны сильные артефакты, мешающие распознаванию образов. А на рис. 12а можно рассмотреть причину этого – не подавленную спектрально-локальную помеху (два гребня гармоник, существенно превышающих верхний предел заданный с помощью УОС – голубой цвет). Таким образом, подтверждается возможность эффективно бороться с СЛП в автоматическом режиме с помощью МПО, АМОИ и МФВ.

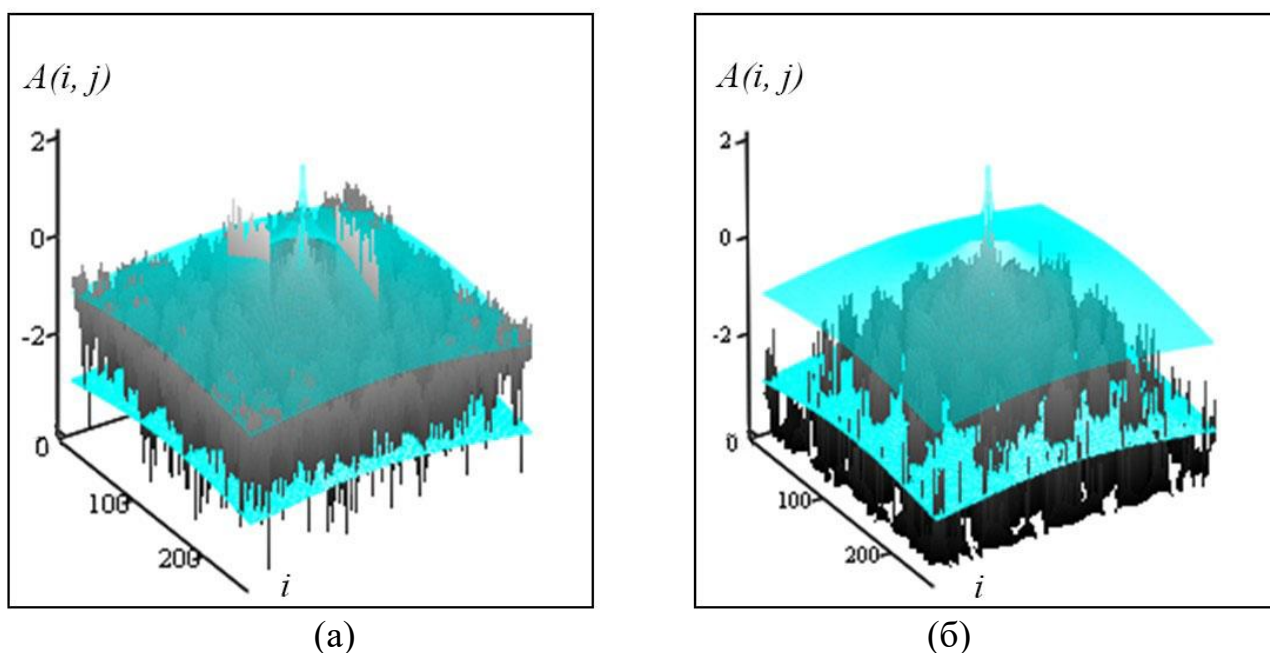


Рис. 12. Амплитудные пространственные спектры, в логарифмическом масштабе, для дефокусированного изображения «Сан-Диего» со СЛП «рябь» рис. 9а. (16 уровней дискретизации) реконструированного с помощью: Фильтр Винера – а); Модифицированный Фильтр Винера – б).

Голубым цветом показаны уровни ограничения сверху и снизу по амплитуде (на основе УОС [7, 8]).

На рис. 13а и рис. 13в, в виде графиков, для разных методов реконструкции рис. 9, представлена вычисленная адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка AMAPE. На рис. 13б и рис. 13г, в виде графиков, для разных методов реконструкции рис. 9, представлена мера структурного подобия SSIM. Обозначения на графиках рис. 13 аналогичны обозначениям на рис. 5.

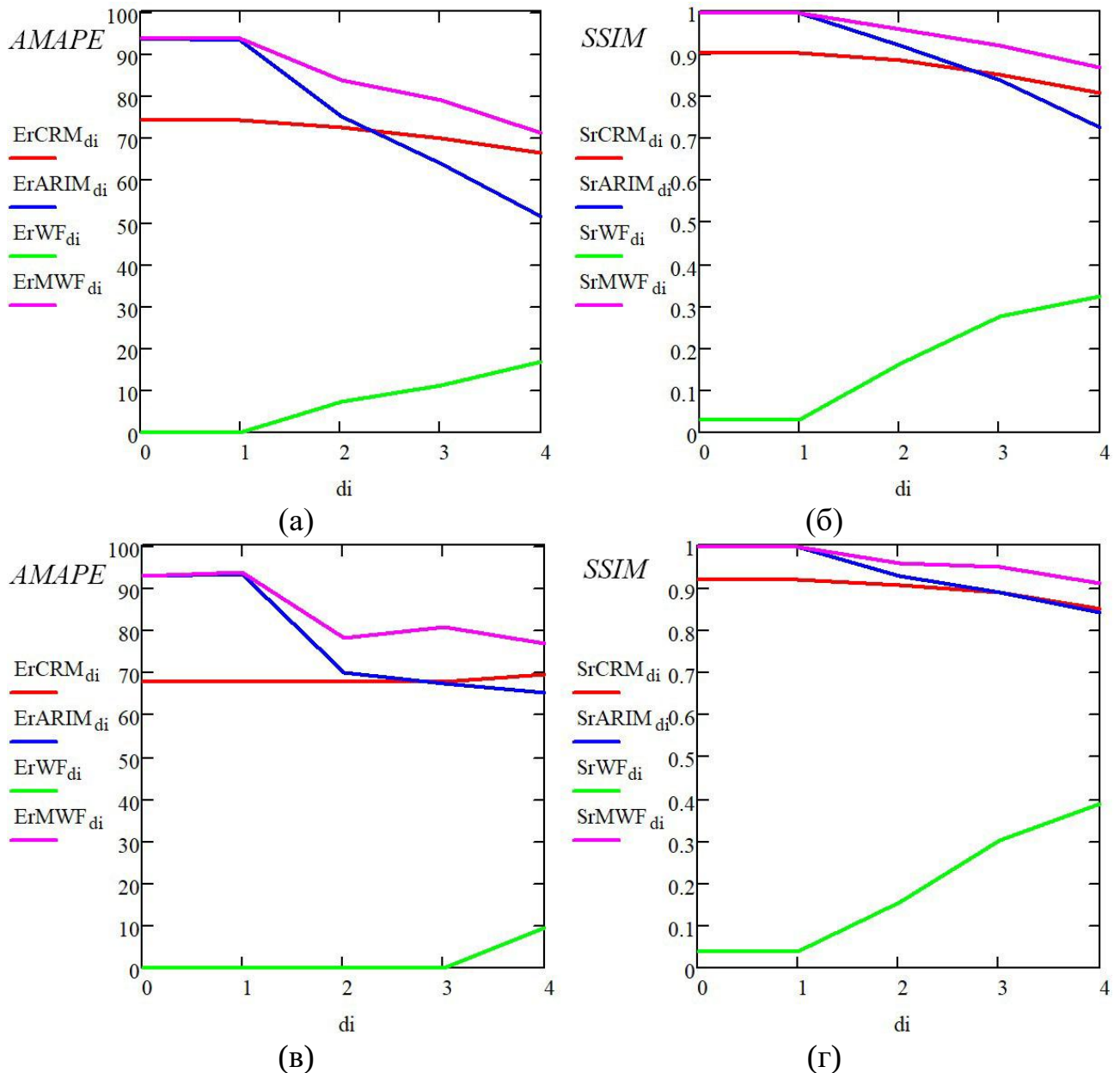


Рис. 13. Метрики для реконструкций искаженных изображений со СЛП «рябь».

В зависимости от числа уровней дискретизации d_i (значения d_i см. в тексте): Образец «Сан-Диего» Адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка – а).

Образец «Сан-Диего» Мера структурного подобия – б). Образец «Танк» Адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка – в). Образец «Танк» Мера структурного подобия – г).

Результаты сравнительного анализа указывают на достаточно высокое качество работы использованных методов восстановления (адаптивный метод опорного изображения, метод перенормировки с ограничением, модификация фильтра Винера на основе АМОИ). По результатам исследования (рис. 11, рис. 12, рис. 13) можно констатировать что при наличии СЛП модифицированный фильтр Винера лидирует по всем показателям даже при малом количестве градаций яркости. Еще раз стоит отметить метод перенормировки с ограничением. Он, не смотря на относительно не такие высокие показатели метрик при больших количествах уровней дискретизации, показывает самую лучшую стабильность на всем диапазоне изменений градаций яркостей. При наличии спектрально-локальных помех классический фильтр Винера не справляется с поставленной задачей.

На основании выше приведенного материала можно сделать заключение о том, что при прочих равных условиях, реконструкция искаженных изображений возможна только при учете характерных особенностей важных для исследователя объектов. Одним из критически значимых параметров являются величины радиуса корреляции анализируемого изображения относительно величины искомым объектов. В наших примерах это относительно уверенное распознавание танка или отсутствие идентификации деталей на рис. «Сан-Диего» (вплоть до невозможности определить характер изображения). Выявляется качественная схожесть оценок по метрикам «адаптивная средняя абсолютная процентная ошибка» (Adaptive Mean Absolute Percentage Error, AMAPE) и «мера структурного подобия» (Structural Similarity Index Measure, SSIM), а их количественные расхождения позволяют говорить об их взаимодополняемости.

При выборе оптимального количества уровней дискретизации для данных ДЗ следует учитывать следующие факторы:

Тип сенсора и его характеристики: разные сенсоры имеют разные динамические диапазоны и уровни шума. Необходимо учитывать эти характеристики при выборе битовой глубины. Например, сенсоры с высоким

динамическим диапазоном требуют большего количества уровней дискретизации для полного представления данных.

Тип исследуемой поверхности: разные типы поверхностей имеют разные характеристики отражения. Для поверхностей с высокой контрастностью, таких как горные районы или городские ландшафты, требуется большее количество уровней дискретизации, чем для однородных поверхностей, таких как сельскохозяйственные поля.

Цель исследования: цель исследования определяет необходимую точность представления данных. Для задач классификации, где необходимо различать объекты с близкими спектральными характеристиками, требуется большее количество уровней дискретизации, чем для задач, где достаточно грубой оценки.

Доступные ресурсы: объем данных, время обработки и доступное программное обеспечение также влияют на выбор битовой глубины. Необходимо учитывать эти ограничения при принятии решения.

Возможность постобработки: некоторые методы постобработки, такие как шумоподавление и коррекция атмосферных искажений, могут улучшить качество изображений с низким количеством уровней дискретизации. Однако эти методы не всегда могут компенсировать недостаток информации, связанный с низкой битовой глубиной.

Заключение

Влияние количества уровней дискретизации на информативность изображений дистанционного зондирования является важным аспектом, который необходимо учитывать при проектировании систем сбора и обработки данных. Увеличение битовой глубины позволяет улучшить динамический диапазон, точность представления данных и снизить шум квантования, что в свою очередь способствует более эффективному анализу и интерпретации изображений. Однако необходимо также учитывать компромиссы, связанные с объемом данных, временем обработки и необходимостью в

специализированном программном обеспечении. Одним из критически значимых параметров являются величины радиуса корреляции анализируемого изображения относительно величины искомых объектов.

Оптимальный выбор количества уровней дискретизации должен основываться на конкретных задачах и условиях применения данных ДЗ. Важно находить баланс между качеством изображений и ресурсами, доступными для их обработки и анализа. В будущем, с развитием технологий и алгоритмов обработки данных, можно ожидать увеличения эффективности использования данных ДЗ с высоким количеством уровней дискретизации, что позволит получать более точную и детальную информацию о состоянии Земли.

Финансирование: Работа выполнена в рамках государственного задания ИРЭ им. В.А. Котельникова РАН.

Литература

1. Gonzalez R.C., Woods R.E., Digital Image Processing. NJ.: Prentice Hall, International Version 3rd Edition. – 2012. – 1071 p.
2. Бейтс Р., Мак-Доннелл М. Восстановление и реконструкция изображений: Пер. с англ. – Мир – 1989. – 288 с.
3. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: В 2-х кн. – 1982. – 738 с.
4. Грузман И.С. и др. Цифровая обработка изображений в информационных системах // Новосибирск: НГТУ. – 2002. – С. 352.
5. Hanke M., Neubauer A., Scherzer O. A convergence analysis of the Landweber iteration for nonlinear ill-posed problems // Numerische Mathematik. – 1995. – V. 72. – №. 1. – P. 21-37. <https://doi.org/10.1007/s002110050158>
6. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep learning // nature. – 2015. – V. 521. – №. 7553. – P. 436-444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
7. Гуляев Ю.В. и др. Коррекция пространственного спектра, искаженного оптической системой, с помощью метода опорного изображения. Часть 1-3. // Журнал радиоэлектроники. – 2013. – №. 12.

8. Кокошкин А.В. и др. Использование метода перенормировки с ограничением для восстановления искаженных изображений при наличии помех и шума с неизвестными параметрами // Журнал радиоэлектроники. – 2015. – №. 7.
9. Кокошкин А.В., Новичихин Е.П. Модификация фильтра Винера на основе метода опорного изображения. // Журнал радиоэлектроники. 2024. – №. 11.
<https://doi.org/10.30898/1684-1719.2024.11.10>

Для цитирования:

Кокошкин А.В., Новичихин Е.П. Исследование влияния количества уровней дискретизации данных дистанционного зондирования на информативность получаемых изображений // Журнал радиоэлектроники. – 2025. – №. 11. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2025.11.40>