

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
**«БЕЛГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**
(**Н И У « Б е л Г У »**)

ИНСТИТУТ ИНЖЕНЕРНЫХ И ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

**КАФЕДРА ИНФОРМАЦИОННО-ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ
СИСТЕМ И ТЕХНОЛОГИЙ**

**ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ МЕТОДА ВМЗД В ЗАДАЧЕ
ОЧИСТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОТ ШУМОВ**

Выпускная квалификационная работа
обучающегося по направлению подготовки
11.03.02 Инфокоммуникационные технологии и системы связи
заочной формы обучения, группы 12001452
Бабынина Константина Игоревича

Научный руководитель
кандидат технических наук,
доцент кафедры информационно-
телекоммуникационных систем и
технологий НИУ «БелГУ»
Балабанова Т.Н.

Рецензент
кандидат технических наук, доцент,
доцент кафедры прикладной
информатики и информационных
технологий НИУ «БелГУ»
Зайцева Т.В.

БЕЛГОРОД 2019

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
ГЛАВА 1. ОЧИСТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ ОТ ШУМОВОЙ СОСТАВЛЯЮЩЕЙ.....	5
1.1 Источники и виды шумов на изображении.....	5
1.2 Методы очистки изображений от шумов.....	10
2. МЕТОД ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ VM3D.....	28
2.1 Парадигма Compressive sensing.....	28
2.2 Метод VM3D в задаче очистки изображений от шумовой составляющей.....	30
3. ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА VM3D В ЗАДАЧЕ ОЧИСТКИ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОТ ШУМОВ.....	40
3.1 Оценка качества изображения.....	40
3.2 Исследование параметров метода VM3D.....	45
3.3 Очистка изображений от шумовой составляющей методом VM3D.....	53
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	66
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	68

					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>			
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разраб.		<i>Бабынин К.И.</i>			Исследование эффективности метода VM3D в задаче очистки изображений от шумов <i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	Лит.	Лист	Листов
Провер.		<i>Балабанова Т.И.</i>					2	
Рецензент		<i>Зайцева Т.В.</i>				<i>Лист</i>		
Н. контроль		<i>Балабанова Т.И.</i>				<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>		
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
УТВЕРДИЛ		<i>Жиляков Е.Г.</i>			<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>			

ВВЕДЕНИЕ

Задача шумоподавления на цифровых изображениях различного происхождения является весьма актуальной, поскольку визуальное отображение реальности является для человека одним из основных способов познания окружающей действительности.

В настоящее время, с развитием информационно-телекоммуникационных технологий, цифровые изображения получили широкое применение во всех областях жизнедеятельности человека.

Сейчас без использования цифровых изображений невозможно представить охранные системы, исследование земной поверхности с использованием беспилотных летательных аппаратов, медицинскую диагностику, сферу развлечений и т.д.

Так же следует отметить, что используемые в различных задачах цифровые изображения могут быть получены в различных частотных диапазонах. В качестве примера можно привести следующие: снимки УЗИ, рентген, спиральная компьютерная томография в медицине; снимки в инфракрасном диапазоне при зондировании земной поверхности и т.д.

При использовании цифровых изображений нередко возникает задача очистки изображения от шумовой составляющей поскольку на результате регистрации могут содержаться шумы различного происхождения: шумы регистрирующей аппаратуры, шумы природного происхождения и др. Очевидно, что в таком случае возникает задача шумоочистки изображения.

В настоящее время существуют различные подходы к шумоподавлению на цифровых изображениях, однако задача разработки и исследования методов шумоподавления по прежнему является актуальной. Одним из сравнительно недавно разработанных методов является метод BM3D.

Цель выпускной квалификационной работы заключается в проведении исследования возможности применения метода BM3D и его вариаций для решения задачи очистки изображений от шумовой составляющей.

									<i>Лист</i>
									4
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>				

Для достижения цели были сформулированы и решены следующие задачи:

- провести обзор литературных источников по теме исследования;
- разработать алгоритм метода VM3D для очистки изображений от шумовой составляющей;
- определить оптимальные параметры метода VM3D при шумоочистке цифровых изображений;
- провести сравнение метода VM3D и его модификации в задаче очистки изображения от шумовой составляющей.

									<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>				<i>5</i>

земной поверхности, системы охраны. В качестве примера можно привести медицинские изображения, такие как рентгеновские снимки, снимки УЗИ.

Кроме того уменьшение шума является одним из важных моментов при уменьшении битового представления изображений.

При решении задачи уменьшения битового представления изображений может применяться пространственная корреляция элементов изображения, чаще всего используют корреляцию пикселей. Основная задача при реализации таких алгоритмов – это задача обнаружения локальной зашумленности определенного фрагмента изображения, это объясняется тем фактом, что при компрессии изображения шум большой интенсивности может обнаружиться как элемент изображения. Данный аспект может привести к ряду негативных последствий, а именно: увеличить сложность алгоритма компрессии; внести элементы, которые негативно сказываются на качестве сжатого изображения.

В качестве источников шума можно представить следующие причины:

- непосредственно регистрирующее устройство: все оборудование, которое используется для регистрации цифрового изображения содержит собственные шумы, то есть погрешность регистрации;

- условия, при которых осуществляется регистрация изображения: место регистрации изображения не всегда является удовлетворительным, шумовую составляющую могут приносить погодные условия, недостаток освещенности и др.;

- шумовая составляющая, которая возникает при передаче изображения по различным каналам связи;

- шум, возникающий при повреждении информации, которая содержится на различных носителях;

– спекл-шум, который возникает на радиолокационных изображениях и изображениях ультразвуковой диагностики, вызван энергетическими помехами из-за беспорядочно распределенных отражателей сигнала, слишком мелких для того, чтобы их могла отобразить система.

									Лист
									8
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

мелких деталей и четких границ, однако мера $PSNR$ в данном случае будет достаточно большой.

1.2 Методы очистки изображений от шумов

В настоящее время существует большое количество методов и алгоритмов очистки изображений от шумовой составляющей. В современной технике, позволяющей получать стационарные изображения, имеются различные способы подавления шума в момент регистрации изображения, однако, не всегда удается избежать шумовой составляющей на изображении таким способом. Так же, следует отметить, что технические устройства регистрации изображений, позволяющие удалять шумовую составляющую на этапе регистрации, являются дорогостоящими. Таким образом, зачастую шумоподавление реализуется не на этапе регистрации, а на этапе постобработки.

Наиболее распространенные в настоящее время методы и алгоритмы можно подразделить на три вида:

Временные методы — это методы, которые осуществляют усреднение текущего кадра с предыдущими или последующими (данные методы характерны для видеопоследовательностей);

Пространственные методы — это методы, которые осуществляют усреднение текущего пикселя (либо области) изображения с окружающими пикселями (областями);

Пространственно-временные методы — методы, которые сочетают два упомянутых выше подхода.

Рассмотрим вторую группу методов более подробно, так как это методы и алгоритмы, которые используются при удалении шумовой составляющей на изображении. В данной группе можно выделить основные подходы:

- 1) Линейное усреднение пикселей по соседям.
- 2) Медианная фильтрация.
- 3) Математическая морфология.
- 4) Гауссовское размытие.

									Лист
									11
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

Существует еще один вариант метода линейного усреднения пикселей, который был представлен Де Хааном [4-6]. Его модификация заключается в том, что для определения центрального пикселя применяется взвешенная сумма пикселей, которые располагаются в окне анализа, но используются не все пиксели, а те, которые располагаются через один или два относительно центрального и относительно самих себя. Графическая интерпретация представлена на рисунке 1.1б. Данная модификация позволяет удалить низкочастотный шум, который дает большее визуальное искажение изображение по отношению к высокочастотному.

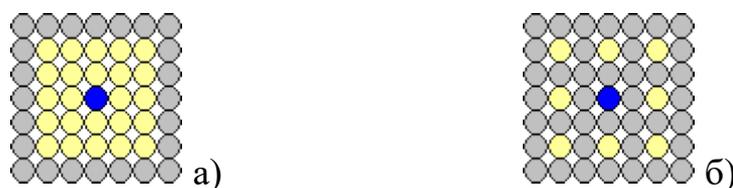


Рисунок 1.1 – Схематическое представление метода линейного усреднения пикселей: а) Стандартный вид окна; б) Вид окна в модифицированном алгоритме (алгоритме Де Хаана)

Медианная фильтрация

Данный вид фильтрации является методом, который предназначен для удаления импульсной шумовой составляющей с изображения

Алгоритм медианной фильтрации, так же, как и метод линейного усреднения, рассматривает значения соседних с анализируемым пикселей. Однако, в данном методе определяется медианное значение анализируемого пикселя и, соответственно, присваивается центральному пикселю.

Алгоритм расчета медианного значения следующий: все пиксели, расположенные в окне анализа сортируются по величине значения их яркости. Медианой будет являться тот элемент массива, который является средним. Имея ввиду данный алгоритм, отметим, что окно анализа для определения медианного значения должно иметь нечетное количество пикселей.

Формула для расчёта медианы имеет следующий вид:

В качестве примера можно предложить следующий алгоритм. Сначала по исходному изображению I вычисляется новое изображение I' , равное полусумме открытия-закрытия и закрытия-открытия исходного изображения. Получим сглаженное изображение, не содержащее шума. Тогда изображение D , равное разнице I и I' , будет содержать весь шум и все те детали исходного изображения, размер которых меньше размера структурного элемента, примененного при морфологических операциях. Предполагая, что амплитуда у шума меньше, чем у деталей, обнулим в D все значения, меньшие некоторого порога, и снова сложим с I' .

Область использования данного метода довольно ограничена, поскольку изображения после математической морфологии приобретают несколько искусственный вид. Таким образом, для реальных фотоизображений он, как правило, не используется, хотя получил широкое применение для различного рода анимированных изображений.

Гауссовское размытие

Гауссовское размытие представляет собой свертку исходного изображения с функцией, которая имеет следующий вид:

$$g(x, y) = Ae^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}}$$

где параметр σ определяет степень размытия, а параметр A дает нормировку. Данная операция представляет собой усреднение текущего пикселя с пикселями, располагающимися по соседству, по закону, который задается функцией Гаусса. Фильтр, смоделированный по указанной выше формуле, является гауссианом. Степень размытия изображения определяется размером фильтра и является прямо пропорциональной к его размеру. Следует отметить, что данный фильтр может быть представлен в следующем виде:

$$g(x, y) = f_1(x)f_2(y).$$

Таким образом, имеется возможность осуществлять свертку последовательно по строкам и по столбцам. Такой прием позволяет ускорить процесс обработки изображения.

						Лист
					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	15
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата		

Остановимся более подробно на типах ДВП.

1. Обычное ДВП

Наиболее часто используемыми базисами при реализации дискретного вейвлет-преобразования являются базис Хаара или Добеши. Однако, при использовании дискретного вейвлет-преобразования для очистки изображения от шумовой составляющей, необходимо учитывать ряд особенностей.

Приведенное ДВП не обладает какой-либо избыточностью, что говорит о том, что число вейвлет-коэффициентов является постоянным на каждом шаге. Рассмотрим это на изображении, которое имеет размерность $N \times N$. Каждый шаг ДВП будет давать нам ровно N^2 коэффициентов. Однако, следует отметить, что ДВП не является инвариантным к сдвигу. В случае, если будет осуществлен сдвиг исходного изображения на один или несколько пикселей, то полученные вейвлет-коэффициенты в этом случае будут иметь другие значения. Это может плохо отразиться на результате обработки изображения, поскольку в том случае, если изменяются высокочастотные вейвлет-коэффициенты, на результирующем изображении могут появляться различного вида артефакты, что приведет к неудовлетворительному результату шумоочистки изображения.

Резюмируя вышесказанное, можно заключить, что целесообразным является использовать для решения задачи очистки изображения от шумовой составляющей дискретного вейвлетного преобразования с количеством коэффициентов большим, чем N^2 на каждом шаге.

Добиться избыточности коэффициентов при реализации ДВП можно различными способами. Одним из которых является неиспользование процедуры прореживания коэффициентов. Рисунок 1.5 иллюстрирует схематично данный способ получения избыточности коэффициентов.

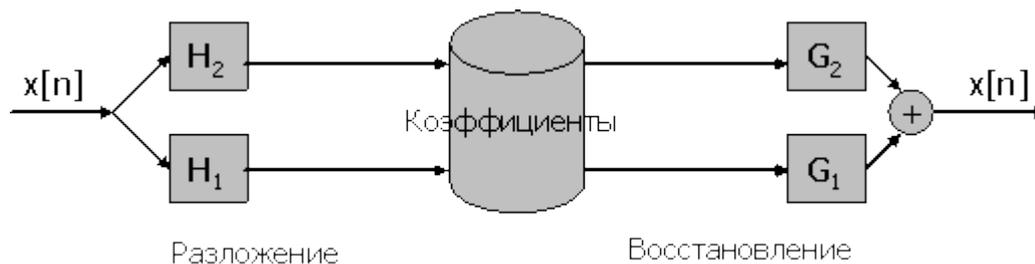


Рисунок 1.5 – Схема одномерного избыточного вейвлет-преобразования

У данного способа получения избыточность имеется один существенный недостаток. При его использовании возникает необходимость большого объема памяти для хранения вейвлет-коэффициентов. На всех уровнях разложения мы имеем $+3N^2$ коэффициентов. При наличии вычислительного устройства, обладающего большим запасом памяти данный недостаток не является существенным, однако может ограничить использование вычислительных устройств с малым запасом памяти.

При использовании ДВП, обладающего определенной избыточностью, нужно применять определенные фильтры, а именно, шаг фильтра должен увеличиваться на каждом из уровней разложения в два раза. Выполнение данного условия является необходимым, поскольку, если осуществлять прореживание, то получим на каждом следующем шаге вейвлет-коэффициенты будут соответствовать все более крупным деталям изображения. В случае, когда прореживание не будет делаться, то шумовая составляющая на изображении будет удаляться лишь в области высоких частот. При увеличении шага осуществляется компенсация отсутствия прореживания.

2. Комплексное ДВП (dual-tree complex DWT)

Комплексное дискретное вейвлет-преобразование в одномерной интерпретации состоит в параллельном применении к изначальному сигналу двух ДВП (с прореживанием) с различными низкочастотными (либо высокочастотными) фильтрами, которые подбираются определенным образом. Далее полученные полосы представляются в виде действительной и комплексной частей сигнала. Полоса первого ДВП, рассматривается как действительная часть комплексного НЧ (ВЧ) сигнала, а полоса второго ДВП - как мнимая.

В двумерном случае сначала вводится понятие действительного ДВП, которое заключено в параллельном применении двух обычных двумерных ДВП с прореживанием (фильтры, опять же, подбираются специальным образом) и вычислении для каждой пары полос их суммы и разности (всего получается шесть вейвлетов, направленных в шести разных направлениях). Двумерное комплексное ДВП состоит из двух параллельно примененных действительных ДВП, одно из

						<i>Лист</i>
					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	20
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

которых аналогично одномерному случаю интерпретируется как мнимая часть комплексного вейвлета, а другое - как действительная. В комплексных вейвлетах подавляются не сами коэффициенты, а их модули (в интерпретации коэффициентов как комплексных чисел).

Рассмотрим преимущества такого ДВП. Во-первых, избыточность стала намного меньше - теперь она составляет $3N^2$ при любом количестве уровней разложений. Во-вторых, такие вейвлеты имеют лучшую направленность и различают, в отличие от обычных вейвлетов, направления в 45° и 135° , что способствует более качественной обработке диагональных границ деталей на изображении (примеры тестовых изображений можно посмотреть на сайте [16]).

В трехмерном случае действительное ДВП будет состоять уже из четырех параллельных ДВП, число полученных в результате вейвлетов будет равно 28 и направлены они будут в 28-ми разных направлениях, а комплексное ДВП также будет состоять из двух параллельных действительных преобразований. Избыточность будет составлять уже $7N^2$ для любого числа уровней разложения (против $+7N^2$ на каждом уровне разложения у обычного ДВП без прореживания). Кроме того, комплексные трехмерные вейвлеты разделяют движение по 28 различным направлениям (обычные ДВП - только по 7-ми).

3. Несепарабельное ДВП (*non-separable DWT*)

Обычное ДВП является сепарабельным. Это значит, что оно может вычисляться отдельно по строкам и по столбцам, причем и для строк, и для столбцов применяются одинаковые фильтры. Несепарабельные ДВП могут лучше адаптироваться к локальным свойствам изображения. Например, анализируя для каждого пикселя его соседей в некотором окне можно минимизировать полезную энергию изображения в ВЧ-полосе и лучше сохранить детали.

4. Направленные вейвлеты (*directional wavelets*)

Как уже было сказано ранее, обычное ДВП разделяет исходный двумерный сигнал по трем направлениям - горизонтальному, вертикальному и диагональному. Причем оба диагональных направления оказываются смешанными в одной полосе. Таким образом, недостатком обычного ДВП

									Лист
									21
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

либо для большей точности самостоятельно оценить доминирующее направление и искать веса, например, по формуле:

$$w = \arg \min_w \sum_{i,j} (|Y_{i,j}| - w^T u_{i,j})^2,$$

где $Y_{i,j}$ - отдельный вейвлет-коэффициент рассматриваемой полосы,

w - вектор, содержащий искомые веса,

$u_{i,j}$ - вектор, состоящий из соседних по отношению к $Y_{i,j}$ вейвлет-коэффициентов.

То есть ищутся такие веса, чтобы взвешенная сумма соседей максимально приближала каждый коэффициент в полосе.

В случае трехмерного вейвлет-преобразования окрестность также рассматривается трехмерная.

Следующие два подхода ориентированы на подавление белого гауссовского шума (хотя по литературным источникам известно, что на практике это методы хорошо работают и для других широкополосных шумов). Пусть исходное изображение содержит аддитивный белый гауссовский шум с нормальным распределением. Аддитивность означает отсутствие корреляции между сигналом и шумом: $NS_i = S_i + N_i$, где NS - обозреваемый зашумленный сигнал, S - исходный чистый сигнал, а N - шум. Тогда для полученных вейвлет-коэффициентов w_i будет также верно:

$$w_i = y_i + z_i, \quad i=1, \dots, n,$$

где y_i - значение вейвлет-коэффициентов без шума,

$z_i \sim N(0, \sigma)$ - вклад шума.

В случае, если дисперсия шума неизвестна, она обычно оценивается как медиана среди абсолютных значений вейвлет-коэффициентов ВЧ-полосы (НН), деленная на 0.6745.

2. Метод, основанный на контексте (Context-based method)

В этом методе шумоподавление осуществляется по формуле плавного уменьшения по порогу, где порог задается следующим образом:

$$T = \frac{\sigma^2}{\sigma_w}$$

									Лист
									24
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

Здесь σ^2 - дисперсия зашумленного сигнала, которая вычисляется таким образом, чтобы обеспечить локальную адаптивность величины порога.

Сначала все вейвлет-коэффициенты группируются по своему контексту, то есть для каждого коэффициента вычисляется среднее абсолютное значение коэффициентов в некоторой его окрестности (контекст), и коэффициенты с близкими средними значениями объединяются в одну группу. Иными словами, для каждого коэффициента с контекстом Z определяется некое подмножество коэффициентов, имеющих самые близкие к Z значения контекстов (как меньшие Z , так и большие Z). После этого значение σ_w вычисляется для каждого вейвлет-коэффициента отдельно как дисперсия определенного для этого коэффициента подмножества. Мощность этого подмножества важно выбрать оптимально, поскольку слишком мало коэффициентов не обеспечат объективной оценки, а слишком много нарушат локальность. Таким образом, мы как бы выделяем похожие области на изображении, которые пространственно могут располагаться далеко друг от друга, и по ним считаем дисперсию.

В этом и заключается основное отличие этого подхода от предыдущего: в предыдущем для оценки степени подавления вейвлет-коэффициентов рассматривались только соседние коэффициенты, а в этом методе рассматриваются коэффициенты со всей полосы вейвлет-коэффициентов.

3. Байесовский подход (Bayesian approach)

Этот метод основан на анализе статистических свойств изображения. Он опирается на предположение, что распределение всех вейвлет-коэффициентов зашумленного изображения представляет собой комбинацию двух нормальных распределений с различными стандартными отклонениями. Типичный вид гистограмм распределения вейвлет-коэффициентов для чистых и зашумленных изображений представлен на рисунках 1.6 (а, б).

					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		25

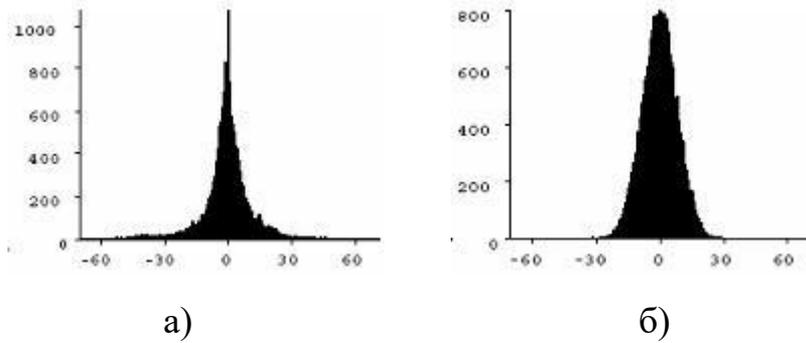


Рисунок 1.6 – Гистограмма распределения вейвлет-коэффициентов для изображения без шума (а) и с шумом (б)

В результате многочисленных экспериментов, приведенных в литературных источниках было установлено, что в общем случае плотность распределения вейвлет-коэффициентов незашумленного изображения довольно точно приближается следующей функцией, называемой обобщенным Лапласианом:

$$p(y) = \frac{v}{2s\Gamma\left(\frac{1}{v}\right)} e^{-\frac{|y|^v}{s}}, (v, s > 0)$$

где $\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ - гамма-функция.

Дисперсия такого распределения вычисляется по формуле:

$$\sigma_w^2 = \frac{s^2\Gamma(3/v)}{\Gamma(1/v)}$$

Шум описывается функцией нормального гауссовского распределения:

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{z^2}{2\sigma^2}}$$

Тогда для зашумленных коэффициентов w имеем:

$$\sigma_w^2 = \sigma^2 + \frac{s^2\Gamma(3/v)}{\Gamma(1/v)}.$$

Поскольку σ_w^2 можно вычислить (это дисперсия исходного зашумленного сигнала), выразим из этой формулы параметр s :

$$s = \sqrt{0.5(\sigma_w^2 - \sigma^2)}$$

Таким образом, модель незашумленного исходного сигнала полностью восстановлена.

Зная распределение исходного сигнала, можно оценить соотношение между шумом и деталями для данной полосы вейвлет-преобразования. Предположим, что вейвлет-коэффициенты, меньшие по модулю некоторого порога T , соответствуют шуму, а коэффициенты, превосходящие по модулю T , соответствуют деталям изображения. Тогда отношение сигнала к шуму на всей полосе будет равно:

$$\rho = \frac{\int_{-\infty}^{-T} p(y)dy + \int_{\infty}^T p(y)dy}{\int_{-T}^T p(y)dy} = \frac{1 - \Gamma_{inc}\left(\left(\frac{T}{s}\right)^v, 1/v\right)}{\Gamma_{inc}\left(\left(\frac{T}{s}\right)^v, 1/v\right)} = \frac{e^{-T/s}}{1 - e^{-T/s}}$$

Здесь $\Gamma_{inc}(x, a) = \frac{1}{\Gamma(a)} \int_0^x t^{a-1} e^{-t} dt$ - неполная гамма-функция.

Значение полученной величины отражает общую зашумленность изображения: чем оно меньше, тем сильнее следует подавлять коэффициенты.

					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		27

данного метода применяются как обработка в частотной области (фильтрация), так и обработка в пространственной области, которая предполагает поиск схожих фрагментов изображения в пространственной области. Такой подход дает возможность объединить достоинства двух подходов к обработке изображений с целью подавления на нем шумовой составляющей.

BM3D (block matching 3d) представляет собой технику обработки изображений, которая применяется не только для шумоподавления на изображении, но и для решения многих других задач цифровой обработки изображений. Данной технике обработки изображений посвящено ряд статей [29],[33]-[36], однако следует заметить, что большая часть информации о данной технике представлена в англоязычных источниках. Суть данной техники заключается в том, что она позволяет получить представление изображения в разреженном виде в спектральном базисе, который может быть адаптирован под конкретное изображение.

Одной из ключевых идей технологии *BM3D* является тот факт, что любое цифровое изображение может быть представлено как совокупность повторяющихся блоков. Следующей идеей является применение совместного 3D преобразования не к отдельному блоку, а к группе блоков. Это позволяет получить разреженное представление изображения, в отличие от применения 2D преобразования к каждому из отдельных блоков.

В общем виде алгоритм метода *BM3D* может быть представлен в следующем виде:

1. Анализу подвергается произвольный блок размер которого является фиксированным (блок представляет собой квадратный фрагмент изображения $k \times k$).

2. Для рассматриваемого фрагмента изображения (блока) осуществляется поиск блоков, которые являются схожими с рассматриваемым. Для определения схожести могут быть использованы различные меры, чаще всего используется l_2 норма разницы блоков.

									Лист
									31
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

3. Проведя данную операцию имеем группы блоков, для каждой из которых осуществляется 3D преобразование. На первом этапе каждый блок подвергается 2D преобразованию, в качестве которого может выступать -DFT, -DCT, -DWT. На следующем этапе осуществляется 1D преобразование, но уже между блоками. В качестве такого преобразования часто используют преобразование Хаара. В результате исходное изображение является представленным в виде коэффициентов, которые образуют спектр данного блока.

4. На следующем этапе осуществляется объединение всех спектров, которые принадлежат к различным группам. Результат представляет собой VM3D преобразование. Так же его называют в литературе VM3D спектром изображения.

В результате, VM3D преобразование представляет собой совокупность групп. Данное преобразование является обратимым, то есть, можно осуществить обратное VM3D преобразование. На первом этапе необходимо провести обратное 3D преобразование для всех групп. На следующем этапе расставить блоки, которые получились по своим первоначальным местам на исходном изображении.

При обратном VM3D преобразовании может быть пересечение различных блоков. В этом случае для определения значения отдельного пикселя может быть использована взвешенная сумма всех пикселей, которые являются пересекающимися. В качестве определения веса могут быть использованы различные алгоритмы. Одним из предложений является использование тех блоков, спектр которых представляется разреженным в большей степени. Данное предложение представлено в статье [34]. Говоря проще, вес является большим для тех блоков, которые содержат большее количество нулевых значений в своем спектре.

Для очистки изображения от шумовой составляющей с использование метода VM3D выполняется следующая последовательность действий: сначала осуществляется VM3D преобразование изображения; далее применяется фильтрация коэффициентов спектра одним из внутренних фильтров; далее осуществляется обратное VM3D преобразование. Внутренняя фильтрация может быть осуществлена следующим образом: замена нулями всех значений

										<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>					32

коэффициентов, которые являются меньшими, по сравнению с определенным порогом.

Представим математические основы метода BM3D.

Исходное зашумленное изображение

$$z: X \rightarrow R$$

может быть представлено в форме

$$z(x) = y(x) + \eta(x),$$

где $x \in X$ — двумерная пространственная координата принадлежащая изображению $X \subset Z^2$,

y — эталонное изображение,

$\eta(x) \sim N(0, \sigma^2)$ — белый гауссовский шум с дисперсией σ^2 .

Под Z_x подразумевается блок фиксированного размера $N_l \times N_l$, где $z \in Z_x$, для которого $z(x)$ — верхний, левый элемент; иначе говоря Z_x расположен по координатам x .

На первом этапе исходное зашумленное изображение Z разбивается на пересекающиеся блоки размером $N_l \times N_l$, например, 8 на 8 пикселей. Затем выбираются опорные блоки Z_{xRr} , в простейшем случае ими являются все блоки изображения. Для каждого опорного блока производится поиск похожих блоков. С целью уменьшения влияния шума в качестве меры похожести используется величина:

$$d(Z_{x_1}, Z_{x_2}) = N_1^{-1} \left\| \gamma \left(\tau_{2D}(Z_{x_1}), \lambda_{thr2D\sigma} \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right) - \gamma \left(\tau_{2D}(Z_{x_2}), \lambda_{thr2D\sigma} \sqrt{2 \log(N_1^2)} \right) \right\|$$

где $x_1, x_2 \in X$, τ_{2D} — оператор двумерного линейного унитарного преобразование (например ДКП, ДПФ),

γ — оператор усечения,

$\lambda_{thr2D\sigma}$ — фиксированный параметр усечения,

$\| \cdot \|$ - обозначает L^2 -норму.

Функция γ определяется как:

									Лист
									33
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

$$\gamma(\lambda, \lambda_{thr}) = \begin{cases} \lambda, & \text{если } |\lambda| > \lambda_{thr} \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

Результат поиска похожих блоков – набор $s_{xR} \subseteq X$ координат блоков определяется как:

$$S_{xR} = \{x \in X | d(Z_{xR}, Z_x) < \tau_{match}\}$$

Для каждого опорного блока, найденные похожие блоки $Z_{x \in S_{xR}}$ организуются в форме трехмерного массива размера $N_1 \times N_2 \times |S_{xR}|$, обозначенного $Z_{S_{xR}}$. К нему применяется унитарное трехмерное преобразование τ_{3D} , что позволяет достичь разреженного представления сигнала. Шум подавляется с помощью пороговой обработки полученных коэффициентов преобразования. Последующее обратное преобразование оператором τ_{3D}^{-1} дает трехмерный массив восстановленных оценок.

Последним шагом является усреднение всех полученных оценок, что дает финальную оценку изображения.

Общая схема метода VM3D представлена на рисунке 2.1.

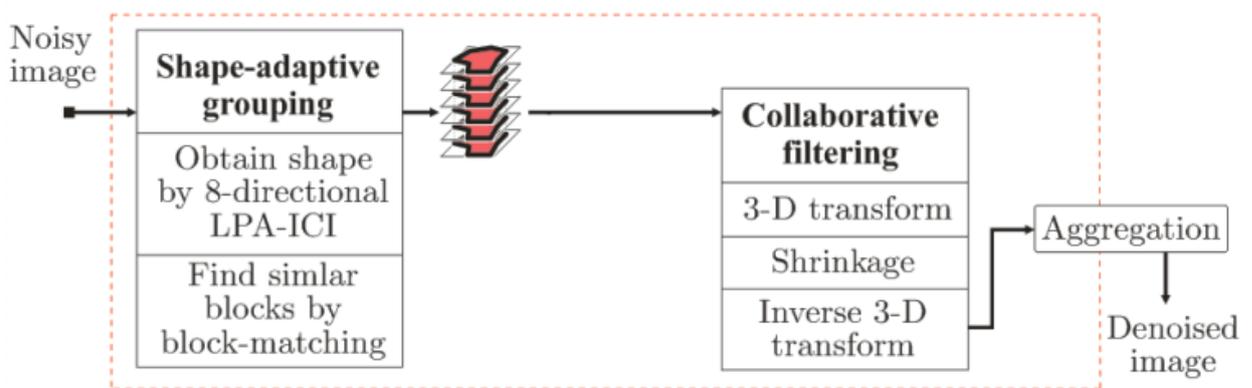


Рисунок 2.1 – Схема алгоритма VM3D

С целью повышения эффективности обработка разделяется на два этапа. На первом для фильтрации используется простая пороговая обработка в частотной области. Полученная оценка используется в качестве источника опорного спектра для Виннеровской фильтрации на втором этапе.

Рассмотрим более подробно каждый из шагов метода VM3D.

На рисунке 2.2 представлен первый этап реализации алгоритма VM3D.

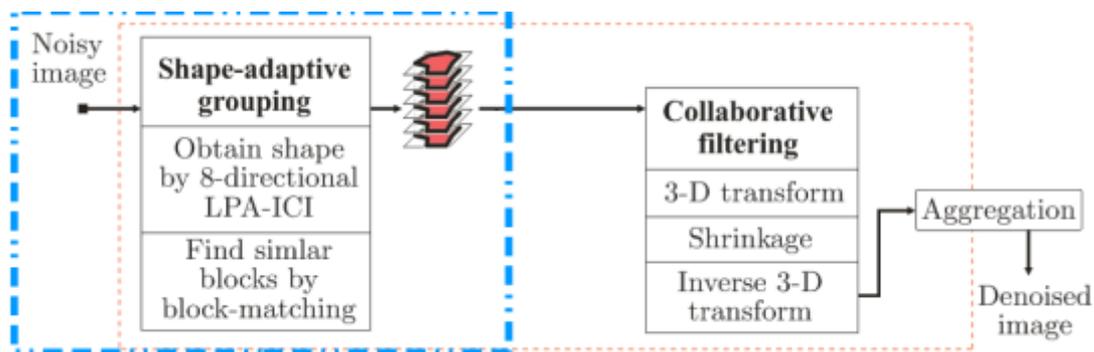


Рисунок 2.2 – Первый этап метода BM3D

Первый этап алгоритма заключается в следующей последовательности действий:

- 1) Возьмем пиксель, выделим его окружение (всего N_{el} пикселей)
- 2) Найдем блоки, схожие со ссылочным (всего N_{br})
- 3) Сформируем трехмерный массив

Второй этап метода BM3D представлен на рисунке 2.3.

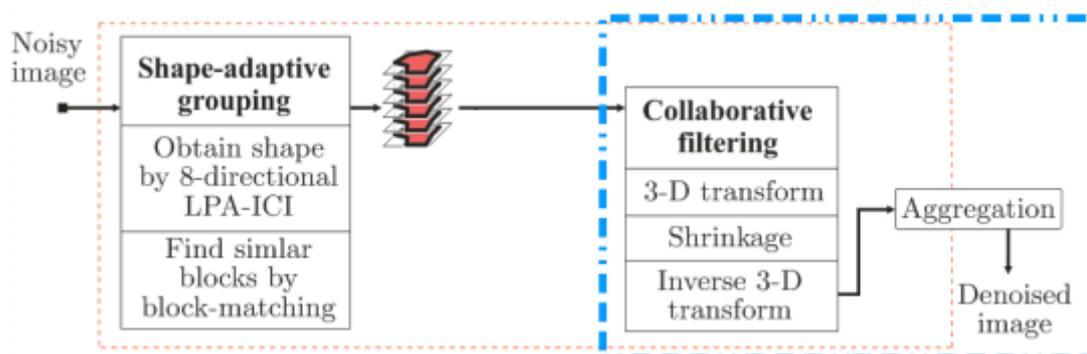


Рисунок 2.3 – Второй этап метода BM3D

Второй этап алгоритма заключается в следующей последовательности действий:

- 1) Применим 1D-преобразование (декомпозицию Хаара) перпендикулярно плоскости блоков
- 2) Выполним сложение слоев (фильтр Виннера)
- 3) Выполним обратное преобразование

4) Запишем полученное изображение в результат

Следует отметить, что у метода BM3D существует расширение, которое дает возможность получить лучшие результаты очистки изображения от шумовой составляющей. Это расширение получило название SAPCA (BM3D Image Denoising with Shape-Adaptive Principal Component Analysis). Данное расширение представлено на рисунке 2.4.

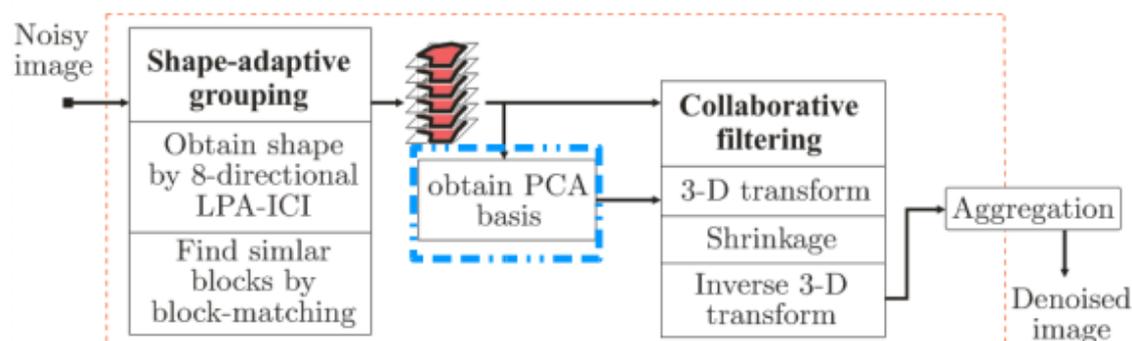


Рисунок 2.4 – Расширение SAPCA метода BM3D

Данное расширение предполагает выполнение действий между первым и вторым этапом обработки, а именно:

1) После поиска блоков осуществляются следующие действия:

$\frac{N_{br}}{N_{el}} \leq \tau$: выполнение обычной фильтрации

$\frac{N_{br}}{N_{el}} > \tau$: выполнение Space-Adaptive фильтрации.

На выходе получаем N_{br} наборов пикселей.

2) Представляем каждый набор значений как столбец (v_i) из N_{el} пикселей.

$C = [v_1, v_2, \dots, v_{N_{br}}][v_1, v_2, \dots, v_{N_{br}}]^T$ – матрица вторых моментов

$U^T C U = S = \text{diag}(s_1, s_2, \dots, s_{N_{el}})$, где U – ортонормированная матрица

s_i – отсортированные собственные значения матрицы.

3) Для декомпозиции используются первые N_{trim} столбцов U

$$N_{trim} = |\{s_i | s_i > \lambda \sigma^2\}|$$

В соответствии с [2] BM3D на настоящий момент является одним из эффективных методов фильтрации по визуальному и критерию пикового соотношения сигнал-шум.

Следует подчеркнуть актуальность эффективной реализации BM3D на персональных компьютерах. Не смотря на существование более подходящих для этого средств: DSP процессоров и микросхем программируемой логики. Большинство людей, работающих с изображениями, имеют лишь персональный компьютер и хотели бы использовать его для более качественного восстановления зашумленных изображений.

Непосредственная реализация метода BM3D связана с высокими вычислительными затратами. В [3] описан алгоритм реализации известного метода, позволяющий уменьшить ресурсоемкость за счет:

- уменьшения количества обрабатываемых блоков. Используются не все, а лишь часть блоков;
- используется сепарабельное преобразование, что позволяет заменить трехмерное преобразование на последовательность из трех одномерных;

Тем не менее, предложенный алгоритм и его реализация недостаточно эффективны для быстрой обработки изображений, полученных с современных фотоаппаратов на общедоступном оборудовании.

На рисунке 2.5 представлена структурная схема алгоритма BM3D.

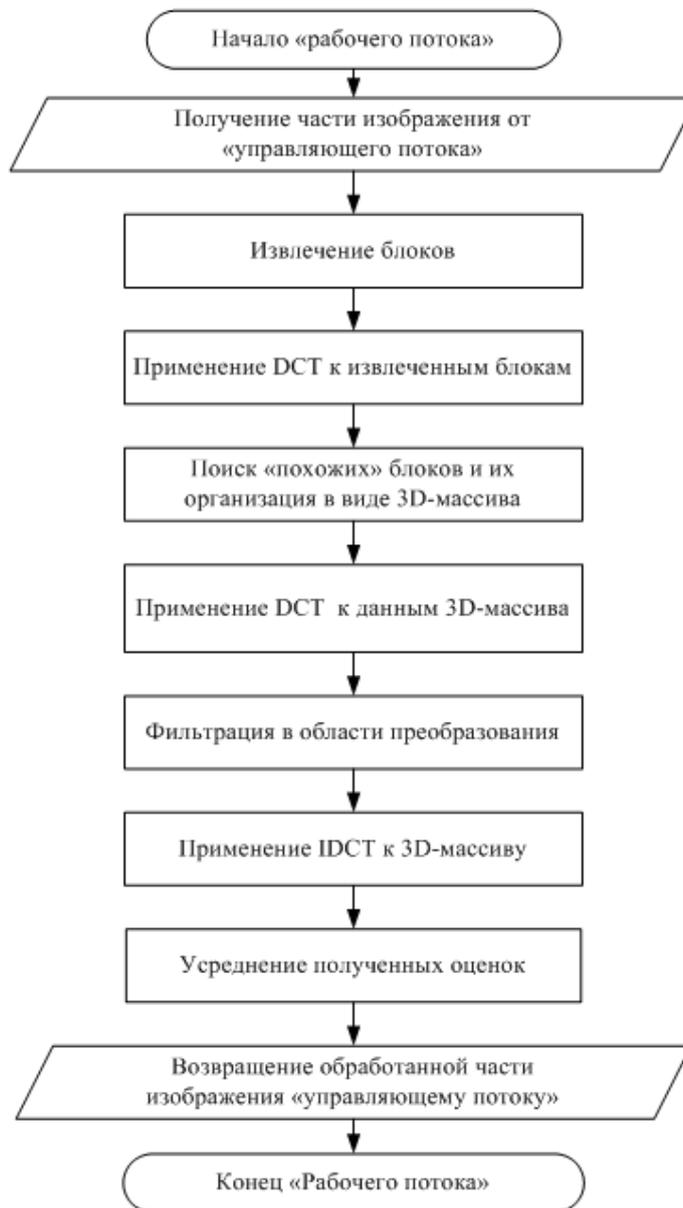


Рисунок 2.5 – Структурная схема алгоритма

Достоинства алгоритма BM3D:

Высокий показатель PSNR на всевозможных уровнях шума;

Возможность итерирования для повышения качества.

Недостатки алгоритма BM3D:

Скорость (Pentium 2GHz, Matlab, 4 минуты на изображение 256x256);

Артефакты при сильных шумах.

Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата

11120005.11.03.02.923.ПЗВКР

Лист

38

3 ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДА ВМЗД В ЗАДАЧЕ ОЧИСТКИ ИЗОБРАЖЕНИЯ ОТ ШУМОВ

3.1 Оценка качества изображения

Качество цифрового изображения зависит от условий освещения, а также от характеристик регистрирующей системы: соотношения сигнал/шум, статистических характеристик шума, градационных характеристик, интервалов дискретизации спектральных (цветовых) характеристик и т.д. Оценка качества изображения является достаточно сложной комплексной задачей.

Возможны два подхода к оценке качества изображений: количественная оценка с помощью использования математических методов (среднеквадратическая ошибка, L_p -норма [1-4], меры, учитывающие особенности восприятия изображения зрительной системой человека) и субъективная оценка на основе экспертных оценок.



Рисунок 3.1 – Классификация оценок качества изображения

С другой стороны, субъективные и количественные оценки качества изображений могут быть абсолютными или сравнительными. Абсолютная мера качества используется для оценки одного изображения, т.е. изображению присваивается соответствующая категория в рейтинговой шкале. Сравнительные меры используются для ранжирования набора изображений в качественной шкале от «лучше всего» до «хуже всего» или взаимного сравнения двух изображений,

например, исходного и отфильтрованного (или полученного в разные дни, разными камерами и т.д.). На рисунке 3.1 представлена классификация оценок качества изображений.

Для решения задачи оценки качества изображения в общем виде нужно найти количественные оценки, которые наилучшим образом соответствуют субъективным. Такие оценки можно получить в несколько этапов:

- подготавливается представительный набор изображений, на котором выполняются оценки качества;
- осуществляется количественный анализ качества изображения различными методами, в результате чего получают оценки качества изображения для каждого метода оценивания;
- выполняется субъективный анализ принятого изображения наблюдателями-экспертами, которым демонстрируются изображения.
- оценки разных экспертов для одного и того же изображения усредняются;
- сравниваются оценки изображений, полученные количественными и субъективными методами и выясняется, какой из количественных методов наиболее точно характеризует качество изображения.

Для того чтобы количественные оценки качества изображения лучше соответствовали субъективным, следует учитывать особенности человеческого восприятия изображения, например:

- цветовое разрешение человеческого зрения ниже яркостного;
- человек маловосприимчив к мелким цветным деталям.

Количественные меры качества изображения также, как и субъективные, можно разделить на две группы: абсолютные и сравнительные. Абсолютная мера представляет собой число, сопоставляемое любому изображению на основе анализа этого изображения. Сравнительная мера является числовым результатом сравнения двух или более изображений. Для сравнения также можно использовать абсолютные меры, вычисленные для каждого изображения по отдельности.

						<i>Лист</i>
					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	40
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		

PSNR определяется следующим образом:

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_I^2}{MSE} \right) = 20 \log_{10} \left(\frac{MAX_I}{RMSE} \right) \quad (3.4)$$

где MAX_I — это максимальное значение, принимаемое пикселем изображения.

Следует отметить, что термин «Пиковое отношение сигнала к шуму» является часто употребляемым, но не совсем верным дословным переводом английского термина «peak signal-to-noise ratio». Правильным переводом будет являться «отношение пикового уровня сигнала к шуму». Здесь учитывается тот факт, что при вычислении PSNR вычисляется именно отношение максимально возможного («пикового») сигнала по отношению к уровню шума, а не ищется максимальное («пиковое») отношение вычисленного значения сигнал/шум, как можно было бы понять из неверного дословного перевода.

Для цветных изображений с тремя компонентами RGB на пиксель применяется такое же определение PSNR, но MSE считается по всем трем компонентам (и делится на утроенный размер изображения).

Типичные значения PSNR для сжатия изображений лежат в пределах от 30 до 40 dB.

2. Индекс структурного сходства (SSIM от английского «*structure similarity*») является одним из методов измерения схожести между двумя изображениями. SSIM-индекс это метод полного сопоставления, другими словами, он проводит измерение качества на основе исходного изображения (без искажений). SSIM-индекс является развитием традиционных методов, таких как PSNR и метод среднеквадратичной ошибки MSE, которые оказались несовместимы с физиологией человеческого восприятия.

Отличительной особенностью метода, помимо упомянутых ранее (MSE и PSNR), является то, что метод учитывает «восприятие ошибки» благодаря учёту структурного изменения информации. Идея заключается в том, что пиксели имеют сильную взаимосвязь, особенно когда они близки пространственно. Данные зависимости несут важную информацию о структуре объектов и о сцене в целом.

									Лист
									42
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	11120005.11.03.02.923.ПЗВКР				

SSIM метрика рассчитана на различные размеры окна. Разница между двумя окнами, имеющими одинаковый размер $N \times N$:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (3.5)$$

где μ_x – среднее x ;

μ_y – среднее y ;

σ_x^2 – дисперсия x ;

σ_y^2 – дисперсия y ;

$c_1 = (k_1L)^2$, $c_2 = (k_2L)^2$ – две переменных:

L – динамический диапазон пикселей (обычно $2^{\text{bits per pixel} - 1}$),

$k_1 = 0,01$ и $k_2 = 0,03$ – константы.

Приведённая формула применима только для яркости изображения, по которой и происходит оценка качества. Полученный SSIM-индекс лежит в пределах от -1 до $+1$. Значение $+1$ достигается только при полной аутентичности образцов. Как правило, метрика рассчитана на окно размером 8×8 пикселей. Окно может смещаться через пиксель, но специалисты рекомендуют использовать группы окон для уменьшения сложности вычислений.

Структурные отличия (DSSIM от английского «*Structural dissimilarity*») можно выразить через SSIM-метрику:

$$DSSIM(x, y) = \frac{1 - SSIM(x, y)}{2} \quad (3.6)$$

Таким образом, в данной работе для оценки качества шумоподавления на изображениях будем использовать две меры: PSNR и SIMM.

3.2 Исследование параметров метода BM3D

Для проверки работоспособности метода BM3D для решения задач шумоподавления на изображении были проведены вычислительные эксперименты.

В качестве исходных изображений были использованы стандартные тестовые изображения.

						Лист
						43
Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата	<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	

Стандартное тестовое изображение — это цифровой файл, содержащий изображение, служащий для тестирования алгоритмов в области обработки и сжатия изображений.

Стандартный размер изображения обычно составляет 256×256 , либо 512×512 , либо 720×576 . Большинство таких изображений доступно в формате TIFF от Института обработки сигналов и изображений Университета Южной Калифорнии.

В данной работе были использованы наиболее распространенные тестовые изображения в оттенках серого и цветные изображения размерностью 256×256 .

План вычислительного эксперимента:

1. Исходное изображение суммировалось с белым Гауссовским шумом различной интенсивности.

Был использован белый Гауссовский шум, поскольку данная модель шума является наиболее распространенной и в практике шумоподавления на изображениях, как правило, используют именно его.

2. Исследование параметров метода VM3D для задачи очистки изображения от шумовой составляющей.

Исследованию подвергались различные параметры метода VM3D:

N_h – количество похожих фрагментов, которые ближе всего к эталонному в смысле евклидовой нормы на первом этапе обработки;

N_v – количество похожих фрагментов, которые ближе всего к эталонному в смысле евклидовой нормы на втором этапе обработки;

τ_h – порог расстояния, при котором два фрагмента считаются похожими на первом этапе обработки;

τ_v – порог расстояния, при котором два фрагмента считаются похожими на втором этапе обработки;

k_h – размер окна анализа на первом этапе обработки;

k_v – размер окна анализа на втором этапе обработки;

					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		44

3. Количественная оценка результата работы алгоритма с использованием двух метрик: PSNR, которая рассчитывалась по выражению (3.4) и RMSE, которая рассчитывалась по выражению (3.3).

Результаты вычислительных экспериментов приведены в таблицах 3.1 – 3.5.

I. Исследование параметров N_h и N_v - количество похожих фрагментов, которые ближе всего к эталонному в смысле евклидовой нормы.

Данный эксперимент проводился с целью выявления оптимального количества похожих фрагментов, которые ближе всего к эталонному в смысле евклидовой нормы. Исследованию подвергалось эталонное изображение. Оценка качества обработки осуществлялось по двум метрикам: PSNR (выражение 3.4) и RMSE (выражение 3.3). Результаты эксперимента приведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Исследование параметров N_h и N_v

$N_h=8$								
σ	$N_v=8$		$N_v=16$		$N_v=32$		$N_v=64$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	45.54	1.35	45.56	1.34	45.56	1.34	45.55	1.35
5	39.41	2.73	39.44	2.72	39.45	2.72	39.44	1.35
10	35.03	4.52	35.07	4.50	35.08	4.49	35.07	4.50
20	30.90	7.27	30.94	7.24	30.96	7.22	30.95	7.23
30	28.70	9.37	28.76	9.30	28.78	9.28	28.78	9.28
40	27.18	11.16	27.22	11.11	28.78	11.07	27.26	11.05
60	25.28	13.88	25.35	13.77	25.39	13.71	25.42	13.66
80	24.05	16.00	24.14	15.83	25.39	15.69	24.24	15.65
100	22.90	18.26	23.04	17.97	25.39	15.69	23.20	17.64
$N_h=16$								
σ	$N_v=8$		$N_v=16$		$N_v=32$		$N_v=64$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
2	45.53	1.35	45.55	1.35	45.55	1.35	45.54	1.35

Продолжение таблицы 3.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9
5	39.41	2.73	39.44	2.72	39.44	2.72	39.42	2.73
10	35.04	4.51	35.07	4.50	35.07	4.50	35.06	4.50
20	30.92	7.25	30.96	7.22	30.96	7.22	30.95	7.23
30	28.72	9.34	28.76	9.30	28.78	9.28	28.77	9.29
40	27.20	11.13	27.23	11.09	27.24	11.08	27.24	11.08
60	23.30	17.44	25.35	13.77	25.39	13.71	25.41	13.68
80	24.06	15.98	25.35	15.81	24.21	15.71	24.23	15.67
100	22.93	18.20	23.07	17.91	23.17	17.70	23.22	17.60
$N_h=32$								
σ	$N_v=8$		$N_v=16$		$N_v=32$		$N_v=64$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
2	45.50	1.35	45.51	1.35	45.51	1.35	45.50	1.35
5	39.37	2.74	39.39	2.74	39.39	2.74	39.37	2.74
10	35.01	4.53	35.03	4.52	35.01	4.53	35.01	4.53
20	30.91	7.26	30.93	7.25	30.92	7.25	30.90	7.27
30	28.72	9.34	28.75	9.31	28.75	9.31	28.73	9.33
40	27.19	11.14	27.21	11.12	27.22	11.11	27.20	11.13
60	25.34	13.79	25.39	13.71	25.41	13.68	25.42	13.66
80	24.07	15.96	24.13	15.85	24.17	15.78	24.16	15.80
100	23.14	17.76	23.21	17.62	23.27	17.50	23.28	17.48
$N_h=64$								
σ	$N_v=8$		$N_v=16$		$N_v=32$		$N_v=64$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
2	45.47	1.36	45.48	1.36	45.47	1.36	45.46	1.36
5	39.33	2.75	39.35	2.75	39.34	2.75	39.32	2.76
10	34.97	4.55	34.99	4.54	34.98	4.55	34.95	4.56
20	30.88	7.29	30.90	7.27	30.88	7.29	30.85	7.31

Окончание таблицы 3.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9
30	28.70	9.37	28.73	9.33	28.72	9.34	28.69	9.38
40	27.15	11.20	27.18	11.16	27.17	11.17	27.15	11.20
60	25.32	13.82	25.36	13.76	25.38	13.73	25.38	13.73
80	24.06	15.98	24.11	15.89	24.13	15.85	24.12	15.87
100	23.12	17.80	23.19	17.33	23.23	17.58	23.23	17.58

По данным таблицы можно заключить, что параметры N_h и N_v - количество похожих фрагментов, которые ближе всего к эталонному в смысле евклидовой нормы, практически не оказывает влияние на оценку PSNR. Однако, можно отметить наилучшие результаты при $N_h=16$ и $N_v=32$.

II. Исследование параметров τ_h и τ_v – пороги расстояния, при котором два фрагмента считаются похожими на первом и втором этапе обработки соответственно.

Отметим, что в литературных источниках указывается, что значение порогов расстояния, при котором два фрагмента считаются похожими, являются в достаточной степени зависимыми от значения шумовой составляющей σ и их значения оказывают большое влияние на качество обработки изображения. Таким образом, выбор данных порогов является важной составляющей алгоритма шумоподавления при реализации метода VM3D. В литературных источниках для шумовой составляющей σ , принадлежащей интервалу $[0, 40]$, значения порога предлагается использовать равными от 400 до 2500. При проведении данного эксперимента, с целью получения более полной информации предлагается использовать значения τ_h в интервале $[100; 2900]$ при $\tau_v=20$ и τ_v в интервале $[5; 80]$ при $\tau_h=600$. Результаты эксперимента приведены в таблице 3.2.

Таблица 3.3 – Увеличение порога τ_h

τ_h	2500		5000		10000		25000	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
40	27.27	11.03	27.27	11.03	27.27	11.03	27.27	11.03
50	26.27	12.38	26.30	12.35	26.30	12.35	26.29	12.35
60	25.40	13.69	25.43	13.64	25.44	13.63	25.44	13.63
70	24.61	15.00	24.74	14.77	24.73	14.79	24.73	14.79
80	23.77	16.52	24.21	15.70	24.19	15.73	24.19	15.73
90	23.18	17.67	23.68	16.69	23.71	16.64	23.72	16.62
100	22.81	18.45	23.26	17.51	23.34	17.35	23.35	17.34

По результатам эксперимента можно заключить, что величину τ_h следует увеличивать при наличии шума с большим значением. Однако, чрезмерное увеличение τ_h не дает положительного результата и является бесполезным.

III. Исследование параметров k_h и k_v – размер окна анализа.

По литературным источникам известно, что размер окна анализа в значительной степени отражается на результате очистки изображения от шумов при использовании метода BM3D. Эту величину необходимо адаптировать в зависимости от величины шумовой составляющей. Данная зависимость является прямопропорциональной.

В данном исследовании размер окна анализа варьируется от 4 до 12 пикселей.

Результаты эксперимента приведены в таблице 3.4.

Таблица 3.4 - Исследование параметров k_h и k_v

σ		$k_h=4$									
		$k_v=4$		$k_v=6$		$k_v=8$		$k_v=10$		$k_v=12$	
		PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	
2	45.58	1.34	45.59	1.34	45.59	1.34	45.54	1.35	45.51	1.35	
5	39.42	2.73	39.46	2.71	39.45	2.72	39.40	2.73	39.36	2.74	
10	34.97	4.55	35.05	4.51	35.05	4.51	35.00	4.53	34.96	4.56	
20	30.65	7.48	30.83	7.33	30.86	7.30	30.82	7.34	30.80	7.35	

Окончание таблицы 3.4

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
30	28.25	9.86	28.52	9.56	28.58	9.50	28.55	9.53	28.54	9.54
40	26.67	11.83	27.05	11.33	27.13	11.22	27.12	11.23	27.10	11.26
60	24.32	15.51	24.81	14.66	24.96	14.41	24.97	14.39	24.97	14.39
80	22.79	18.49	23.47	17.10	23.60	16.85	23.61	16.83	23.59	16.87
100	21.51	21.43	22.31	19.55	22.51	19.10	22.52	19.08	22.53	19.06
$k_h=8$										
σ	$k_v=4$		$k_v=6$		$k_v=8$		$k_v=10$		$k_v=12$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
2	45.54	1.35	45.56	1.34	45.55	1.35	45.51	1.35	45.48	1.36
5	39.47	2.71	39.45	2.72	39.43	2.72	39.39	2.74	39.35	2.75
10	35.10	4.48	35.09	4.49	35.06	4.50	35.01	4.53	34.98	4.55
20	31.01	7.18	31.00	7.19	30.96	7.22	30.93	7.25	30.89	7.28
30	28.78	9.28	28.79	9.27	28.77	9.29	28.74	9.32	28.72	9.34
40	27.32	10.98	27.36	10.93	27.34	10.95	27.34	10.95	27.31	10.99
60	25.19	14.03	25.31	13.84	25.36	13.76	25.38	13.73	25.37	13.74
80	24.11	15.89	24.27	15.60	24.27	15.60	24.27	15.60	24.24	15.65
100	22.67	18.75	23.06	17.93	23.17	17.71	23.21	17.62	23.23	17.58
$k_h=12$										
σ	$k_v=4$		$k_v=6$		$k_v=8$		$k_v=10$		$k_v=12$	
	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE	PSNR	RMSE
2	45.45	1.36	45.50	1.35	45.50	1.35	45.46	1.36	45.43	1.36
5	39.38	2.74	39.39	2.74	39.36	2.74	39.31	2.76	39.28	2.77
10	35.01	4.53	35.00	4.53	34.97	4.55	34.91	4.58	34.87	4.60
20	30.90	7.27	30.87	7.30	30.83	7.33	30.78	7.37	30.74	7.41
30	28.65	9.42	28.64	9.43	28.60	9.47	28.56	9.52	28.52	9.56
40	27.14	11.21	27.16	11.18	27.11	11.25	27.09	11.27	27.04	11.34
60	25.05	14.26	25.19	14.03	25.24	13.95	25.24	13.95	25.22	13.98
80	23.92	16.24	24.07	15.96	24.05	16.00	24.01	16.07	23.95	17.93
100	22.51	19.10	22.92	18.22	23.02	18.01	23.05	17.95	23.06	17.93

По результатам эксперимента можно заключить, что при наличии шума с низкой интенсивностью, следует выбирать относительно небольшие значения

окна анализа, так как в этом случае метод хорошо адаптируется к мелким деталям на изображении. При наличии шумовой составляющей большой интенсивности, окно анализа следует выбирать больше, так как мелкие детали разрушаются шумовой составляющей. Так же следует отметить, что на втором этапе обработки окно анализа можно использовать меньшего размера по отношению к первому этапу обработки, поскольку большая часть шумовой составляющей уходит после первого этапа обработки.

Так же следует отметить, что размер окна анализа оказывает большое влияние на скорость обработки изображения. Чем больше окно анализа, тем больше время работы алгоритма. По результатам эксперимента видно, что в тех случаях, когда $\sigma > 40$, результаты обработки для $k_v=8$ или $k_v=12$ очень близки. Таким образом, целесообразно использовать $k_v=8$ с целью уменьшения времени работы алгоритма.

Резюмируя все проведенные эксперименты, можно сформировать сводную таблицу значений параметров для метода ВМЗД в зависимости от значений шумовой составляющей. Данные параметры представлены в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Сводная таблица параметров метода ВМЗД

№	Параметр	$\sigma \leq 40$	$\sigma > 40$
1	N_h	16	16
2	N_v	32	32
3	τ_h	2500	5000
4	τ_v	400	3500
5	k_h	8	8
6	k_v	8	8

В следующих экспериментах по исследованию применимости метода ВМЗД в задаче шумоподавления использовались параметры, приведенные в таблице 3.5.

3.2 – 3.6 . Качество работы алгоритма оценивалось по двум мерам PSNR (выражение 3.2) и SIMM (выражение 3.5).

Таблица 3.6 – Результаты метрики PSNR метода BM3D для тестовых изображений в градациях серого (BM3DS – метод BM3D с расширением SARCA)

σ	Лена		Барбара		Дом		Перец		Лодки	
	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS
5	38,63	38,72	38,18	38,31	39,54	39,83	37,84	38,12	37,20	37,28
10	35,83	35,93	34,87	34,98	36,37	36,71	34,38	34,68	33,79	33,92
15	34,21	34,27	33,08	33,11	34,75	34,94	32,31	32,70	31,96	32,14
20	33,03	33,05	31,77	31,78	33,54	33,77	30,87	31,29	30,65	30,88
25	32,08	32,08	30,75	30,72	32,67	32,86	29,80	30,16	29,68	29,91
30	31,29	31,26	29,75	29,81	31,95	32,09	28,97	29,28	28,90	29,12
35	30,61	30,56	28,98	29,13	31,21	31,38	28,14	28,52	28,20	28,43
40	29,79	29,86	27,95	27,99	30,54	30,65	26,93	27,70	27,64	27,74
50	29,04	29,05	27,13	27,23	29,65	29,69	26,46	26,68	26,71	26,78
60	28,15	28,27	26,16	26,28	28,64	28,74	25,71	25,81	25,86	26,02
70	27,46	27,57	25,41	25,47	27,86	27,91	24,89	25,07	25,21	25,40
80	26,84	26,97	24,64	24,79	27,09	27,16	24,37	24,45	24,73	24,86
90	26,34	26,45	24,01	24,16	26,38	26,48	23,73	23,87	24,28	24,39
100	25,79	25,95	23,62	24,14	25,92	25,87	23,11	23,39	24,00	23,97

Таблица 3.7 - Результаты метрики SIMM метода BM3D для тестовых изображений в градациях серого (BM3DS – метод BM3D с расширением SARCA)

σ	Лена		Барбара		Дом		Перец		Лодки	
	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS
5	0,89	0,92	0,86	0,90	0,92	0,94	0,79	0,81	0,69	0,71
10	0,82	0,86	0,79	0,82	0,87	0,90	0,71	0,76	0,63	0,66
15	0,78	0,81	0,75	0,79	0,82	0,86	0,69	0,72	0,58	0,63
20	0,71	0,77	0,67	0,74	0,75	0,79	0,61	0,67	0,51	0,58
25	0,65	0,69	0,61	0,64	0,68	0,72	0,55	0,58	0,46	0,49
30	0,62	0,67	0,58	0,63	0,66	0,71	0,52	0,57	0,42	0,48
35	0,58	0,61	0,54	0,59	0,61	0,65	0,47	0,52	0,39	0,42
40	0,54	0,57	0,51	0,56	0,57	0,60	0,44	0,47	0,34	0,37
50	0,49	0,52	0,46	0,49	0,53	0,57	0,39	0,42	0,29	0,32
60	0,43	0,46	0,41	0,45	0,47	0,51	0,33	0,35	0,24	0,25
70	0,35	0,41	0,32	0,38	0,38	0,48	0,24	0,31	0,15	0,21
80	0,32	0,39	0,29	0,34	0,35	0,41	0,22	0,29	0,13	0,19
90	0,21	0,28	0,19	0,22	0,26	0,32	0,12	0,19	0,12	0,19
100	0,15	0,21	0,12	0,18	0,18	0,24	0,05	0,11	0,05	0,01

На рисунках 3.2 – 3.6 приведены результаты обработки тестового изображения в оттенках серого «Лена» для визуальной оценки качества обработки.



Рисунок 3.1 - Исходное тестовое изображение «Лена»



а)



б)



в)

Рисунок 3.2 – Зашумленное изображение ($\sigma=10$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)

Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата

11120005.11.03.02.923.ПЗВКР

Лист

55



а)



б)



в)

Рисунок 3.3 – Зашумленное изображение ($\sigma=20$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



а)

Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата

11120005.11.03.02.923.ПЗВКР

Лист

56



Рисунок 3.4 – Зашумленное изображение ($\sigma=35$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



Рисунок 3.5 – Зашумленное изображение ($\sigma=50$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



Рисунок 3.6 – Зашумленное изображение ($\sigma=100$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)

По результатам эксперимента видно, что метод BM3D является хорошим инструментом для решения задачи очистки изображений от шумовой составляющей.

Следует отметить, что использование расширения SAPCA в методе BM3D позволяет получить изображение лучшего качества, по сравнению с методом BM3D без использования данного расширения. Данные выводы подтверждаются количественными оценками качества обработанных изображений (для всех изображений и для всех уровней шумовой составляющей меры PSNR и SIMM выше при использовании расширения SAPCA) и визуальная оценка результата обработки (при использовании расширения SAPCA на обработанных изображениях наблюдается меньшее количество артефактов, особенно в областях с равномерным окрашиванием).

II. Очистка цветных изображений от шумов методом BM3D и методом BM3D с расширением SAPCA.

На данном этапе эксперимента исследованию подвергались тестовые цветные изображения. Эксперимент построен аналогично эксперименту с изображениями, представленными в оттенках серого, описанного в пункте IV. Результаты эксперимента представлены в таблицах 3.8 – 3.9 и на рисунках 3.8 – 3.12.

Таблица 3.8 – Результаты метрики PSNR метода BM3D для тестовых цветных изображений (BM3DS – метод BM3D с расширением SAPCA)

σ	Лена		Барбара		Дом		Перец		Лодки	
	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS
5	37,82	38,72	37,28	37,46	38,97	39,24	35,82	36,12	36,25	36,88
10	35,22	35,93	33,91	34,11	36,23	36,53	32,78	36,89	32,76	32,92
15	33,94	34,27	32,12	32,36	34,85	34,92	31,60	36,71	30,86	31,14
20	33,02	33,12	30,67	30,88	33,84	33,91	30,83	30,92	29,65	30,01
25	32,27	32,34	29,72	29,89	33,03	33,24	30,20	30,36	28,58	28,91
30	31,59	31,65	28,73	28,85	32,34	32,46	29,61	30,35	27,87	29,02
35	30,91	31,21	27,87	28,13	31,58	31,67	29,00	29,32	27,31	27,63
40	30,11	30,34	26,84	26,99	30,60	30,75	28,27	28,70	26,54	26,84
50	29,88	29,91	26,03	26,21	30,47	30,68	27,93	28,58	25,61	25,98
60	29,21	29,42	25,26	25,38	29,72	29,89	27,25	27,81	24,84	25,02
70	28,63	28,72	24,41	24,54	29,02	29,31	26,66	23,87	24,23	24,50
80	28,12	28,34	23,54	23,69	28,31	28,45	26,11	26,35	23,67	23,86
90	27,65	27,80	23,01	23,26	27,58	27,67	25,63	25,87	23,32	23,69
100	27,11	27,31	22,52	23,01	26,70	23,87	25,06	25,39	23,01	23,47

Таблица 3.9 - Результаты метрики SIMM метода BM3D для тестовых цветных изображений (BM3DS – метод BM3D с расширением SAPCA)

σ	Лена		Барбара		Дом		Перец		Лодки	
	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS	BM3D	BM3DS
5	0,79	0,81	0,68	0,76	0,74	0,79	0,69	0,71	0,61	0,69
10	0,73	0,77	0,59	0,67	0,68	0,70	0,61	0,66	0,57	0,62
15	0,68	0,72	0,57	0,59	0,63	0,67	0,59	0,62	0,52	0,59
20	0,62	0,68	0,49	0,56	0,55	0,59	0,51	0,57	0,47	0,55
25	0,56	0,59	0,41	0,44	0,51	0,55	0,45	0,48	0,41	0,47
30	0,52	0,56	0,39	0,45	0,47	0,51	0,42	0,47	0,39	0,44
35	0,47	0,52	0,34	0,39	0,46	0,49	0,37	0,42	0,34	0,40
40	0,44	0,47	0,33	0,36	0,37	0,40	0,34	0,37	0,31	0,34
50	0,38	0,43	0,26	0,31	0,35	0,38	0,29	0,32	0,24	0,31
60	0,33	0,36	0,22	0,25	0,29	0,31	0,23	0,25	0,21	0,25
70	0,24	0,32	0,16	0,21	0,24	0,28	0,14	0,21	0,11	0,19
80	0,22	0,29	0,13	0,18	0,20	0,23	0,12	0,19	0,09	0,17
90	0,12	0,17	0,11	0,14	0,16	0,17	0,09	0,17	0,07	0,14
100	0,06	0,12	0,04	0,08	0,12	0,14	0,05	0,12	0,02	0,04

На рисунках 3.8 – 3.12 приведены результаты обработки тестового цветного изображения «Лена» для визуальной оценки качества обработки.



Рисунок 3.7 - Исходное тестовое изображение «Лена»



а)

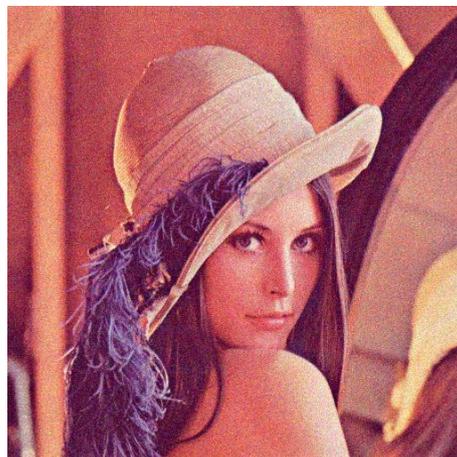


б)



в)

Рисунок 3.8 – Зашумленное изображение ($\sigma=10$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



а)

Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата

11120005.11.03.02.923.ПЗВКР

Лист

61



Рисунок 3.9 – Зашумленное изображение ($\sigma=20$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



Рисунок 3.10 – Зашумленное изображение ($\sigma=50$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)

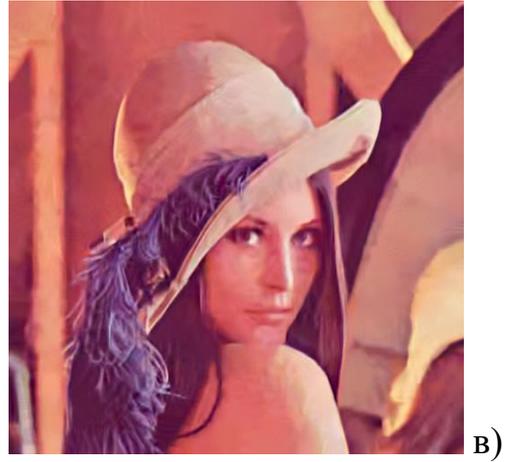


Рисунок 3.11 – Зашумленное изображение ($\sigma=80$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)



Изм.	Лист	№ докум	Подпись	Дата



Рисунок 3.12 – Зашумленное изображение ($\sigma=100$) (а), изображение после обработки методом BM3D (б), изображение, обработанное методом BM3DS (в)

Результаты вычислительных экспериментов с цветными изображениями аналогичны результатам экспериментальных исследований с изображениями в оттенках серого.

Таким образом, можно отметить, что метод BM3D является хорошим инструментом для решения задачи очистки изображений от шумовой составляющей.

увеличение данного параметра влечет за собой увеличение времени работы алгоритма.

При использовании расширения SAPCA при реализации метода BM3D наблюдается улучшение работы метода, что подтверждается количественными оценками качества изображения, в качестве которых использовались PSNR и SIMM, как общеупотребимые, и визуальным анализом.

При использовании расширения SAPCA в методе BM3D наблюдается меньшее количество артефактов на обработанном изображении, особенно в местах равномерной и градиентной заливки фрагментов изображений.

									<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>				66

11. Макаров А.О. Алгоритмы увеличения пространственного разрешения и обработки мультиспектральных спутниковых изображений: Дис... к-та техн. наук: 05.13.01/ А.О. Макаров. – Минск, 2006. – 156 с
12. Мирошников М.М. Основные этапы и результаты научных исследований в Государственном оптическом институте: Доклад на Чтениях имени академика Д.С. Рождественского, посвященных 75-летию со дня основания ГОИ // Оптический журнал. – 1994. – N 4. – С. 3 – 110.
13. Прэрт У. Цифровая обработка изображений (том 2); М.: Мир, 2012. – 733 с.
14. Смирнов А.Я., Березин Н.П. Тенденции развития критериев качества оптико-фотографических систем // Успехи научной фотографии. – 1985. – т. 23. – с. 72.
15. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов; М.: ИЛ, 2010. – 545 с.
16. Шлезингер М.И. Математические средства обработки изображений. – К.: Наукова думка, 1989. – 200 с.
17. Шовенгердт, Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / Р.А. Шовенгердт. - М.: Техносфера, 2013. - 592 с.
18. Хуанг Т.С.(ред.) Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений. Преобразования и медианные фильтры; М.: Мир, 2012. – 786 с.
19. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений; М.: Наука, 2005. – 135 с.
20. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В. А. Сойфера. М.: Физматлит, 2003. 784 с.
21. K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, “Image denoising with block-matching and 3D filtering,” Proc. SPIE Electronic Imaging '06, no. 6064A-30, San Jose, California, USA, January 2006.
22. P. Chatterjee and P. Milanfar, Fundamental Limits of Image Denoising: Are We There Yet?, Proc. of IEEE Intl. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Dallas, TX, March 2010.

					<i>11120005.11.03.02.923.ПЗВКР</i>	<i>Лист</i>
<i>Изм.</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>		68

23. K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian, "Image denoising by sparse 3D transform-domain collaborative filtering," IEEE Trans. on Img. Proc., vol. 16, no. 8, pp. 2080-2095, August 2007.
24. Buades, B. Coll, and J.M. Morel. Non-local means denoising. Image Processing On Line, 2011.
25. P. Chatterjee and P. Milanfar. Is denoising dead? Image Processing, IEEE Transactions on, 19(4):895{911, 2010.
26. K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian. Image denoising by sparse 3d transformdomain collaborative filtering. IEEE Transactions on image processing, 16(82):3736{3745, 2007.
27. Danielyan, V. Katkovnik, and K. Egiazarian. Bm3d frames and variational image deblurring. IEEE Transactions on Image Processing, 2012.
28. P. Getreuer. Rudin-osher-fatemi total variation denoising using split bregman. Image Processing On Line, 2012.
29. Yingkun Hou, Chunxia Zhao, Deyun Yang, and Yong Cheng. Comments on "image denoising by sparse 3-d transform-domain collaborative filtering". IEEE Transactions on Image Processing, 20(1), January 2011.
30. V. Katkovnik, A. Danielyan, and K. Egiazarian. Decoupled inverse and denoising for image deblurring: variational BM3D-frame technique. In Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP, 2011), 2011.
31. M. Lebrun and A. Leclaire. An implementation and detailed analysis of the k-svd image denoising algorithm. Image Processing On Line, 2012.
32. Levin and B. Nadler. Natural image denoising: Optimality and inherent bounds. In Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2011 IEEE Conference on, pages 2833{2840. IEEE, 2011.
33. G. Yu and G. Sapiro. Dct image denoising: a simple and effective image denoising algorithm. Image Processing On Line, 2011.