

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического  
приборостроения»

На правах рукописи



Васильева Дина Владимировна

**МОДЕЛЬ И МЕТОДИКА КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ РАЗЛИВОВ  
НЕФТЕПРОДУКТОВ В АКВАТОРИЯХ МОРЕЙ И ОКЕАНОВ ПО  
РЕЗУЛЬТАТАМ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 2.2.8 –

«Методы и приборы контроля и диагностики материалов,  
изделий, веществ и природной среды»»

Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор технических наук, профессор

Дворников Сергей Викторович

Санкт-Петербург – 2026

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>ВВЕДЕНИЕ</b> .....	6
<b>1. АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ПРИ ПОИСКЕ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ В АКВАТОРИЯХ МОРЕЙ И ОКЕАНОВ</b> .....	21
1.1. Анализ ситуации с организацией экологического мониторинга акваторий морей и океанов и обоснование метода неразрушающего контроля для обнаружения разливов нефтепродуктов .....	21
1.1.1. Анализ проблем организации эффективного мониторинга и своевременного обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов .....	21
1.1.2. Обоснование выбора метода неразрушающего контроля для реализации процедур обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов .....	23
1.2. Анализ подходов к решению задач экологического мониторинга при поиске разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.....	25
1.2.1. Анализ структуры и параметров форматов данных изображений .....	25
1.2.2. Обоснование форматов представления для обработки данных изображений разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.....	28
1.3. Анализ существующих подходов к решению задачи обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки их изображений .....	32
1.3.1. Сущность технологий машинного обучения и возможность их применения для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов .....	33
1.3.2. Анализ возможностей применения методов распознавания, основанных на результатах параметрической обработки изображений для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов .....	37
1.3.3. Обоснование направления исследования по данным анализа результатов работ, связанных с решением задач обнаружения разливов нефтепродуктов .....	43
1.4. Постановка задачи исследования. Основные допущения и ограничения	45

1.4.1. Обоснование атрибутов научного исследования.....	45
1.4.2. Аналитическая постановка задачи исследования. Обоснование основных допущений и ограничений.....	48
<b>2. МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ВИДЕ ВЕКТОРОВ ПРИЗНАКОВ, ИНВАРИАНТНЫХ К ИЗМЕНЕНИЯМ ИНТЕНСИВНОСТИ СВЕТОВОГО ФОНА ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ВОДНОЙ ПОВЕРХНОСТИ В ПРИБОРАХ И СРЕДСТВАХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ .....</b>	<b>53</b>
2.1. Формализация изображений для их последующей обработки .....	53
2.1.1 Обоснование перехода к полутоновым форматам изображений.....	53
2.1.2 Обоснование выбора данных для формирования первичных векторов признаков .....	56
2.2 Модель формализации изображений, инвариантная к изменениям интенсивности светового фона .....	60
2.2.1 Исследование устойчивости параметров гистограмм, характеризующих распределения значений компонент яркости, от освещенности изображений .....	60
2.2.2 Разработка модели формализации изображений, инвариантной к изменениям интенсивности светового фона .....	63
2.3 Оценка эффективности технических решений по разработке модели формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости .....	66
<b>3. МЕТОДИКА КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ, КАК АНОМАЛИЙ В ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ, ОБЕСПЕЧИВАЮЩАЯ ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ИХ ОБНАРУЖЕНИЯ В РЕЗУЛЬТАТЕ ВТОРИЧНОЙ КРАТНОМАСШТАБНОЙ ОБРАБОТКИ В БАЗИСАХ ВЕЙВЛЕТОВ .....</b>	<b>73</b>
3.1. Обоснование необходимости поиска подходов к снижению вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и тот же распознаваемый объект .....	73
3.2. Выбор порождающей функции для построения матриц масштабнo- временных преобразований и обоснование размерности для формирования на их основе векторов признаков .....	78

3.2.1. Выбор декоррелирующего преобразования в интересах снижения вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и тот же распознаваемый объект .....	78
3.2.2. Обоснование формирующей вейвлет-функции для реализации процедур кратномасштабного преобразования над гистограммами обрабатываемых изображений.....	82
3.2.3 Обоснование размерности матрицы кратномасштабного преобразования для построения векторов признаков .....	92
3.3 Этапы методики, обеспечивающей повышение контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.....	96
<b>4. МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СПОСОБА ОБНАРУЖЕНИЯ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ, ДЛЯ ЕГО РЕАЛИЗАЦИИ В ПРИБОРАХ И СРЕДСТВАХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ, НА ОСНОВЕ ВЫЯВЛЕНИЯ АНОМАЛИЙ В ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ .....</b>	<b>103</b>
4.1. Обоснование алгоритма, реализации способа обнаружения аномалий с позиций оценки различий векторов признаков обрабатываемых изображений .....	103
4.1.1 Формализация задачи обнаружения аномалий с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения .....	103
4.1.2 Оценка работоспособности алгоритма, реализующего способ обнаружения аномалий с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения.....	106
4.1.3. Реализация основных этапов методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения .....	112
4.2. Вероятностная оценка способа обнаружения разливов нефтепродуктов .....	113
4.2.1. Аналитическая основа вероятностной оценки работы алгоритма обнаружения аномалий.....	114

4.2.2. Обоснование выражения вероятностной оценки правильного обнаружения аномалий с учетом коэффициента повышения контрастности .....	118
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ</b> .....	131
<b>Список сокращений и условных обозначений</b> .....	137
<b>СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ</b> .....	138
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ А. Патент на изобретение № 2842584</b> .....	156
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Патент на изобретение № 2839560</b> .....	157
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ В. Патент на полезную модель № 234284</b> .....	158
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Патент на изобретение № 2809021</b> .....	159
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ООО НПП «НГТ»</b> .....	160
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ Е. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ФГБНУ «Аналитический центр»</b> .....	162
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ Ж. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ФГУП «ГосНИИП»</b> .....	164
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ З. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия»</b> .....	167
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ И. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Военная орден Жукова и Ленина Краснознаменная академия связи имени Маршала Советского Союза С.М. Буденного» Министерства обороны Российской Федерации</b> .....	170
<b>ПРИЛОЖЕНИЕ К. Акт внедрения результатов диссертационной работы Васильевой Дины Владимировны в ГУАП</b> .....	172

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность работы.** Развитие мировой промышленности на современном этапе технологического оснащения невозможно без массового использования ископаемых энергоресурсов, среди которых доминирующее место занимают нефтепродукты. А учитывая, что сырьевые запасы ископаемой нефти, как правило, расположены в значительном удалении от мест ее переработки и потребления, то вопросы ее транспортировки и доставки становятся доминирующими.

В таких условиях активный логистический трафик доставки нефтепродуктов водным путем, как одним из наиболее экономичных способов транспортировки, неизбежно приводит к разливам, приводящим к загрязнению акватории морей и океанов. Но поскольку морской разлив нефти характеризуется сложностью ликвидации его последствий, то большинство перевозчиков пытаются скрыть факт происшедших катастроф.

Согласно Указу Президента Российской Федерации от 18 июня 2024 г. № 529 "Об утверждении приоритетных направлений научно-технологического развития и перечня важнейших наукоемких технологий" экологический мониторинг имеет выраженную практическую направленность и входит в перечень важнейших критических наукоемких технологий п.19 «Мониторинг и прогнозирование состояния окружающей среды и изменения климата (в том числе ключевых районов Мирового океана, морей России, Арктики и Антарктики), технологии предупреждения и снижения рисков чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера, негативных социально-экономических последствий» [1]. Поэтому вопросы экологического мониторинга акватории мирового океана, направленные на выявление разливов нефтепродуктов, имеют ярко выраженную практическую направленность.

Вместе с тем традиционные технологии экологического мониторинга не обеспечивают своевременное и эффективное выявление и идентификацию районов разливов нефтепродуктов. Учитывая просторы мирового океана и

интенсивность трафика танкерного флота, технология дистанционного зондирования становится все более сложной и дорогостоящей процедурой.

Указанные обстоятельства определяют **актуальность темы диссертации** «Контроль зон разлива нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки изображений» и характеризуют научную и практическую значимость настоящего исследования для дальнейшего развития методов и приборов контроля экологической безопасности окружающей среды.

Вместе с тем проведенный анализ широко известных и доступных для реализации методов, и способов экологического мониторинга акватории мирового океана показал, что они не в полной мере удовлетворяют предъявляемым к ним требованиям по достоверности и своевременности выявления результатов техногенных катастроф, связанных с разливом нефтепродуктов.

В результате возникает объективное противоречие, обусловленное необходимостью достоверного выявления разливов нефтепродуктов и несоответствием доступного научно-методического аппарата (НМА), обеспечивающего решения рассмотренных вопросов достаточно сложной проблематики.

Однако активный технологический переход к беспилотным летательным аппаратам (БПЛА), открывает широкие перспективы по реализации современных достижений науки в области видового контроля больших территорий, в том числе, акваторий морей и океанов, основанных на обработке фото и видеоматериалов.

Указанные аспекты можно рассматривать как базовую **гипотезу**, согласно которой разработка НМА в виде: модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики;

методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающей повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов;

методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях, что в целом соответствует достижениям современной науки и техники.

### **Степень разработанности проблемы.**

В основу решения научной задачи были положены апробированные методы теории распознавания образов, разработанные в трудах ученых мирового уровня, таких как: К. Фукунага [34], К. Simonyan [36], Dan Cirean [37], G. Stockman и L.G. Shapiro [40], J. Sun [41], W.R. Howard [47], Дж. Ту и Р. Гонсалес [48], З. Дуда и П. Харт [49], I. Daubechies [89], К. Chui Charles [90], R. De Maesschalck [98], Б.Р. Левин [111], Д. Миддлтон [112], К. Хелстром [113].

При работе над частными научными результатами использовались работы таких видных ученых как: М. Janati [38], Y. Cai [39], Ragav Venkatesan и Li Baoxin [43], V. Chandola [56], R. Xiao [60], J. Gladines [61], R.O. Melo [63], А. В. Велигоша [76, 86], James Bisgard [81], С. В. Сай [88], Д. В. Ли [96], А. С. Подстригаев [102].

Особое внимание в диссертации уделено вопросам практической реализации методов экологического мониторинга, обработки изображений и распознавания образов, полученных в работах, таких признанных ученых как: А. В. Шлапаков [11], А. Н. Эйрих [22], Н. В. Учеваткина [23], К. А. Гуляев [69], Г. И. Белявский [100], М. В. Кузнецов [101], И. В. Корябкина [103], А. Ю. Сапаров [104], Д. А. Баянов [106], И. А. Мещерякова [107].

**Цель работы:** повышение достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

**Объект исследования:** кадры фото и видеоизображений разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов формата jpeg.

**Предмет исследования:** методы и способы, обеспечивающие контроль разливов нефтепродуктов и повышающие безопасность окружающей среды, основанные на обнаружении аномалий изображений в виде разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.

В интересах достижения цели научного исследования была поставлена **научная задача исследования** в следующей редакции: в соответствии с принципами неразрушающего контроля и на основе элементов теории распознавания образов, используя аналитический аппарат теории вероятностей и математической статистики разработать научно-методический аппарат, обеспечивающий экологический контроль в акватории морей и океанов, за счет обнаружения аномалий изображений, характеризующих разлив нефтепродуктов, с вероятностью не хуже 0,98 при условии, что занимаемая аномалиями площадь не превысит 10% от размера обрабатываемого кадра.

В интересах достижения цели диссертационного исследования, учитывая сложность решения, научная задача была представлена, как **комплекс частных научных задач:**

1. Разработать модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики.

2. Разработать методику контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающую повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.

3. Разработать методическое обеспечение способа обнаружения разливов нефтепродуктов для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

**Методы исследований:** Элементы теории распознавания образов, аналитический аппарат теории вероятностей и математической статистики, методы и способы обработки изображений, основанные на принципах неразрушающего контроля.

Для реализации диссертационного исследования использовались следующие программные средства:

Microsoft Office, Visio, Project; MATLAB & Simulink.

При этом основной аспект был сделан на их применимость в средствах экологического мониторинга, связанного с поиском и обнаружением результатов разлива нефтепродуктов и методов обработки изображений [12-14, 16, 20, 36-47], по результатам анализа представленных работ, была сформулирована цель научного исследования в следующей редакции: обеспечение экологического контроля природной среды за счет обнаружения аномалий изображений, характеризующих разливы нефтепродуктов с вероятностью не хуже 0,98%, при условии, что занимаемая ими площадь кадра не превысит 10%.

**Область исследования** соответствует следующим пунктам паспорта специальности: 2.2.8. «Методы и приборы контроля и диагностики материалов, изделий, веществ и природной среды» по пунктам № 1 «Научное обоснование новых и совершенствование существующих методов, аппаратных средств и технологий контроля, диагностики материалов, изделий, веществ и природной среды, способствующее повышению надёжности изделий и экологической безопасности окружающей среды», № 4 «Разработка методического, математического, программного, технического, приборного обеспечения для систем технического контроля и диагностирования материалов, изделий, веществ и природной среды,

экологического мониторинга природных и техногенных объектов, способствующих увеличению эксплуатационного ресурса изделий и повышению экологической безопасности окружающей среды», № 6 «Разработка математических моделей, алгоритмического и программно-технического обеспечения обработки результатов регистрации сигналов в приборах и средствах контроля и диагностики с целью автоматизации контроля и диагностики, подготовки их для внедрения в цифровые информационные технологии».

**Основные положения, выносимые на защиту:**

1. Модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики.

2. Методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающая повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.

3. Методическое обеспечение способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

Диссертация состоит из введения, четырех глав и заключения.

**Во введении** приведена общая характеристика работы, показана актуальность, также изложены и обозначены объективные противоречия, гипотеза, цель и научная задача диссертационного исследования, изложены основные полученные результаты, выносимые на защиту, кратко освещено содержание диссертации и представлены сведения о публикациях, апробациях и реализациях полученных результатов.

**В первой главе** проведен анализ подходов к решению задач экологического мониторинга при поиске разливов нефтепродуктов в

акваториях морей и океанов, в рамках которого рассмотрена ситуация с организацией экологического мониторинга акваторий морей и океанов, обосновано применение метода неразрушающего контроля для обнаружения разливов нефтепродуктов. Дана характеристика проблем организации эффективного мониторинга и своевременного обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов и приведено обоснование выбора метода неразрушающего контроля для реализации процедур обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.

Проведен выбор формата изображений, используемого при обнаружении разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, исследованы структуры и параметры форматов данных изображений, обоснован выбор форматов представления для обработки данных изображений разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.

Проанализированы существующие подходы к решению задачи обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки их изображений. Раскрыта сущность технологий машинного обучения и показана возможность их применения для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов. Представлены результаты анализа возможностей применения методов распознавания, основанных на результатах параметрической обработки изображений для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов. Обоснованы направления исследования по данным анализа результатов работ, связанных с решением задач обнаружения разливов нефтепродуктов и осуществлена постановка задачи исследования. Введены допущения и ограничения, представлены атрибуты научного исследования и проведена аналитическая постановка задачи исследования.

Сформулированы выводы по первой главе.

**Во второй главе** представлен научный результат по разработке модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей

водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики. Для чего решена задача формализации изображений для их последующей обработки, в рамках которой обоснован переход к полутоновым форматам изображений и представлен порядок выбора данных для формирования первичных векторов признаков.

Приведены этапы разработки модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики, в рамках которых исследована устойчивость параметров гистограмм, характеризующих распределения значений компонент яркости, в зависимости от освещенности изображений и получено аналитическое представление разработанной модели.

Представлены результаты оценки эффективности технических решений по разработке модели формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости.

Сформулированы выводы по второй главе.

**В третьей главе** представлен научный результат по разработке методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающая повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов..

Обоснована необходимость поиска подходов к снижению вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и тот же распознаваемый объект.

Представлены этапы выбора порождающей функции для построения матриц масштабно-временных преобразований и обоснование размерности для формирования на их основе векторов признаков, в рамках которого исследованы свойства декоррелирующих преобразований в интересах снижения вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и

тот же распознаваемый объект. Приведены результаты анализа, проведенного в интересах выбора формирующей вейвлет-функции. Показан механизм ее применения для последующей реализации процедур кратномасштабного преобразования над гистограммами обрабатываемых изображений. Обоснован выбор размерности матрицы кратномасштабного преобразования для построения векторов признаков.

Описана и раскрыта сущность основных этапов методики, обеспечивающей повышение контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.

Сформулированы выводы по третьей главе.

**В четвертой главе** представлен научный результат по разработке методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

Приведены результаты обоснования алгоритма, реализующего способ обнаружения аномалий с позиций оценки различий векторов признаков обрабатываемых изображений. Осуществлена формализация задачи обнаружения аномалий с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения. Представлена оценка работоспособности алгоритма и рассмотрен порядок реализации основных этапов способа обнаружения разливов нефтепродуктов, с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения.

Представлен подход вероятностной оценки способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для чего разработана аналитическая основа вероятностной оценки работы алгоритма обнаружения аномалий и получены аналитические выражения вероятностной оценки правильного обнаружения аномалий с учетом коэффициента повышения контрастности.

Сформулированы выводы по четвертой главе.

**В заключении** сформулированы основные выводы и определены направления дальнейшего исследования.

**Научная новизна и теоретическая значимость** в том, что в рамках **первого научного результата**, в отличие от известных:

разработаны предложения по формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости их битов, выступающих в качестве первичных признаков распознавания;

предложена структуризация первичных признаков распознавания обрабатываемых изображений, заключающаяся в смещении компонентов гистограмм яркости таким образом, чтобы позиция, соответствующая максимуму функции их огибающей, совпадала с позицией максимума функции огибающей гистограммы базового изображения;

в рамках **второго научного результата**, в отличие от известных:

доказано, что применение декоррелирующих преобразований к векторам признаков в виде гистограмм распределения яркости различных изображений, описывающих один и тот же распознаваемый класс, приводит к снижению их дисперсии и повышает контрастность пространства распознавания;

обосновано применение в качестве декоррелирующего, кратномасштабное вейвлет-преобразование, на основе формирующей функции Гаусса 1-го порядка, как обеспечивающего наилучший результат при обработке гистограмм распределения яркости;

в рамках **третьего научного результата**, в отличие от известных:

разработано методическое обеспечение способа дистанционного контроля наличия разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, основанный на обнаружении аномалий изображений, за счет выявления различий векторов признаков последовательно обрабатываемых частично перекрывающихся кадров;

получено аналитическое выражение вероятностной оценки обнаружения аномалий изображений с позиций теории обнаружения сигналов со

случайной амплитудой, в котором в качестве показателя отношения сигнал/шум (ОСШ) выступает величина отношения размеров аномалии к общему размеру кадра, отнесенного к дисперсии различий векторов признаков текущего и базового изображений без учета предполагаемого отношения; введено понятие коэффициента повышения контрастности, представляющего собой отношение векторов разности, сформированных на основе гистограмм распределения яркости, к отношению векторов признаков после их кратномасштабной обработки; получено аналитическое выражение вероятностной оценки ложной тревоги при обнаружении аномалий изображений с позиций теории обнаружения сигналов со случайной амплитудой, определяемое отношением дисперсии вектора признаков самого базового изображения, к дисперсии различий сравниваемых векторов признаков.

#### **Практическая значимость:**

1. В рамках **первого научного результата** разработаны частные алгоритмы поиска аргумента максимального значения гистограммы и переназначения гистограммы изображения с учетом совмещения максимума функции ее огибающей с заданным значением, используемым при формализации обрабатываемых изображений; обоснованы этапы формирования модели формализации обрабатываемых изображений, используемых затем в виде векторов признаков в алгоритмах распознавания, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей; разработанная модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности, **позволяет использовать кадры в 4.5 раза большего разрешения**, чем при использовании методов глубокого машинного обучения, что способствует увеличению достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов; обработка кадров изображений с позиций представления их в виде

гистограмм распределений яркости позволяет представить их в виде векторов признаков размерностью в 256 элементов, что **обеспечивает более чем 100 кратное снижение объема передаваемых данных** без существенной потери качества изображения. Такой подход открывает возможность решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов непосредственно в приборах и средствах экологического контроля и диагностики.

2. В рамках второго научного результата обоснована целесообразность, в приборах и средствах экологического контроля и диагностики при выявлении разливов нефтепродуктов, гистограммы распределений яркости обрабатываемых изображений, представленные в виде векторов по 256 позициям, подвергать кратномасштабным преобразованиям с показателем кратности равной 32;

доказано, что усреднение двумерных матриц кратномасштабных вейвлет-преобразований позволяет получить векторы признаков, обеспечивающие **повышение контрастности пространства распознавания на 92 %**, что увеличивает достоверность распознавания разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов;

выявлено, что если контрастность пространства распознавания, при использовании в качестве векторов признаков гистограмм распределения яркости, достигает всего лишь значения равного 1,77, то использование векторов признаков, сформированных в соответствии с разработанной методикой способно обеспечить для того же пространства распознавания показатель контрастности более 3,4, тем самым **повышая эффективность экологического контроля в 1,92 раза**.

3. В рамках третьего научного результата разработано методическое обеспечение реализации способа обнаружения разливов нефтепродуктов, способствующего повышению безопасности окружающей среды, основанного на последовательном сравнении векторов признаков текущего и предыдущего изображений;

использована кратномасштабная обработка векторов, позволившая повысить

контрастность признаков распознавания на 92%, что обеспечило возможность **обнаружения разливов нефтепродуктов в 3,3 раза меньшего размера**, с позиций интерпретаций их как аномалий изображений в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, с той же вероятностью идентификации;

обоснован порядок расчета порога принятия решения в алгоритме классификации изображений.

**Достоверность** полученных в диссертации **научных** результатов и выводов обеспечивается:

- преемственностью используемого подхода к решению научной задачи;
- обоснованным выбором исходных данных;
- адекватностью применяемых методов исследования при решении частных задач, при разработке НМА в виде:
  - модели для приборов и средств экологического контроля и диагностики,
  - методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов,
  - методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов в акватории морей и океанов;
- корректностью вводимых допущений и ограничений;
- использованием фундаментальных достижений теории распознавания образов, методов и способов обработки изображений, а также аналитического аппарата и элементов теории вероятностей и математической статистики;
- строгой аргументацией полученных теоретических результатов, и подтверждением их правомерности данными моделирования;
- наличием имеющихся положительных отзывов, а также одобрением, полученным при апробации новых научных результатов на 5 научно-технических конференциях различного уровня.

**Личный вклад автора** заключается в непосредственной разработке основных положений, выносимых на защиту.

Достоверность результатов исследования подтверждается 4 патентами

на изобретение, устройство и полезную модель, соответствием и непротиворечивостью полученных научных и технических решений, результатам предшествующих теоретических и экспериментальных исследований данным математического моделирования.

**Реализация работы.** Результаты диссертационной работы реализованы (внедрены) в работе ООО НПП «НТТ», в ФГБНУ «Аналитический центр», в ФГУП «ГосНИИП», в НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия», в ФГКВОУ ВО «ВА связи» (ВАС), что подтверждено соответствующими актами. Результаты диссертационного исследования внедрены в учебный процесс ФГАОУ ВО «ГУАП» в дисциплину «Цифровая обработка сигналов».

**Апробация.** Основные положения, защищаемые идеи, теоретические положения, научные и практические результаты работы докладывались и получили положительные отзывы на следующих научных конференциях и форумах:

- Международная научная конференция «Волновая электроника и инфокоммуникационные системы», 2024, 2025 г.г.;
- Международный форум «Метрологическое обеспечение инновационных технологий», 2023 г.;
- Международный форум «Математические методы и модели в высокотехнологичном производстве», 2023, 2024 г.г.;
- Международная отраслевая научно-техническая конференция «Технологии информационного общества», 2024 г.;
- Международная конференция по электромеханике и робототехнике «Завалишинские чтения», 2024, 2025 г.г.;
- Всероссийской научно-практической онлайн-конференции с международным участием «Интеллектуальные технологии в эргономике и когнитивных науках», 2024 г.;
- Всероссийская научная конференция «Радиотехнические, оптические и

биотехнические системы. Устройства и методы обработки информации», 2024, 2025 г.г.

– Российская научная конференция «Радиофизика, фотоника и исследование свойств вещества», 2024 г.

**Публикации.** Основные результаты диссертационной работы опубликованы в 28 печатных изданиях, из них в том числе: 4 статьи в изданиях, рекомендованных ВАК РФ по специальности 2.2.8, из них - 2 статьи без соавторов; 2 статьи в международной реферативной и наукометрической (библиографической) базе данных Scopus; 22 работы в других научных изданиях и материалах конференций. Получено 4 свидетельства о государственной регистрации на изобретение, устройство и полезную модель.

Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на 8 Международных, трех Всероссийских и одной Российской научной конференции.

**Структура и объем диссертации.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, каждая из которых представляет собой отдельное защищаемое положение, заключения, списка литературы и приложений. Содержание работы изложено на 172 страницах машинописного текста, содержит 99 рисунков и 19 таблиц, список литературы содержит 138 наименований.

# **1. АНАЛИЗ ПОДХОДОВ К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ПРИ ПОИСКЕ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ В АКВАТОРИЯХ МОРЕЙ И ОКЕАНОВ**

## **1.1. Анализ ситуации с организацией экологического мониторинга акваторий морей и океанов и обоснование метода неразрушающего контроля для обнаружения разливов нефтепродуктов**

Вопросы охраны окружающей среды являются одним из приоритетных направлений среди глобальных проблем, решаемых на государственном уровне. Возрастающие темпы промышленного производства требуют все большего расхода энергоресурсов, основу которых составляют углеводороды [2-4]. В условиях глобализации, когда производственные мощности удалены от мест добычи полезных ископаемых на значительные расстояния, транспортировка нефтепродуктов танкерным флотом становится одной из причин возникновения техногенных катастроф в акваториях морей и океанов [5]. Учитывая, что даже за непреднамеренное загрязнение окружающей среды транспортные компании несут строгую административную и финансовую ответственность, то виновные в техногенных катастрофах стремятся не афишировать результаты аварий [6, 7]. Поэтому в таких условиях важную роль играют организации, занимающиеся экологическим мониторингом, обеспечивающие своевременное выявление результатов техногенных катастроф [8].

### **1.1.1. Анализ проблем организации эффективного мониторинга и своевременного обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов**

Несмотря на активную разработку, так называемых, «зеленых» технологий энергетики, на настоящий момент отказ от использования углеводородов в экономике любого государства не представляется возможным. Так, согласно [9], «Мировая добыча нефти в 2021 г. составила 4289 млн. т нефти и газоконденсатных жидкостей. Показатели добычи 2021 г. превышают на 17% показатели добычи в начале тысячелетия».

Вместе с тем рост нефтедобычи в таких объемах неизбежно приводит к техногенным авариям, приводящим к загрязнению окружающей среды. Несмотря на наметившиеся успехи в борьбе за экологическую безопасность окружающей среды, по данным международного исследовательского отдела Statista [10], только в 2023 года «Объем разлитой нефти из нефтяных танкеров по всему миру в 2023 году составил примерно 2000 метрических тонн». А поскольку не все зафрактованные танкеры имеют лицензии и страховки, то их маршруты часто остаются вне зон мирового экологического контроля. Поэтому в случае разлива нефтепродуктов, хозяева и перевозчики стараются скрыть факт произошедшей техногенной катастрофы [11].

В интересах своевременного выявления фактов разливов нефтепродуктов активно используются средства космического и воздушного мониторинга [12].

Следовательно, учитывая то, что акватория морей и океанов занимает значительную часть земной поверхности, то объем контролируемых данных экологического мониторинга становится запредельным [13]. В такой ситуации необходимо разработка научно-технических подходов, позволяющих еще на предварительном этапе, в автоматическом режиме осуществлять селекцию входных данных, поступающих в виде фото и видео изображений с беспилотных летательных аппаратов [14-16]. Один из таких подходов базируется на решении задачи распознавания образов, предполагающей отбор только того фото и видео контента, на котором запечатлены следы техногенных аварий, или результаты их последствий. [17, 18]. Такие методы мониторинга, согласно [19], относятся к методам неразрушающего контроля (НК). Поэтому, необходимо на основе анализа методов НК выбрать те из них, применение которых, при общих равных условиях, обеспечит наилучшие показатели по своевременности и достоверности выявления мест разлива нефтепродуктов для принятия соответствующих мер по их ликвидации.

### **1.1.2. Обоснование выбора метода неразрушающего контроля для реализации процедур обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов**

В настоящее время методы (НК) широко используются в интересах оценки экологического состояния природной среды [20-23]. В том числе и в интересах контроля загрязнения водных ресурсов, о чем свидетельствуют многочисленные работы по этому направлению [24-26]. Прежде всего, это связано с удобством их применения в ходе проведения самого мониторинга. Однако не все методы НК в равной мере применимы для контроля разливов нефти в пределах больших пространств водной поверхности Земли.

Так, согласно ГОСТ Р 56542–2019 «Контроль неразрушающий. Классификация видов и методов» определено 99 разновидностей методов неразрушающего контроля, которые в свою очередь характеризуются видом контроля, характером взаимодействия физических полей с контролируемым объектом, первичным информационным параметром и способом получения первичной информации [19].

Следовательно, из существующего разнообразия методов НК необходимо выбрать тот, который при прочих равных условиях позволит обеспечить наилучшую эффективность выявления разливов нефти на водной поверхности, с учетом размеров морских и океанских акваторий. Очевидно, что, несмотря, в общем случае, на широкий спектр задач, решаемых экологическим мониторингом [24], основополагающей является своевременное выявление зоны распространения техногенной катастрофы.

Поэтому для этой цели активно используются системы контроля, устанавливаемые на летно-подъемных средствах [12], к которым относят спутники, самолеты, а также различные виды беспилотных летательных аппаратов (БПЛА). С учетом указанных платформ, выступающих в качестве носителей для размещения систем и комплексов экологического мониторинга, в качестве видов НК, используемых для обнаружения разливов нефтепродуктов, целесообразно рассматривать оптический метод и

радиоволновой. Такой выбор подтверждается результатами исследований, представленных в [13, 14, 20]. При этом чувствительность радиоволновых методов НК, во многом определяется дистанцией контроля. А учитывая существенную высоту подъема летно-подъемных средств с установленным оборудованием, эффективность их применения вызывает вопросы.

В таких условиях наиболее приемлемым видится применение только оптического вида НК, выбор которого обоснован в [12-18, 21-24]. Указанный выбор обусловлен высоким уровнем развития оптических систем, обеспечивающих высокое разрешение изображений, даже при значительных дистанциях контроля. Но помимо достоверности выявления результатов техногенных катастроф, немало важным моментом является своевременность предоставления полученной информации на пункты мониторинга.

Заметим, что форматы высококачественных изображений, достаточно объемны, и требуют для их передачи наличие высокопроизводительных телекоммуникационных каналов, способных обеспечивать онлайн трансляцию.

Поэтому реализация такого подхода предполагает высокие экономические затраты. Кроме того, организация такого режима проведения экологического мониторинга предполагает наличие дежурной смены операторов, занимающихся обработкой данных, поступающих с дистанционных платформ, используемых в качестве носителей оборудования контроля.

В такой ситуации прагматичным видится путь, предложенный в [15, 18, 25-28], предполагающий реализацию процедур предварительной селекции еще в процессе первичной обработки получаемой информации на борту БПЛА, тем самым реализуя процедуры экспресс-анализа.

Таким образом, для обоснования алгоритмов, реализующих процедуры экспресс-анализа, необходимо провести анализ структуры, формата и параметров видео контента, поступающего от оборудования контроля, размещенного на борту БПЛА, на пункты его обработки.

## **1.2. Анализ подходов к решению задач экологического мониторинга при поиске разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов**

Одной из задач экологического мониторинга является своевременное выявление результатов техногенных катастроф, в том числе и обнаружение загрязненных нефтепродуктами акваторий морей и океанов [7]. С этой целью активно используют средства космического и воздушного базирования, осуществляющие видовой контроль. Но учитывая, что водная поверхность занимает порядка 70% общей площади планеты, то объем подлежащих контролю данных огромен [8].

Поэтому необходима разработка научно-технических подходов, позволяющих в автоматическом режиме осуществлять селекцию входных данных, предоставляя оператору лишь актуальные изображения [13].

Один из таких подходов базируется на решении задачи распознавания образов, предполагающей отбор только того фото и видео контента, на котором запечатлены следы техногенных аварий, или результаты их последствий [28].

### **1.2.1. Анализ структуры и параметров форматов данных изображений**

Анализ результатов, представленных в [24], показал, что использование потокового видео для решения задач экологического мониторинга оправдано лишь в том случае, когда видео ряд непосредственно поступает на монитор оператора. Использование ЭВМ для обработки изображений предполагает необходимость их преобразования в один из форматов изображения. Следовательно, необходимо определиться с выбором формата представления данных обрабатываемого изображения.

Согласно [29, 30] под форматом файла изображения понимают «стандартизированные средства организации и хранения цифровых изображений». То есть любой формат представляет собой файл цифровых данных, характеризующих изображение с определенными параметрами.

При этом изображения могут представляться в векторной или растровой форме. К векторным форматам относят такие форматы

изображений, как EPS, PDF, SVG, CDR Век, AI. Такие форматы, содержат геометрическое описание, которое может быть плавно отображено на любом размере дисплея. Векторные форматы, как правило, используются для отображения изображений на экранах мониторов. Среди векторных форматов изображений наибольшее распространение получил формат PDF [31, 32]. Поскольку векторные данные в основном применяются в приложениях графического дизайна, и не описывают характеристики каждого пикселя изображения, то их применение не целесообразно для рассматриваемых задач.

К форматам файлов растровых изображений относят следующие форматы: GIF, BMP, TIFF, PNG, BMP, JPEG, RAW, PSD [29, 33].

Главным достоинством растровых изображений является то, что размер их файлов коррелирует не только с общим количеством пикселей изображения, но и глубиной цвета, приходящейся на пиксель.

Например, изображение размером  $640 \times 480$  пикселей с 24-битным цветом  $k_{\text{ц}}$  приводит к формированию файла размером  $V_{\text{ф}}$ :

$$640 \times 480 \times 24 = 7\,372\,800 \text{ бит} = 921\,600 \text{ байт}.$$

А при кодировании изображения 4-разрядным кодом, получим файл, размером  $640 \times 480 \times 4 = 1\,228\,800 \text{ бит} = 153\,600 \text{ байт}$ .

То есть, чем ниже разряд кода, тем меньше размер результирующего файла. Но при этом следует учитывать, что количество отображаемых цветов  $N_{\text{ц}}$  на изображении, как раз и зависит от глубины цвета  $k_{\text{ц}}$

$$N_{\text{ц}} = 2^{k_{\text{ц}}}. \quad (1.1)$$

Следовательно, чем больше глубина цвета, тем детальней будет отображено изображение совокупностью цифровых данных. Так, в табл. 1.1 представлены значения размера файла и количество отображаемых цветов

$N_{ц}$ , в зависимости от величины кода, определяющего глубины цвета  $k_{ц}$ , для изображения размером  $640 \times 480$  пикселей.

Таблица 1.1 – Размер файла и количество отображаемых цветов, в зависимости от величины кода, определяющего глубины цвета

	Разрядность кода глубины цвета $k_{ц}$					
	4	8	16	24	32	48
$N_{ц}$	16	256	65 536	16 777 216	4 294 967 296	281 474 976 710 656
$V_{ф}$ , Кбайт	153,6	307,2	614,4	921,6	1228,8	1843,2

Анализ результатов табл. 1.1 позволяет сделать следующее заключение. Поскольку человеческий глаз теоретически способен различать не более 10 000 000 цветовых градаций [34], то использование разрядность кода свыше  $k_{ц} > 24$  не целесообразно. Однако на практике установлено [35], что в среднем для понятия и осознания сущности образа, представленного на изображении, среднестатистический человек осознанно различает не более 150 или 200 оттенков цветов. И лишь при усиленной тренировке, возможно, выработать способность различать до 500 оттенков серого цвета. При этом качество изображения в большей степени зависит не от цветности материала, а от разрешающей способности.

Среди растровых форматов наиболее точно изображение передает формат **BMP** (от англ.: *Bitmap Picture*) без использования алгоритмов сжатия. Данный формат сохраняет изображение в виде однослойного растра, в котором глубина цвета определяется 1, 2, 4, 8, 16, 24, 32, 48 и 64 разрядным кодом. Поэтому параметры формируемых файлов с расширением \*.bmp соответствуют данным табл. 1.1 при соответствующем размере файла.

Вместе с тем на практике широкое распространение получил растровый формат **JPEG**, получивший свое название по аббревиатуре разработавшей его компании (от англ.: *Joint Photographic Experts Group*). Данный формат предусматривает сжатие как без потерь в информации, так и с потерями.

И если алгоритм сжатия без потерь позволяет уменьшить объем данных всего на 10-40%, то коэффициент сжатия алгоритма с потерями может составлять 100 : 1 [36]. При этом наибольшее распространение получили **JPEG** кодеки, в которых глубина цвета изображения представляются 8-битами.

### **1.2.2. Обоснование форматов представления для обработки данных изображений разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов**

Проведенный анализ показал, что в растровых цифровых изображениях глубина цвета может кодироваться 1, 2, 4, 8, 16, 24, 32, 48 и 64 битами. При этом наилучшее соответствие обеспечивает формат **ВМР**, но формируемые на его основе файлы имеют большие размеры, что может создать трудности с их передачей по радиоканалам. На практике большее распространение получил формат **JPEG**, позволяющий за счет сжатия файлов изображений уменьшить их объем в 100 раз. Однако алгоритмы сжатия приводят к потере информации, содержащейся в изображении.

Следовательно, необходимо определиться с форматом представления данных изображений для их последующей обработки. Для этого необходимо оценить качество изображения с различными значениями параметров.

Поскольку было установлено, что предельное значение различия цветов человеческим глазом составляет не более 10 000 000, то в качестве эталонного определим изображение формата **ВМР**, в котором глубина цвета кодируется 24 битами. Таковым будем рассматривать тестовое изображение размером 1252×751 пикселей при  $k_{ц} = 24$  (далее по тексту – ТИ-00), на котором фиксируется разлив нефтепродуктов на поверхности Черного моря (фото в свободном доступе по состоянию на 11.05.2024 в сети Интернет <https://gazetanovoros.ru/wp-content/uploads/2021/10/more.jpg>).

Тестовое изображение ТИ-00 будем сравнивать с этим же изображением, но представленном в формате **ВМР** при  $k_{ц} = 8$  (далее по тексту – ТИ-01), при  $k_{ц} = 4$  (далее по тексту – ТИ-02), при  $k_{ц} = 2$  (далее по

тексту – ТИ-03), а также с этим изображением, представленным в формате **JPEG**, далее по тексту – ТИ-04).

Указанные изображения представлены на рис. 1.1 – 1.5.

Для наглядности на каждом изображении нанесена граница зоны, позволяющая на основе визуального анализа принять решение:

наличие артефактов вызвано разливом нефтепродуктов;

наличие артефактов обусловлено различиями в освещенности поверхности моря.



Рисунок 1.1 – Изображение ТИ-00 с разливом нефтепродуктов



Рисунок 1.2 – Изображение ТИ-01 с разливом нефтепродуктов

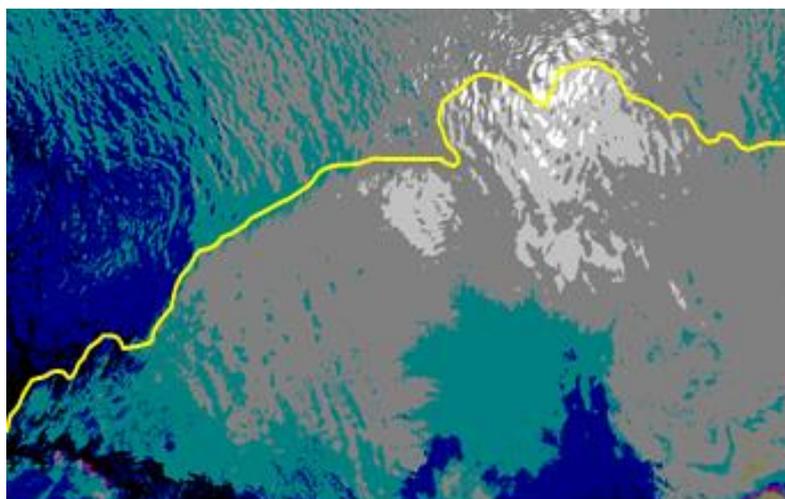


Рисунок 1.3 – Изображение ТИ-02 с разливом нефтепродуктов

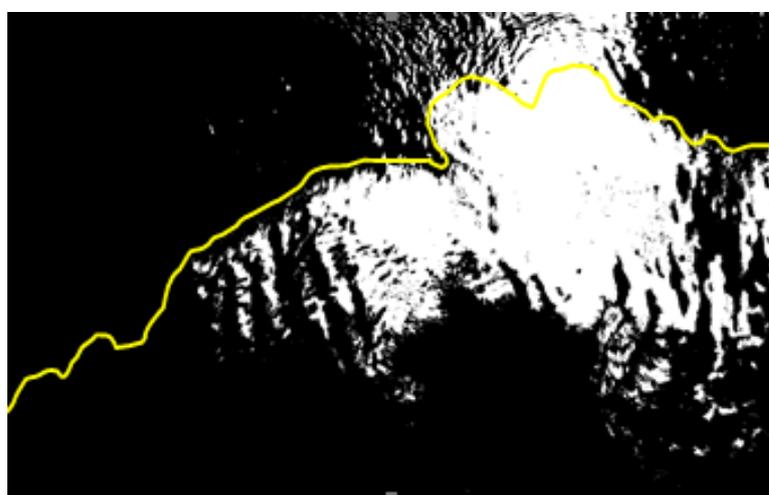


Рисунок 1.4 – Изображение ТИ-03 с разливом нефтепродуктов



Рисунок 1.5 – Изображение ТИ-04 с разливом нефтепродуктов

По результатам визуального анализа можно заключить, что наиболее близко к тестовому изображению ТИ-00, только изображение ТИ-04, на котором приведенная граница позволяет четко выделить зону разлива нефтепродуктов. На остальных изображениях, артефакты, обусловленные различиями в степени освещенности, имеют близкую структуру с артефактами, вызванными разливом нефтепродуктов. Для подтверждения результата, эксперимент был проведен с 200 изображениями.

В таблице 1.2 представлены параметры тестируемых изображений.

Таблица 1.2 – Параметры тестируемых изображений

$k_{ц}$	Формат <b>BMP</b>				Формат <b>JPG</b>
	2	4	8	24	24
$N_{ц}$	16	256	65 536	4 294 967 296	4 294 967 296
$V_{ф}$ , Кбайт	117	460	919	2921	643

Для лучшей наглядности полученных результатов, на рис. 1.6-1.9 демонстрируются нормированные цифровые матрицы тестовых изображений ТИ-00, ТИ-04, ТИ-03 и ТИ-02.

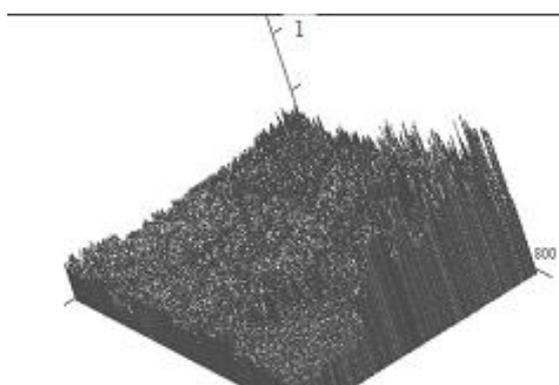


Рисунок 1.6 – Цифровая матрица ТИ-00

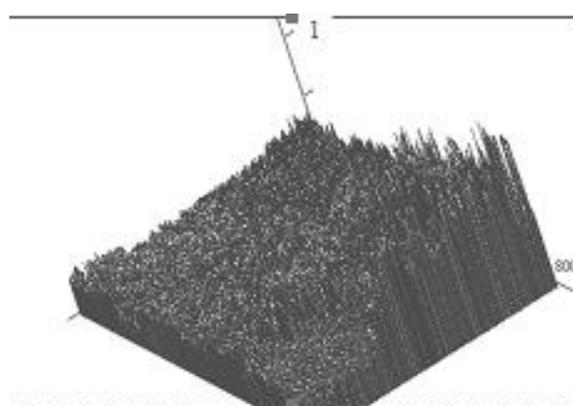


Рисунок 1.7 – Цифровая матрица ТИ-04

Следует отметить, что размеры матриц тестовых изображений одинаковы и не зависят от градаций отображаемых цветов. Отличия лишь в

количестве градаций каждого элемента матрицы, определяемого параметром  $k_{ц}$ .

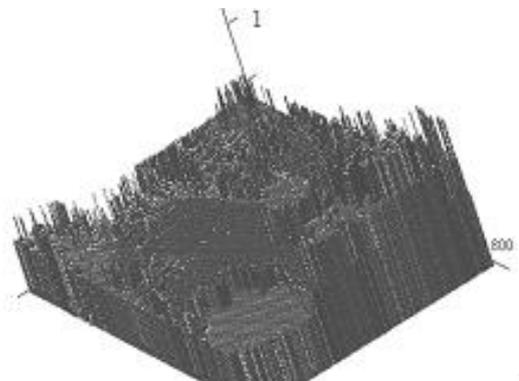


Рисунок 1.8 – Цифровая матрица ТИ-02

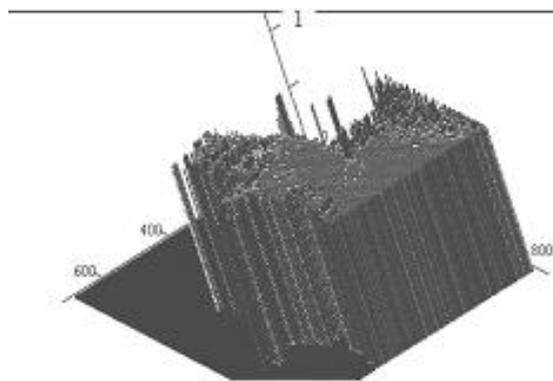


Рисунок 1.9 – Цифровая матрица ТИ-03

Анализ результатов табл. 1.2 и рис. 1.6 - 1.9 показывает, что в качестве исходных данных целесообразно рассматривать изображения, получаемые с систем визуального мониторинга, размещенных на платформах БПЛА, представленный в формате **JPEG**.

### **1.3. Анализ существующих подходов к решению задачи обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки их изображений**

Существуют два фундаментальных метода обнаружения искомого объекта на фотографиях [38]. Первый метод основан на применении технологии компьютерного зрения, а второй – на результатах статистической обработки параметров изображений.

Поэтому необходимо определиться с выбором общего подхода к решению задачи обнаружения разливов нефтепродуктов на акваториях морей и океанов, с учетом выявленных особенностей, как ведения мониторинга, так и представления формата исходных данных изображений для их разработки, рассмотренных в п.п. 1.1 и 1.2.

### 1.3.1. Сущность технологий машинного обучения и возможность их применения для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов

Технологии машинного обучения, согласно [39] являются одной из разновидностей форм искусственного интеллекта, основанных на применении нейронных сетей. Их сущность основана на возможности уточнения исходных алгоритмов работы по результатам текущей обработки данных. То есть в процессе функционирования реализуются процедуры «обучения». Это позволяет вложенному алгоритму более адаптивно изменять свою работу в ходе обработки текущих данных, в соответствии с особенностями выявленных в них закономерностей.

Следует понимать, что эффективность работы такого алгоритма во многом обеспечивается качеством проведения первичного обучения нейронной сети.

В настоящее время принято выделять следующие методы машинного обучения: с учителем, без учителя, с подкреплением и с частичным привлечением учителя [40].

Вместе с тем анализ работ [41-47] по вопросам использования технологий искусственного интеллекта показал, что для обнаружения разливов нефтепродуктов, как правило, используются методы глубокого обучения нейронных сетей, или глубокая нейронная сеть (англ. *Deep learning*, что дословно переводится как глубинное обучение).

Среди глубоких нейронных сетей (англ. *Deep Neural Networks – DNNs*) наилучшая эффективность в вопросах классификации изображений отмечена у следующих типов DNNs:

многослойные перцептроны (MLP);

сверточные нейронные сети (CNNs);

рекуррентные нейронные сети (RNN).

(Gaudenz Boesch, «Deep Learning». Deep Neural Network: The 3 Popular Types (MLP, CNN and RNN): <https://viso.ai/deep-learning/deep-neural-network-three-popular-types/> (Свободный доступ на 12.05.2024).

При этом следует понимать, что главное отличие DNNs от обычных нейронных сетей определяется бóльшим количеством задействованных слоев персептронов, и бóльшим количеством связей на уровне каждого слоя.

В частности, сети MLP являются базовыми DNNs и относятся к классу нейронных сетей с прямой связью. Концепция построения сетей MLP демонстрируется на рис. 1.10.

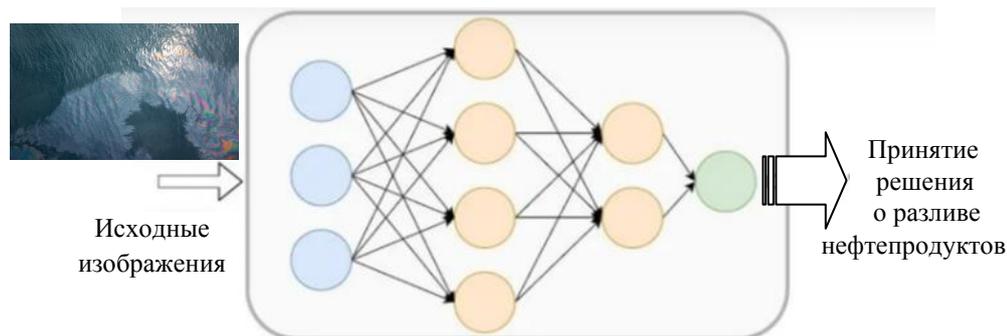


Рисунок 1.10 – Концепция построения сетей MLP

Наибольшая эффективность практических приложений MLP отмечена при обработке структурированных данных, используемых, например, при оценке кредитных историй, анализе транзакций при предотвращении несанкционированного доступа, а также в вопросах прогнозирования.

Сверточные нейронные сети CNNs успешно применяются для решения задач компьютерного зрения. Их работа основана на поиске в потоке данных заданных признаков. Поэтому в отличие от технологии MLP, в моделях CNN реализуется принцип последовательной реализации процедур свертки на каждом уровне, для извлечения возможных признаков распознаваемого объекта, см. рис. 1.11.

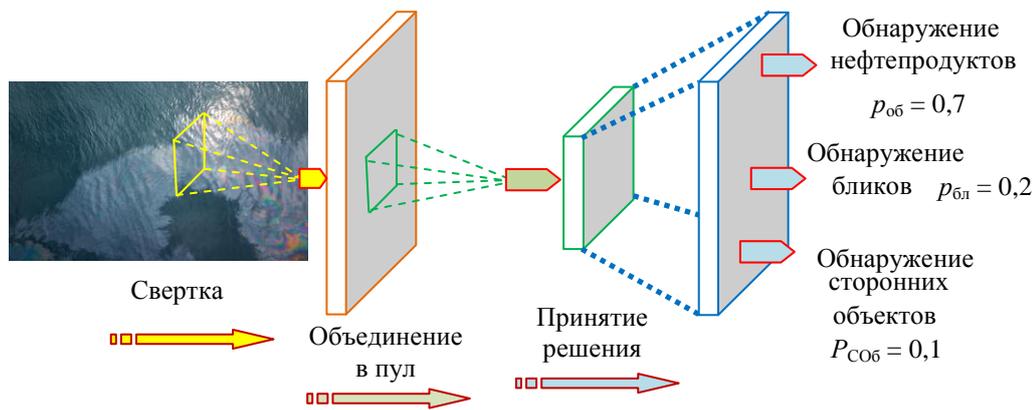


Рисунок 1.11 – Концепция построения сетей CNN

А поскольку каждый из уровней обработки представляет собой совокупность нелинейных функций предварительно рассчитываемых взвешенных сумм, применительно к каждому из последовательно обрабатываемых фрагментов изображения, то окончательное решение принимается с учетом введенных весовых коэффициентов и результатов обработки на предыдущем уровне.

Рекуррентные нейронные сети RNNs преимущественно ориентированы на решение задач обработки временных рядов данных. При этом входные данные таких сетей содержат, как текущие данные, так и данные полученные на предыдущих этапах обработки. Принцип работы сети RNN демонстрируется на рис. 1.12.

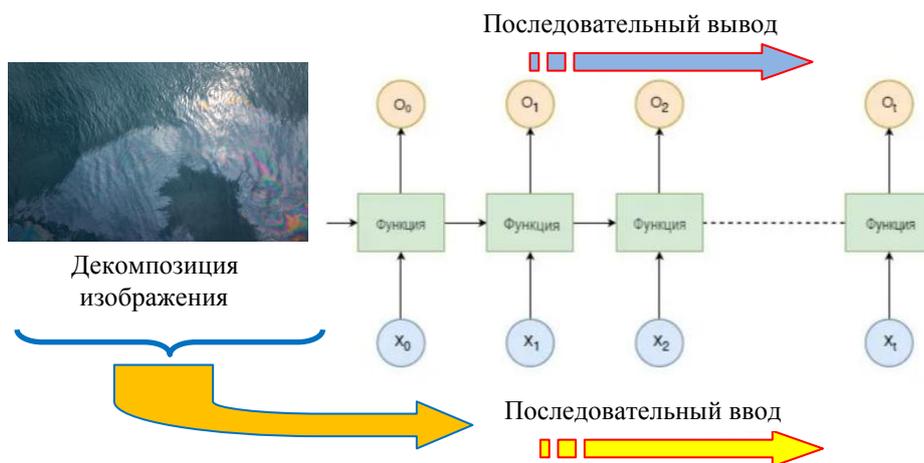


Рисунок 1.12 – Концепция построения сетей RNN

В сетях RNNs каждый последующий уровень персептронов представляет собой набор нелинейных функций, весовыми коэффициентами которых являются взвешенные суммы выходных данных и данных, полученных в предыдущем состоянии сети. В результате такой архитектуры, каждый базовый элемент сети RNN состоит из совокупности слоев и ячеек, реализующих последовательную обработку рекуррентных моделей.

Свое применение сети RNN нашли в задачах распознавания речи и машинного перевода.

Таким образом, проведенный анализ показал, что среди широко известных моделей глубоких нейронной сети, к решению задач обнаружения разливов нефтепродуктов в большей степени адаптированы сверточные нейронные сети CNNs.

Вместе с тем, согласно данным портала «Deep Learning», разработанная ее сотрудниками в 2012 году нейронная сеть CNN AlexNet обеспечивала классификацию изображений размером  $227 \times 227$ .

Структуру сети CNN AlexNet составляли 5 слоев персептронов, реализующих процедуры свертки, и трех полносвязанных слоев, обеспечивающих принятие решения по результатам обработки. При этом, для успешного функционирования сети на этапе обучения потребовалось провести расчет более 61 0000 000 значений весовых коэффициентов.

В результате, для обработки изображения размером  $227 \times 227$  пикселей, сеть CNN AlexNet осуществляла свыше 724 миллиона операций умножения и суммирования. При этом вероятность классификации составляла всего лишь порядка 0,84 по детерминированным изображениям.

Разработанная позже сеть VGG-16, обеспечивала вероятность правильного принятия решения уже на уровне 0,92. Но при этом в ее состав было включено 13 слоев персептронов, реализующих операции свертки. А при обучении необходимо было рассчитать более 138 000 000 весовых коэффициентов. А на обработку изображения размером  $224 \times 224$  пикселей уходило порядка 15 500 000 000 вычислительных операций.

Анализ работ [46-52], посвященных разработке и исследованию возможностей глубоких сверточных нейронных сетей CNNs, позволил обобщить сведения об их эффективности и производительности, см. табл. 1.3

Таблица 1.3 – Параметры эффективности и производительность CNNs

	Тип глубокой нейронной сети				
	AlexNet	VGG-16	GoogLeNet	ResNet	SENet
Количество вычислительных операций,	$724 \times 10^6$	$15,5 \times 10^9$	$1,43 \times 10^9$	$3,6 \times 10^9$	$5,8 \times 10^9$
Вероятность, $p_{об}$	0,84	0,92	0,93	0,96	0,965

Полученные результаты позволяют заключить следующее. Несмотря на высокую эффективность функционирования глубоких нейронных сетей при решении задач распознавания изображений, их применение для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов непосредственно на борту БПЛА, связано с определенными трудностями.

Так, рассмотренные сети CNNs, как правило, ориентированы на работу с конкретными изображениями, в то время как последствия разливов нефтепродуктов не имеет четкой детерминированности. При этом даже для объектов с ярко выраженной формализацией, такие сети предполагают наличие оборудования, обладающее значительных вычислительными мощностями. В случае поиска слабо конкретизированных объектов, необходимый вычислительный ресурс может повыситься на порядок, что подтверждается результатами исследований, представленных в [41].

### **1.3.2. Анализ возможностей применения методов распознавания, основанных на результатах параметрической обработки изображений для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов**

Согласно [37], параметрические методы распознавание основаны на отнесении искомого объекта к одному из альтернативных классов, по результатам обработки его параметров, получивших название признаки.

Следовательно, такая система распознавания должна реализовывать следующие процедуры:

задание пространства распознавания совокупностью образов, получивших название классов, к одному из которых должен быть отнесен распознаваемый объект;

выбор набора параметров, характеризующих каждый из объектов пространства распознавания, в том числе и распознаваемый, измеренные значения которых представляются в виде векторов признаков распознавания, по результатам обработки которых, и будет осуществляться отнесение искомого образа к одному из альтернативных классов;

задание (реализация) решающего правила, в соответствии с которым происходит отнесение распознаваемого объекта к одному из альтернативных классов.

При этом возможны две ситуации. Первая, когда перечень образов (объектов пространства распознавания), информативных признаков и решающие правила задаются распознающей системе извне. Такой способ получил название обучение с учителем. Вторая – когда хотя бы одна из процедур формируется самой системой. Данная система получила название распознавание без учителя [53].

Очевидно, что при таком подходе основополагающую роль, определяющую эффективность системы распознавания играют процедуры реализации решающего правила. В настоящее время методы их реализации согласно [54-57], разделяют на детерминистские, т.е. жестко заданные, и статистические, получаемые в ходе обработки параметров объектов.

Учитывая высокую вариативность морского фона, применение детерминистских методов видится нецелесообразным, что подтверждается результатами, полученными в [58-60].

Поэтому далее рассмотрим статистический подход, с позиций которого вербальную задачу распознавания объектов (образов) сформулируем в следующей редакции: по результатам сравнения вектора признаков





$$\frac{w(\mathbf{Y} | \mathbf{X}^{(l)})}{w(\mathbf{X}^{(l)})} C_Y^{(l)} \underset{<}{\overset{\geq}{}} C^{(l)}, \quad (1.4)$$

где  $w(\mathbf{Y} | \mathbf{X}^{(l)})$  – условная плотность вероятности (функция правдоподобия), характеризующая вероятность того, что обрабатываемый вектор признаков  $\mathbf{Y}$  принадлежит  $l$ -му классу;  $w(\mathbf{X}^{(l)})$  – плотность распределения вектора наблюдаемых значений признаков  $l$ -го класса;  $C^{(l)}$  – порог, определяющий принадлежность обрабатываемого вектора признаков к  $l$ -му классу.

Согласно (1.4) задача распознавания сводится к принятию решения о принадлежности наблюдаемого объекта к тому классу, вероятность принадлежности к которому будет наибольшей из всех возможных, которая в свою очередь определяется близостью значений вектора признаков распознаваемого образа, вектору признаков того или иного образа.

При этом следует понимать, что точность распознавания при таком подходе зависит от степени различий между альтернативными классами признакового пространства, которая определяется набором параметров, используемых для формирования векторов признаков.

Поэтому немаловажным моментом является выбор параметров для формирования признакового пространства. Поскольку чем выше различия между любыми двумя альтернативными классами, характеризуемые понятием контрастность [64], тем точнее реализуется правильное отнесение образа к тому или иному классу, т.е. тем выше вероятность правильного распознавания. Следовательно, на этапе формирования пространства распознавания в виде векторов признаков  $\{\mathbf{X}^{(l)}\}_L$  необходим поиск такой совокупности параметров  $\{\mathbf{X}^L\}_R$  характеризующих объект (образ), которые для  $L$  распознаваемых образов, обеспечили наилучшую контрастность.

Математически это можно определить следующим образом

$$\{\mathbf{X}^L\}_R \rightarrow \arg \max_{l, j \in L} |\mathbf{X}^{(i)} - \mathbf{X}^{(j)}|. \quad (1.5)$$

Или, обозначив разность между двумя любыми векторами признаков эталонных описаний  $i$  и  $j$  как  $\mathbf{D}^{(ij)}$ , получим

$$\mathbf{D}^{(i,j)} = | \mathbf{X}^{(i)} - \mathbf{X}^{(j)} |. \quad (1.6)$$

Согласно (1.6) вектор  $\mathbf{D}^{(i,j)}$ , характеризует межклассовое расстояние между двумя любыми векторами признаков [62].

Очевидно, что чем больше размерность вектора признаков  $R$ , тем больше и значение  $\mathbf{D}^{(i,j)}$ , поэтому для задачи распознавания необходимо ввести ограничения, с одной стороны максимизирующие вероятность правильного распознавания образа  $p_{\text{расп}}$  и контрастность признакового пространства  $\mathbf{D}^{(i,j)}$ , а с другой – минимизирующие время распознавания  $T_{\text{расп}}$  и размерность вектора признаков  $\{\mathbf{X}^L\}_R$ . Указанные условия представим как

$$\min_{T_{\text{расп}} \rightarrow 0} \{\mathbf{X}^L\}_R, \max_{\{\mathbf{X}^L\}_R \rightarrow 0} \mathbf{D}^{(i,j)}, \max_{\{\mathbf{D}^{(i,j)}\} \rightarrow 0} p_{\text{расп}}, \min_{p_{\text{расп}} \rightarrow 1} T_{\text{расп}}. \quad (1.7)$$

Анализ параметрического подхода к распознаванию образов показал, что успешность реализации его процедуры определяется несколькими факторами, которые, в свою очередь, зависят от контрастности формируемого пространства распознавания.

Однако, применительно к задачам обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, непосредственная реализация такого подхода будет связана с высокой вариативностью подстилающей поверхности. Вместе с тем в [65,66] для такой ситуации обоснован выбор способа обнаружением аномалий, называемый также способом обнаружением новизны [67]. Его сущность основана на идентификации редких предметов, событий или наблюдений, которые значительно отличаются от типичных. Такие методы получили развитие в системах видеонаблюдения в нефтегазовом секторе при обнаружении аномалий в ходе мониторинга окружающей среды [68].

Следовательно, необходимо по анализу результатов известных работ, проведенных по тематике исследования определить элементы теории распознавания образов, которые целесообразно положить в основу разработки научно-методического аппарата.

### 1.3.3. Обоснование направления исследования по данным анализа результатов работ, связанных с решением задач обнаружения разливов нефтепродуктов

В [69] разработана модель, использующая температурные данные и показатели вибрации поверхности воды. Для принятия решения использовались различные классификаторы: байесовские, нейронные сети обратного распространения, а также  $k$  ближайших соседей, алгоритм дерева решений, алгоритм «случайный лес» (англ. вариант *random forest* – RF).

Согласно результатам исследования, наиболее высокую вероятность обнаружения разливов нефтепродуктов зафиксирован у RF-классификатора (достоверность правильных решений составила 0,98). Однако эксперимент проведен всего лишь для 6 градаций температур и 5 градаций вибрационного показателя, при условии покрытия нефтепродуктами более 50% площади.

В [70] представлена модель, построенная на основе комбинации декомпозиции вариационного метода и метода опорных векторов (англ. вариант *support vector machine* – SVM). Решение об обнаружении принималось с использованием ядра полиномиальной, линейной и радиальной базисной функции (англ. вариант *radial basis function* – RBF).

При этом алгоритм RBF обеспечил вероятность обнаружения 0,96, но при условии покрытия нефтепродуктами не менее 50% площади.

В [71] предложена модель, использующая акустические сигналы для обнаружения утечек в газопроводе. В указанной модели использованы элементы SVM. При этом для предварительной обработки данных использованы процедуры вейвлет-преобразования. Вероятность обнаружения утечек была обеспечена на уровне 0,99 по обработке трех параметров. Но такой подход не реализуем при обработке изображений.

Метод обнаружения разливов нефтепродуктов на основе использования тепловизионных ИК-камер, размещенных на БПЛА, предложен в [72]. Специфика такого метода предусматривает возможность его реализации

даже в ночное время. Метод базируется на результатах сравнения цветных изображений с инфракрасными изображениями (ИК-изображениями).

Для распознавания использовалась сверточная нейронная сеть на основе областей масок (англ. вариант *a mask region-based convolutional neural network* – Mask R-CNN), обучение которой осуществлялось на основе последовательного представления различных изображений, представленных в цветном и ИК-форматах.

Вероятность обнаружения составила 0,89 при условии разлива нефтепродуктов на всей акватории, представленной на изображении.

В [73] авторами предложен комплекс моделей обнаружения разливов нефти, на основе глубокого обучения. Это mask R-CNN и модель VGG-16, разработанная Visual Geometry Group. Для обучения использовалось 1292 изображений разлива нефтепродуктов. При этом точность обнаружения составила 0,93 для модели VGG-16 и 0,7 для модели mask R-CNN. При этом на изображении разлив нефтепродуктов составлял не менее 60% площади.

Наиболее высокий результат с использованием моделей нейронных сетей с глубоким обучением достигнут в исследованиях, представленных в [74]. Авторы для обучения 27 моделей CNN использовали 2000 изображений чистой поверхности воды, и 980 изображений, содержащих разливы нефтепродуктов. Лучший результат (вероятность 0,998) был зафиксирован при использовании алгоритма оптимизации (stochastic gradient descent with momentum – SGDM), реализующего 18 уровней свертки с последовательным отсевом. Требования к реализационным аспектам алгоритмов такого уровня представлены в п.п. 1.3.1.

Вместе с тем в [75] представлены результаты использования параметрического классификатора изображений, работающего на принципах выявления аномалий. Предложенный классификатор, обученный по 200 изображениям чистой водной поверхности, оценивал каждое новое изображение на предмет содержания в нем аномалий, вызванных разливом нефтепродуктов. Вероятность правильной классификации такого алгоритма

составила 0,95 при условии, что размер аномалии не превысит 20% занимаемой площади. При этом учитывая, что разработанный подход базируется на методе параметрического распознавания, то для построения системы мониторинга не требуется высокопроизводительный канал для доступа к базам данных пункта удаленного контроля.

Поэтому, исходя из результатов анализа известных подходов к решению задачи обнаружения разливов нефтепродуктов, целесообразен выбор, в качестве исходного научно-методического аппарата, элементов теории параметрического распознавания изображений.

#### **1.4. Постановка задачи исследования. Основные допущения и ограничения**

##### **1.4.1. Обоснование атрибутов научного исследования**

Согласно результатам исследования, в п.1.3, задача обнаружения разливов нефтепродуктов в акватории морей и океанов может быть решена путем последовательного изучения кадров водной поверхности, с целью выявления аномалий. В простейшем случае достаточно видеоданные с платформы БПЛА подавать на пост экологического мониторинга, где оператор по результатам их визуального анализа сможет принимать решение о наличии загрязнения водной поверхности. Но учитывая огромные размеры акваторий морей и океанов, в пределах которых приходится вести поиск, такой подход становится достаточно трудоемким.

Перспективным направлением видится привлечение для решения такой задачи технологий на основе искусственного интеллекта. Но для реализации такого подхода необходимо обеспечить непрерывную передачу видео трафика на большие расстояния, что связано с существенными экономическими затратами. В такой ситуации прагматичным решением является реализация процедур первичной обработки видео ряда непосредственно на борту БПЛА, с предоставлением на пост экологического

мониторинга только контента с выявленными аномалиями. Однако известные подходы, способные решать такие задачи, предполагают доступ к базам данных и базам знаний больших объемов, или связаны со значительными экономическими затратами. При этом эффективность их реализации обеспечивается в том случае, если размеры аномалий составляют не менее 50% текущей площади кадра.

Таким образом, возникает **объективное противоречие**, обусловленное необходимостью достоверного выявления разливов нефтепродуктов и несовершенством доступного научно-методического аппарата (НМА), обеспечивающего решение данной сложной актуальной научной задачи непосредственно на платформах размещения средств видового контроля. Вместе с тем, научные достижения в области выявления аномалий на изображениях, путем сопоставительного анализа данных последовательного видеоряда [75], открывают новые перспективы по их реализации в области совершенствования методов и способов обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.

Указанные аспекты можно рассматривать как **базовую гипотезу**, согласно которой разработка НМА в виде:

модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики;

методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающая повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов;

методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях обеспечит достоверную вероятностную оценку выявления

факта разливов нефтепродуктов в следствии обработки кадров изображений D-VHS, HD DVD, Blu-ray, HDV (MiniDV) в формате jpeg на уровне 0,98, даже в случае, если их площадь на обрабатываемом кадре не превысит 10%. При том, что системы обнаружения на основе глубокого машинного обучения обрабатывают малоразмерные кадры с разрешением  $227 \times 227$  пикселей.

В соответствии с научной гипотезой, в качестве **объекта исследования** целесообразно определить кадры фотоизображений в акватории морей и океанов формата jpeg. А **предметом исследования** определить методы и способы, обеспечивающие обнаружение аномалий изображений в виде разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов. На основе сформулированной гипотезы можно предположить, что теоретические основы для ее реализации следует искать в методах классической теории распознавания образов. При этом основной аспект должен базироваться на их применимость в средствах видео мониторинга, размещаемых на борту БПЛА.

Представленные доводы позволяют сформулировать **цель научного исследования** в следующей редакции: повышение достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

Для достижения поставленной цели в качестве **методов исследования** целесообразно использовать принципы неразрушающего контроля, элементы теории распознавания образов, аналитический аппарат теории вероятностей и математической статистики, методы и способы обработки изображений.

Тогда **научную задачу исследования** сформулируем в следующей редакции. В соответствии с принципами неразрушающего контроля и на основе элементов теории распознавания образов, используя аналитический аппарат теории вероятностей и математической статистики разработать научно-методический аппарат, обеспечивающий обнаружение аномалий изображений, характеризующих разлив нефтепродуктов, с вероятностью не

уровне 0,98 при условии, что занимаемая аномалиями площадь не превысит 10% от размера обрабатываемого кадра.

#### **1.4.2. Аналитическая постановка задачи исследования. Обоснование основных допущений и ограничений**

В терминах теории распознавания образов, задача обнаружения аномалий на обрабатываемых изображениях является задачей классификации [76], согласно которой по результатам обработки текущего изображения принимается решение об отнесении его к одному из альтернативных классов, определяющих признаковое пространство распознавания. При этом для реализации процедур сравнения, каждый из альтернативных классов должен быть представлен совокупностью характеризующих их признаков, структурированных в виде векторов признаков.

Наиболее просто такая задача решается для случая простой классификации изображений, когда имеется два альтернативных класса:  $A_1$  – класс изображений на которых отсутствуют аномалии; и  $A_2$  – класс изображений, которые содержат аномалии.

Наличие аномалий проявляется в различии параметров, характеризующих изображения, которые могут быть представлены в виде векторов признаков:  ${}^2V_m$  – вектор признаков характеризующий класс  $A_2$ ; и  ${}^1V_m$  – вектор признаков характеризующий класс  $A_1$ . Здесь  $m = 1, \dots, M$  – значение текущего параметра (признака), определяющего его номер (позицию) в векторе признаков, размерностью  $M$  [77-79].

Учитывая возможную вариативность признаков, характеризующих классы  $A_1$  и  $A_2$ , то для каждого из них необходимо определить или создать эталонные описания, на основе которых формировать эталонные векторы признаков этих классов. Такой подход позволяет задачу классификации обрабатываемых текущих изображений свести к процедурам сравнения их векторов признаков с векторами признаков эталонных описаний альтернативных классов. То есть вектор признаков текущего изображения

${}^0V_m$  будет сравниваться с эталонными векторами признаков двух альтернативных классов  $A_1$  и  $A_2$ .

Аналитически такая операция представляет собой алгебраическую разность между парами векторов  ${}^2V_m$  и  ${}^0V_m$ , и  ${}^1V_m$  и  ${}^0V_m$ , рассчитываемую как

$$d_{01(02)} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |{}^0V_m - {}^{1(2)}V_m|, \quad (1.8)$$

где  $d_{01}$  – абсолютная разность между вектором обрабатываемого изображения  ${}^0V_m$  и вектором  ${}^1V_m$  эталонного описания класса  $A_1$ ;  $d_{02}$  – разность между вектором  ${}^0V_m$  и, соответственно, вектором  ${}^2V_m$ .

Тогда искомый алгоритм принятия решения о наличии аномалий может быть представлен в виде условия оценки знаковой функции:

$$\text{sign}(d_{01} - d_{02}) = \begin{cases} 0 > A_0 \in A_2; \\ 0 \leq A_0 \in A_1, \end{cases} \quad (1.9)$$

где  $A_1$  – класс изображений на которых отсутствуют аномалии; и  $A_2$  – класс изображений, которые содержат аномалии.

В этом случае алгоритм классификации, с учетом вычисления аналитического значения разности векторов между обрабатываемым изображением и векторами эталонных описаний альтернативных классов, может быть приведен к следующему виду [78,79]:

$$d_{01(02)} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M |{}^0V_m - {}^{1(2)}V_m| \begin{cases} A_0 \in A_2 \\ > \\ A_0 \in A_1 \\ \leq \end{cases} d_{02}. \quad (1.10)$$

Согласно алгоритму (1.10) эффективность такого подхода определяется контрастностью признакового пространства, которая определяется абсолютной разностью значений  ${}^1V_m$  и  ${}^2V_m$ . Следовательно, необходимо использовать такие параметры изображений, которые при прочих равных условиях позволят получить наибольшую контрастность между двумя альтернативными классами  $A_1$  и  $A_2$ , поскольку в этом случае будет обеспечена максимальная вероятность принятия правильного решения, т.е. наилучшая вероятность обнаружения аномалии  $p_{\text{обн}}$

$$| {}^{(1)}V_M - {}^{(2)}V_M | \xrightarrow{M \rightarrow \min} \max (p_{\text{обн}}). \quad (1.11)$$

В качестве основных условий и ограничений решения научной задачи определим

$$\min_{d_{(12)} \rightarrow \max} \{A_{1(2)}\}_M, \quad \max_{\{d_{(12)}\}_M \rightarrow 0} p_{\text{обн}}. \quad (1.12)$$

Будем считать, что средства видеоконтроля с платформы БПЛА предоставляют кадры с разрешением  $1280 \times 720$  формата растрового изображения JPEG, соответствующих D-VHS, HD DVD, Blu-ray, HDV (MiniDV). А для достижения цели научного исследования предлагается использовать апробированный научно-методический задел, представленный в виде научных статей, размещенных в изданиях, рекомендованных ВАК для опубликования результатов научных исследований [15, 18, 21, 23, 27, 28, 42, 59, 66, 75, 77-79, 81], патентов на изобретение и полезную модель [124-127].

## **Выводы по первой главе**

1. Рост нефтедобычи в больших объемах неизбежно связан с техногенными авариями, приводящими к загрязнению окружающей среды. Поэтому вопросы экологического мониторинга играют важную роль в защите окружающей среды.

2. Среди методов неразрушающего контроля, используемых для своевременного обнаружения разливов нефтепродуктов, наибольшую эффективность, по совокупным показателям стоимости (в том числе в доступности его практической реализации), достоверности и оперативности, показал видео мониторинг, осуществляемый посредством средств видеоконтроля, размещаемых на БПЛА.

3. Для автоматизации процедур обработки изображений необходим поиск подходов к их формализации. Проведенный анализ показал, что среди известных форматов хранения и предоставления видеоданных для решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов, наиболее целесообразным видится применение формата растрового изображения JPEG, который позволяет более чем в 100 раз уменьшить объем видеоданных без существенной потери качества изображения.

4. Анализ возможностей методов глубокого машинного обучения показал их высокую результативность в вопросах распознавания изображений. Однако их реализация предполагает использование многослойной структуры перцептронов и сложную реализацию процедур обучения, и постоянный доступ к базам данных и базам знаний. При этом высокая вероятность обнаружения (от 0,84, до 0,965) обеспечивается лишь для малоразмерных кадров разрешением  $227 \times 227$ . А вычислительная сложность, приходящаяся на обработку одного фрагмента, достигает более  $5,8 \times 10^9$  операций.

5. Для решения задачи обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, предлагается использовать элементы теории распознавания образов, основанные на параметрической обработке

видеоданных. Такой подход позволяет осуществлять реализацию соответствующих технических процедур непосредственно на платформах БПЛА без организации доступа к базам данных и базам знаний с использованием дорогостоящего телекоммуникационного оборудования.

5. Анализ параметрического подхода к распознаванию образов показал, что успешность реализации его процедуры определяется несколькими факторами, которые в свою очередь зависят от контрастности формируемого пространства распознавания. Следовательно, решение научной задачи должно предусматривать поиск подходов, позволяющих первоначально повысить контрастность пространства признаков распознавания.

6. Решать научную задачу предлагается на принципе выявления аномалий на кадрах изображений, обусловленных разливами нефтепродуктов на контролируемых акваториях морей и океанов. При этом определив для обработки кадры с разрешением  $1280 \times 720$  формата растрового изображения JPEG, соответствующих D-VHS, HD DVD, Blu-ray, HDV (MiniDV).

## 2. МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ВИДЕ ВЕКТОРОВ ПРИЗНАКОВ, ИНВАРИАНТНЫХ К ИЗМЕНЕНИЯМ ИНТЕНСИВНОСТИ СВЕТОВОГО ФОНА ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ВОДНОЙ ПОВЕРХНОСТИ В ПРИБОРАХ И СРЕДСТВАХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ

### 2.1. Формализация изображений для их последующей обработки

#### 2.1.1 Обоснование перехода к полутоновым форматам изображений

В п.п. 1.2.2 обоснован формат представления изображений для их обработки в интересах решения задачи обнаружения разливов нефтепродуктов. Таковым определен формат JPEG, с глубиной кодировки 24 бита, обеспечивающий передачу цветного изображения. Однако такой формат для изображения с разрешением  $640 \times 480$  пикселей будет содержать 307200 компонентов только одного из цветов (RGB) [80, 81], каждый из которых будет определяться 256 градациями. Очевидно, что работать с такими массивами неудобно. При этом такие матрицы будут достаточно чувствительны к любым изменениям изображения, что приведет к сложности решения задач идентификации. Следовательно, необходимо формализовать изображение к более компактному виду. Для этого рассмотрим систему цветности формата RGB, представленную на рис. 2.1.

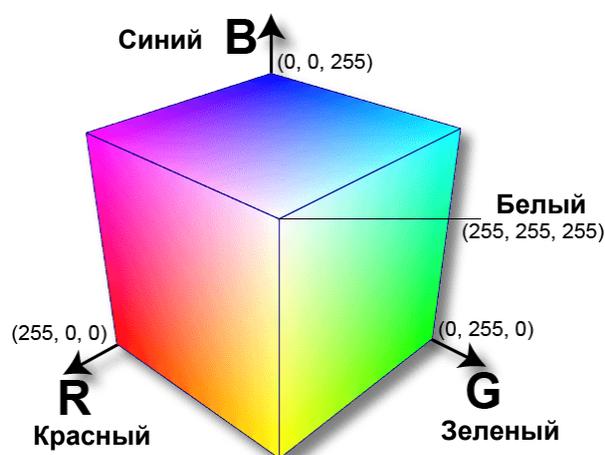


Рисунок 2.1 – Матрица цветности формата RGB

Матрица цветности, позволяет путем выбора значений вдоль каждой из осей цветности получить требуемый уровень оттенка. Так, выбор значения  $RGB = (255, 255, 255)$ , обеспечивает получение белого цвета, а сочетание  $RGB = (0, 0, 0)$  приводит к получению черного цвета.

Вместе с тем существует модель представления изображения в оттенках серого цвета (цветовой гаммы), в которой от модели RGB, используется всего лишь один компонент, характеризующий яркость, т.е. насыщенность цвета. При этом степень яркости описывается с использованием значения только одного показателя в диапазоне значений от 0 (черный) до 255 (белый) [82]. Цветовая гамма в оттенках градаций серого цвета представлена на рис. 2.2.

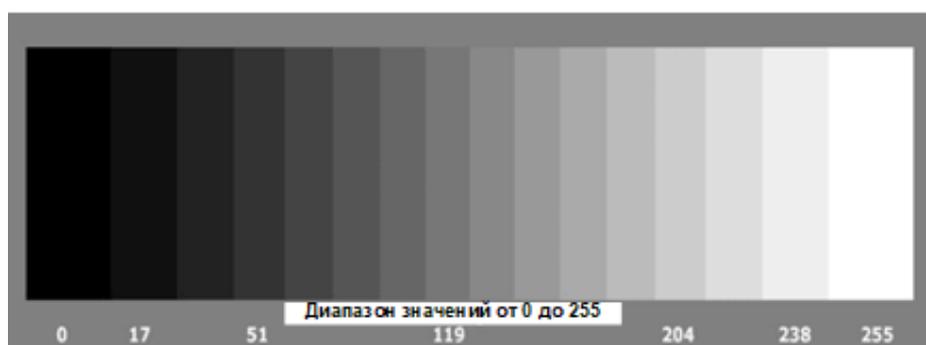


Рисунок 2.2 – Матрица цветности формата GS

Компактность представления изображений в полутоновом формате обеспечила формату широкое распространение в практических приложениях обработки фото и видео материалов.

В настоящее время известно три алгоритма перехода от цветных изображений к полутоновым.

Метод осветления основан на использовании средних значений цветовых компонентов с наибольшей и наименьшей величинами  $R, G, B$ :

$$GS = \frac{\min(R, G, B) + \max(R, G, B)}{2}. \quad (2.1)$$

Метод усреднения, который заключается в том, что для получения оттенков серого  $GS$ , производят усреднение цветовых компонент  $R, G, B$  для каждого пиксела:

$$GS = \frac{R + G + B}{2}. \quad (2.2)$$

Метод яркости, основанный на использовании средневзвешенных значений компонент  $R, G, B$ , с априори подобранными коэффициентами:

$$GS = 0,2989R + 0,587G + 0,114B. \quad (2.3)$$

Несмотря на различие вклада каждой из цветовых составляющих, данный алгоритм обеспечивает наилучшее качество преобразования.

В качестве примера из [83], на рис. 2.3 представлены фрагменты преобразований одного из тестовых изображений.

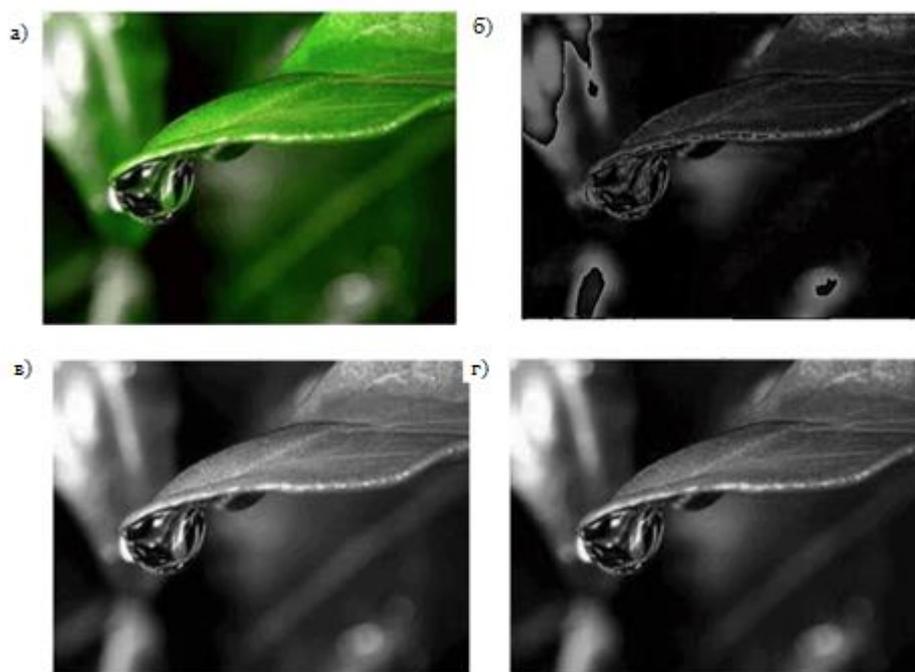


Рисунок 2.3 – Примеры работы различных алгоритмов преобразования RGB в GS

На рис. 2.3 введены обозначения, а) – исходное изображение в формате RGB; б) – преобразованное  $GS$  посредством метода осветления; в) – преобразованное  $GS$  посредством метода усреднения; г) – преобразованное  $GS$  посредством метода яркости.

Проведенный анализ показал целесообразность перехода от формата RGB в GS посредством метода яркости.

Согласно [83], переход от RGB к GS ведет к потере информации лишь для цветов имеющих одинаковую интенсивность освещенности, что несущественно для объектов различной природы, к которым относятся разливы нефтепродуктов по отношению к водной поверхности.

### **2.1.2 Обоснование выбора данных для формирования первичных векторов признаков**

Переход к полутоновым изображениям позволяет в три раза сократить объем обрабатываемой информации. Вместе с тем, как отмечено в п.п. 2.1.1, изображение с разрешением  $640 \times 480$  пикселей содержит 307200 компонентов, определяемых 256 градациями.

Очевидно, что дальнейшая формализация должна быть связана с сокращением числа обрабатываемых компонент, на основе которых будут формироваться векторы признаков.

Наиболее простым вариантом видится усреднение компонент вдоль одной из осей обрабатываемой матрицы полутонового изображения.

Но поскольку научной задачей является обнаружение разливов нефтепродуктов по результатам обработки изображений, то выбор данных для формирования первичных векторов признаков должен осуществляться исходя из обеспечения наибольшей их контрастности, т.е. структурных различий. Поэтому рассмотрим два полутоновых изображения в формате JPEG размером  $640 \times 480$  пикселей, кодируемых 8 битами.

Изображение ТИ-10 – акватория Черного моря (фото в свободном доступе по состоянию на 15.06.2024 в сети Интернет [https://bogatyr.club/uploads/posts/2023-03/1679290728\\_bogatyr-club-p-chernoe-more-fon-obo1-57.jpg](https://bogatyr.club/uploads/posts/2023-03/1679290728_bogatyr-club-p-chernoe-more-fon-obo1-57.jpg)), характеризующее чистую поверхность, см. рис. 2.4а.

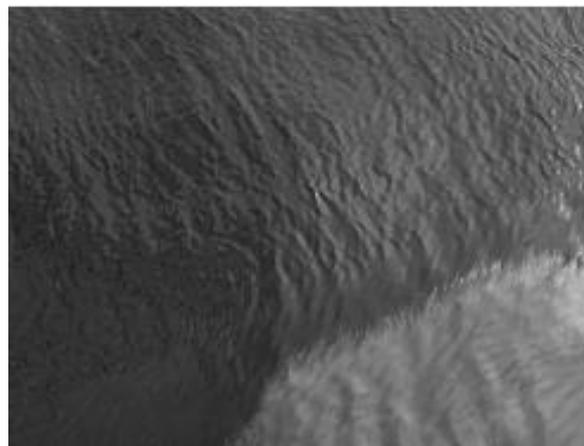
И изображение ТИ-11, как фрагмент изображения ТИ-04, с теми же параметрами, характеризующий разлив нефтепродуктов, см. рис. 2.4б.

На рис. 2.5 показаны матрицы амплитудных значений указанных форматов. Здесь ось  $x$  характеризует диапазон изменения значений от 0, до 639, а ось  $y$  – диапазон изменения значений от 0, до 479.

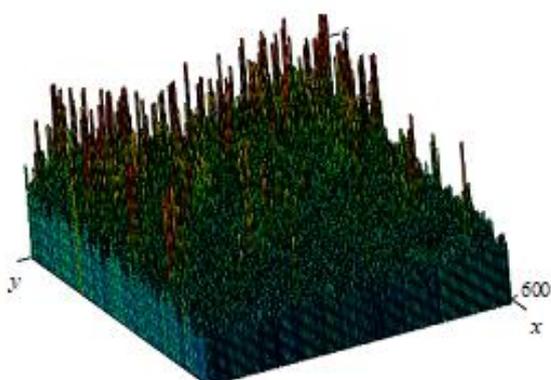
Далее, в соответствии с алгоритмом, структура кода которого в среде Mathcad представлена на рис. 2.6, сформируем векторы коэффициентов, соответственно, усредненных по осям  $x$  и  $y$ .



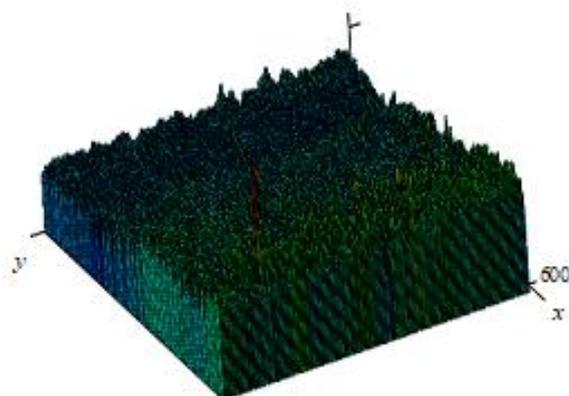
**Рисунок 2.4а – Тестовое изображение ТИ-10**



**Рисунок 2.4б – Тестовое изображение ТИ-11**



**Рисунок 2.5а – Трехмерная матрица тестового изображения ТИ-10**



**Рисунок 2.5б – Трехмерная матрица тестового изображения ТИ-11**

$$X0 := \left[ \begin{array}{l} A \leftarrow 639 \\ B \leftarrow 479 \\ \text{for } k \in 0, 1..B \\ \quad \text{for } n \in 0, 1..A \\ \quad \quad v_k \leftarrow \left[ \frac{1}{A} \cdot \sum_{n=0}^A (M0_{k,n}) \right] \\ v \leftarrow v \end{array} \right]$$

Рисунок 2.6 – Структура кода алгоритма усреднения матрицы

На рис. 2.7 показаны векторы  $V_{ТИ-10}(y)$  и  $V_{ТИ-11}(y)$ , сформированные вдоль оси  $y$ . А на рис. 2.8 – векторы  $V_{ТИ-10}(x)$  и  $V_{ТИ-11}(x)$ , сформированные вдоль оси  $x$ .

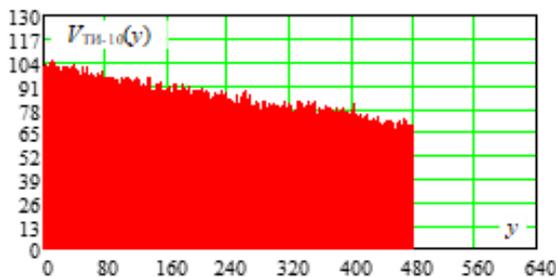


Рисунок 2.7а – Вектор тестового изображения ТИ-10 по оси  $y$

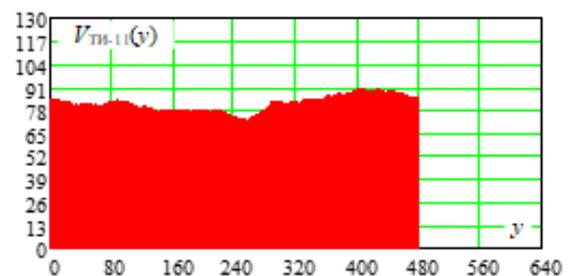


Рисунок 2.7б – Вектор тестового изображения ТИ-11 по оси  $y$

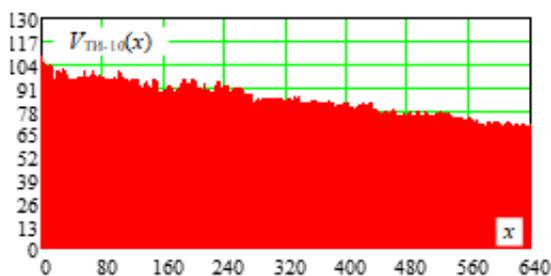


Рисунок 2.8а – Вектор тестового изображения ТИ-10 по оси  $x$

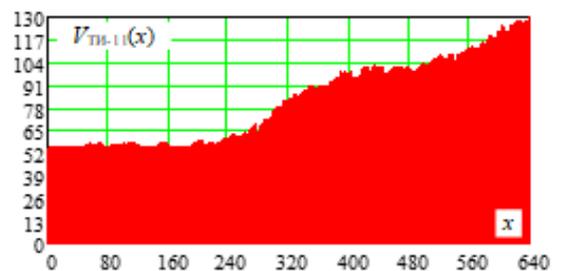


Рисунок 2.8б – Вектор тестового изображения ТИ-11 по оси  $x$

Оценку контрастности векторов предлагается провести в соответствии с [84], как усредненную алгебраическую величину модуля различий векторов  $Vx_i$  и  $Vy_i$  в пределах каждого из компонентов  $i = 0 \dots N - 1$ :

$$d_{Vx,y} = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |Vx_i - Vy_i|. \quad (2.4)$$

Тогда, в соответствии с (2.4) имеем:

при усреднении вдоль оси  $x$  29,767; при усреднении вдоль оси  $y$  11,599.

Вместе с тем в [28] представлен еще один подход к формированию первичных векторов признаков изображений, основанный на использовании гистограмм распределения яркости. Учитывая, что при 8-битовом кодировании яркость представляется всего лишь 256 значениями, то соответственно, и вектор будет иметь такую размерность. На рис. 2.9 представлена гистограммы распределения яркости для ТИ-10 и ТИ-11 (далее по тексту – гистограммы) в одинаковом масштабе.

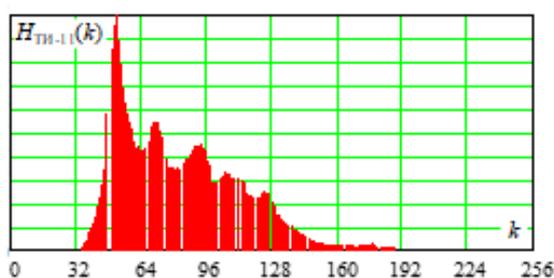


Рисунок 2.9а – Гистограмма тестового изображения ТИ-11

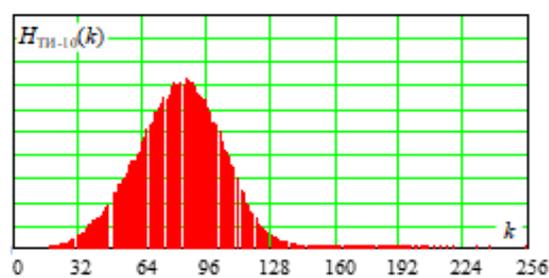


Рисунок 2.9б – Гистограмма тестового изображения ТИ-10

Для гистограмм ТИ-10 и ТИ-11, контрастность, в соответствии с формулой (2.4) составит 631.

Полученные результаты указывают на то, что наилучшую контрастность для рассматриваемых изображений обеспечивают первичные векторы признаков, сформированные на основе их гистограмм.

Эксперименты на 200 различных изображениях, подтвердили полученный результат. Следовательно, гистограммы целесообразно рассматривать в качестве исходных данных для формирования первичных векторов признаков изображений.

## **2.2 Модель формализации изображений, инвариантная к изменениям интенсивности светового фона**

### **2.2.1 Исследование устойчивости параметров гистограмм, характеризующих распределения значений компонент яркости, от освещенности изображений**

Важной характеристикой формируемых векторов признаков является их независимость от уровня освещенности объекта, поскольку мониторинг должен проводиться в различных условиях. Поэтому признаки должны характеризовать объект и при этом быть инвариантными к уровню его освещенности. Поэтому необходимо исследовать то, насколько устойчивы гистограммы к условиям освещенности объекта.

С этой целью были созданы кадры тестового изображения ТИ-10 с изменением освещенности на 1%, 2%, 5%, 10%, 15% и 20%.

В качестве примера, на рис. 2.10 показаны кадры тестового изображения ТИ-10 с изменением освещенности на 1% и 20%.



**Рисунок 2.10а – Тестовое изображение ТИ-10 с изменением освещенности на 1%**



**Рисунок 2.10б – Тестовое изображение ТИ-10 с изменением освещенности на 20%**

На рис. 2.11, соответственно изображены их векторы признаков, представленные в виде гистограмм распределения яркости.

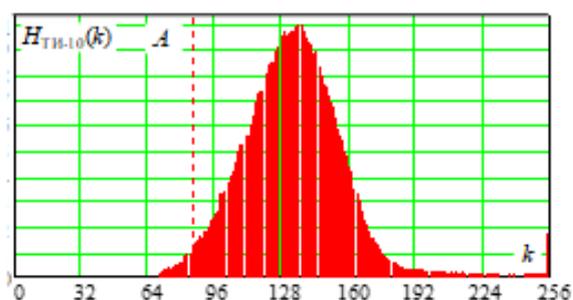


Рисунок 2.11а – Гистограмма тестового изображения ТИ-10 с изменением освещенности на 20%

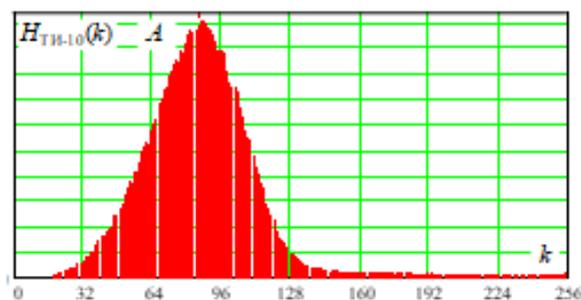


Рисунок 2.11б – Гистограмма тестового изображения ТИ-10 с изменением освещенности на 1%

Отметим, что при сохранении общей структуры распределения значений гистограмм, их максимумы явно смещены относительно максимального значения исходного изображения ТИ-10. На рис. 2.11 точка  $A$  указывает положение максимального значения гистограммы для исходного изображения ТИ-10. То есть можно заключить, что изменение освещенности фона ведет к смещению гистограммы распределения яркости вдоль оси их значений. Следовательно, векторы признаков, сформированные из гистограмм яркости для одного и того же изображения в зависимости от уровня освещения становятся различными. Указанные различия были оценены по показателю различий векторов признаков  $d_v$ , в соответствии с критерием контрастности (2.4). Результаты оценки представлены в табл. 2.1.

Таблица 2.1 – Оценка чувствительности признаков к изменению освещенности

$\Delta\varepsilon$	1%	2%	5%	10%	15%	20%
$d_v$	88,3	192,6	524	1046	1463	1791

В табл. 2.1 показатель  $\Delta\varepsilon$  характеризует в освещенности объекта.

Очевидно, что такая чувствительность признаков к различиям освещенности одного и того же объекта будет негативно сказываться на качестве работы системы обнаружения аномалий в комплексе экологического контроля. С целью понимания механизма возникающих изменений модифицируем выражение (2.4), таким образом, чтобы

открывалась возможность оценивать характер накопления возникающих различий.

$$d_{Vx,y}(N) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} |Vx_i - Vy_i|. \quad (2.5)$$

В выражении (2.5)  $N$  выступает как переменная значений в области изменений параметра  $i$  векторов  $Vx_i$  и  $Vy_i$  (применительно к исследованию, переменная  $i$  характеризует параметр  $k$ , и соответствует значениям гистограмм  $H$ ). На рис. 2.12 показан график зависимости функции накопления различий  $d_v(N)$  между векторами первичных признаков исходного изображения ТИ-10 и его копией, освещенной на 20%, см. рис. 2.11а. Характер изменения  $d_v(N)$  указывает на то, что в интервале изменения переменной  $N$  от 0 до 36 различия отсутствуют. А после интервала от 96 до 112, наблюдается реверсное повторение характера изменения функции.

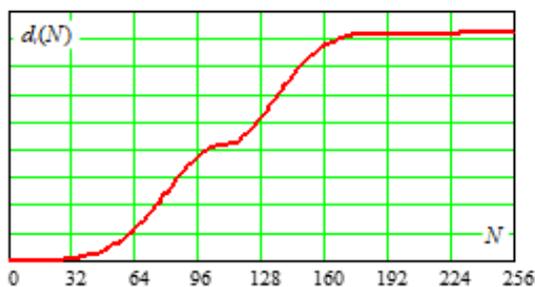


Рисунок 2.12 – Функция накопления различий  $d_v(N)$

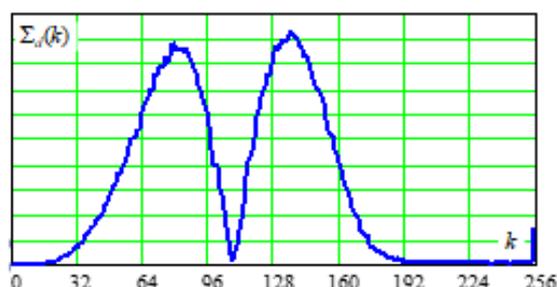


Рисунок 2.13 – Функция изменения динамики модуля разности векторов  $Vx_k$  и  $Vy_k$ .

Данные предположения подтверждают результаты, представленные на рис. 2.13, где показана функция изменения динамики модуля разности векторов  $Vx_k$  и  $Vy_k$ .

$$\Sigma_d(k) = |Vx_k - Vy_k|. \quad (2.6)$$

Характер графика на рис. 2.13 указывает на то, что структура векторов  $Vx_k$  и  $Vy_k$  совпадает. Это подтверждается визуальным анализом их гистограмм распределения яркости на рис. 2.14, где они представлены в одном масштабе.

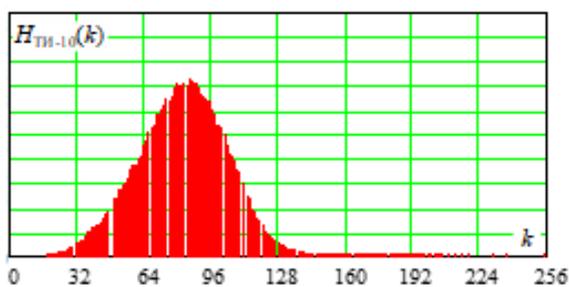


Рисунок 2.14а – Гистограмма тестового изображения ТИ-10

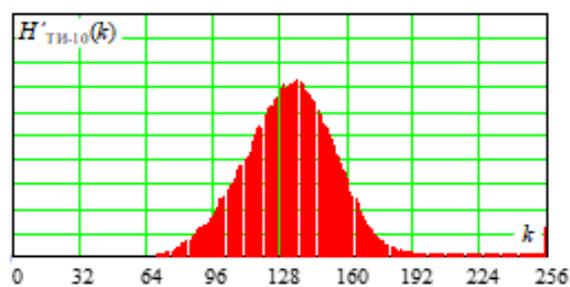


Рисунок 2.14б – Гистограмма тестового изображения ТИ-10 при изменении яркости на 20%

Полученные результаты проведенного исследования устойчивости параметров гистограмм, характеризующих распределения значений компонент яркости, от освещенности изображений, позволяют заключить, что изменение освещенности всего объекта приводит к смещению его гистограммы по оси яркости, без изменения ее общей структуры.

### 2.2.2 Разработка модели формализации изображений, инвариантной к изменениям интенсивности светового фона

Факт установления высокой зависимости чувствительности гистограмм от освещенности изображения, стимулирует к поиску решений, позволяющих минимизировать указанную зависимость. Анализ результатов рис. 2.14 показывает, что различия гистограмм заключаются лишь в их расположении на оси яркости  $k$ , следовательно, сравнение гистограмм необходимо проводить при приведении их к одному и тому же начальному значению. В качестве такового предлагается выбрать максимальное значение гистограммы. Для этого предлагается использовать разработанный частный алгоритм поиска значений аргумента, которому соответствует максимальное значение гистограммы, представленный на рис. 2.15. При наличии несколько ярко выраженных доминант, как на рис. 2.8а, сравнение должно проводиться по совпадению функций огибающих гистограмм.

$$K := \begin{cases} Y \leftarrow 0 \\ \text{for } k \in 0..255 \\ \quad \begin{cases} T \leftarrow k \text{ if } V_k = \max(V \\ Y \leftarrow V_k \end{cases} \\ K \leftarrow T \end{cases}$$

Рисунок 2.15 – Алгоритм поиска аргумента максимального значения гистограммы яркости изображения

Тогда нахождение величин разницы значений аргументов гистограмм (векторов), которым соответствуют максимальные значения, рассчитанные согласно выражению

$$r = (k \rightarrow \max Vx_k) - (k \rightarrow \max Vy_k), \quad (2.7)$$

позволит переопределить гистограммы, соответствующие другим условиям освещенности объекта, в соответствии с разработанным частным алгоритмом, представленным на рис. 2.16.

$$V1_k := \begin{cases} V1_k \leftarrow V_{k+r} \text{ if } k < 255 - r \\ V1_k \leftarrow 0 \text{ otherwise} \end{cases}$$

Рисунок 2.16 – Алгоритм переопределения гистограммы с учетом совмещения максимума функции ее огибающей с заданным значением

В табл. 2.2 представлены значения  $r$ , рассчитанные в соответствии с (2,7), применительно к тестируемым изображениям.

Таблица 2.2 – Различия максимумов гистограмм по оси яркости, в зависимости от освещенности изображений

$\Delta\epsilon$	1%	2%	5%	10%	15%	20%
$r$	2	5	12	25	37	50

Следует отметить, что наибольшие изменения по показателю (2.5) наблюдаются для изображения, у которого  $\Delta\varepsilon = 20\%$ , и составляют 15,1. В то время как без процедур смещения максимумов гистограмм, даже изменение освещенности на уровне 1% приводило к ошибке  $d_v = 88,3$ .

Полученные результаты позволяют сформулировать предложения по формированию модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики в виде следующих этапов.

Этап 1. Преобразование изображения JPG формата RGB, в JPG формата GS. Указанное преобразование целесообразно реализовывать в соответствии с методом яркости, основанным на использовании средневзвешенных значений компонентов  $R$ ,  $G$ ,  $B$ , с априори подобранными коэффициентами, определяемыми выражением (2.3).

Этап 2. Из матрицы амплитудных компонент изображения JPG формата GS формируют гистограмму распределения яркости, представляющую собой упорядоченный вектор, позиции элементов которой соответствуют разрядности битов. А величина в пределах каждого разряда определяется количеством битов изображения, значения которых соответствуют данному разряду.

Если сформированную гистограмму распределения яркости определяют в качестве первичного вектора признаков, если обрабатываемое изображение выбирают в качестве эталонного описания, то в соответствии с частным алгоритмом рис. 2.15 вычисляют позицию, соответствующую его максимальному значению.

Этап 3. Определяют в качестве вектора признаков текущего изображения матрицу его гистограммы распределения яркости. При этом, в соответствии с частным алгоритмом рис. 2.16, переназначают его гистограмму таким образом, чтобы обеспечить совпадения номера позиции,

соответствующей максимуму этой гистограммы, с номером позиции, соответствующей максимуму гистограммы эталонного описания.

Процедура переназначения гистограммы текущего изображения подразумевает последовательное смещение значений элементов таким образом, чтобы позиция ее максимального значения совпадала с позицией максимального значения гистограммы эталонного описания (или по совпадению позиций функций огибающих гистограмм).

Таким образом, проведенные исследования позволили разработать технические решения, направленные на минимизацию чувствительности обрабатываемых гистограмм к изменению степени освещенности объекта на изображении.

### **2.3 Оценка эффективности технических решений по разработке модели формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости**

Для оценки эффективности технических решений по разработке модели формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости, дополнительно к тестовым изображениям ТИ-10 и ТИ-11, добавим тестовые изображения ТИ-101 и ТИ-102, см. рис. 2.17.



**Рисунок 2.17а – Тестовое изображение ТИ-101**



**Рисунок 2.17б – Тестовое изображение ТИ-102**

Заметим, что тестовые изображения отличаются не только уровнем освещенности, но и структурой водной поверхности, что является типичным явлением при мониторинге акваторий морей и океанов.

Данный вывод подтверждается и структурой соответствующим им гистограммам распределения яркости, см. рис. 2.18.

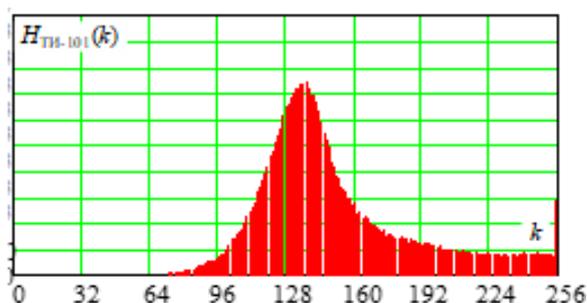


Рисунок 2.18а – Гистограмма тестового изображения ТИ-101

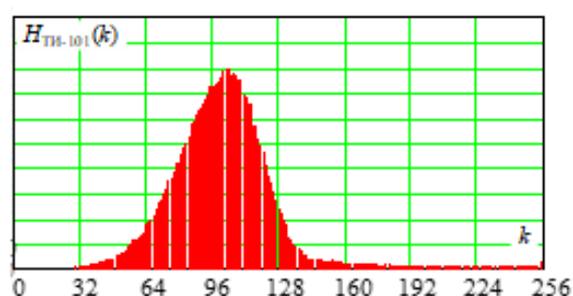


Рисунок 2.18б – Гистограмма тестового изображения ТИ-102

Изменение не только освещенности, но и характера водной поверхности тестовых изображений привели к существенным изменениям и структур соответствующих им гистограмм распределения яркости. И хотя формально изображения ТИ-101 и ТИ-102 соответствуют изображениям акваторий не загрязненных разливами нефтепродуктов, их векторы признаков имеют явно различную структуру.

Для подтверждения данного заключения воспользуемся выражением (2.5) для оценки различий изображений ТИ-101 и ТИ-102, а также изображения ТИ-11 с акваторией, загрязненной разливами нефтепродуктов по отношению к исходному эталонному изображению ТИ-10, см. рис. 2.19.

Представленные на рис. 2.19 функции  $d1_v$ ,  $d2_v$ ,  $d3_v$ , характеризуют различия нормированного значения гистограммы распределения яркости эталонного изображения ТИ-10 по отношению к нормированным гистограммам изображений ТИ-101, ТИ-102 и ТИ-11.

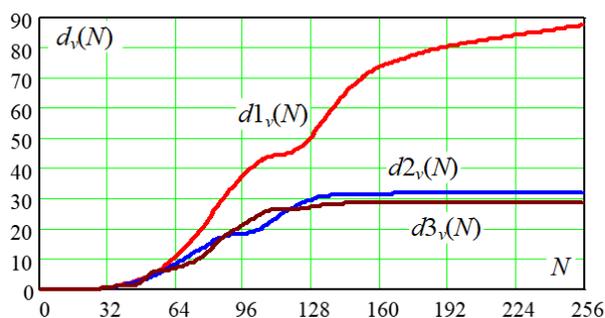


Рисунок 2.19 – Функции накопления различий  $d_v(N)$  между изображениями ТИ-10 и ТИ-101, ТИ-102, ТИ-11

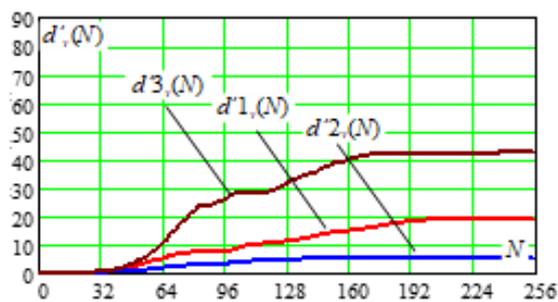


Рисунок 2.20 – Функции накопления различий  $d'_v(N)$  между изображениями ТИ-10 и ТИ-101, ТИ-102, ТИ-11 после структуризации гистограмм

Анализ полученных результатов указывает на то, что гистограмма распределения яркости, характеризующая изображение с разливами нефтепродуктов, имеет наименьшие различия по отношению к эталонному изображению.

Действительно, при этом различия между  $d1_v$  и  $d3_v$  достигают 2,4 раза, а различия между  $d2_v$  и  $d3_v$  составляют всего лишь 1,07 раза. Однако и в том и в другом случае первичный вектор признаков эталонного описания по своей структуре ближе первичному вектору признаков изображения с разливом нефтепродуктов.

Очевидно, что такой результат обусловлен тем, что гистограммы альтернативных изображений не структурированы по отношению к максимальному значению гистограммы эталонного изображения, с использованием частных алгоритмов, представленных на рис. 2.15 и 2.16.

Так, на рис. 2.20 представлены функции  $d'1_v$ ,  $d'2_v$ ,  $d'3_v$ , полученные с учетом проведенной структуризации гистограмм распределения яркости альтернативных изображений ТИ-101 и ТИ-102. Следует отметить, что структуризация гистограммы изображения ТИ-11 в данном случае привела к увеличению различий его гистограммы по отношению к гистограмме эталонного описания водной поверхности, что подтверждается исследованиями [72]. Согласно представленным на рис. 2.20 результатам, гистограммы изображений ТИ-101 и ТИ-102 имеют меньшие различия с

гистограммой эталонного описания ТИ-10, чем гистограмма изображения ТИ-11, на которой демонстрируются пятна от разлива нефтепродуктов.

При этом различия между  $d'3_v$ , и  $d'1_v$  достигают 2,46 раза, а различия между  $d'3_v$ , и  $d'2_v$  составляют уже 7,24 раза.

То есть структурирование первичных векторов признаков в виде гистограмм распределения яркости обрабатываемых изображений, путем совмещения максимумов функций огибающих их гистограмм с максимумом функции огибающей гистограммы эталонного описания привело к увеличению различий между изображениями с чистой поверхностью воды, и акваторий с разливами нефтепродуктов.

Проведенное исследование с 200 изображениями различных акваторий водных поверхностей подтвердили правильность выводов о том, что структуризация гистограмм распределений, соответствующих одному из альтернативных классов, ведет к снижению различий их векторов признаков, что подтверждается результатами [28].

Вместе с тем различия  $d'1_v$ ,  $d'2_v$ , характеризующие изображения ТИ-101 и ТИ-102 остаются существенными, при том, что они характеризуют условия чистой водной поверхности, незагрязненной разливами нефтепродуктов. Наличие такой высокой дисперсии первичных векторов признаков, характеризующих один из альтернативных классов, ведет к снижению достоверности обнаружения аномалий, о чем указано в [74].

Но даже с учетом проведенной структуризации, среднеквадратический разброс значений, характеризующих различия первичных векторов признаков различных изображений, относящихся к одному и тому альтернативному классу, достигает величины 3,38.

Следовательно, необходим поиск базисов вторичной обработки первичных признаков распознавания формализованных изображений, для повышения контрастности формируемых признаков пространств.

## Выводы по второй главе

1. Цветное изображение формата JPEG, с глубиной кодировки 24 бита и разрешением  $640 \times 480$  пикселей, только для одного цвета будет содержать 307200 компонентов, каждый из которых будет определяться 256 градациями. Указанный факт определяет необходимость поиска путем снижения размерности писаний и представлений изображений для их формализации.

2. При переходе к полутоновым изображениям в градациях серого, можно втрое сократить объем данных. На практике это реализуется с помощью трех алгоритмов, наилучшее качество преобразования среди которых обеспечивает алгоритм на основе средневзвешенных значений компонентов  $R, G, B$ , с априори подобранными коэффициентами.

3. Формализация представления даже полутонового изображения посредством усреднения его коэффициентов, приводит к вектору, содержащему минимум 480 значений. Однако учитывая, что при 8-битовом кодировании яркость представляется всего лишь 256 значениями, то альтернативным вариантом выступает гистограмма распределения яркости изображения, у которой цифровое значение каждой позиции будет определяться количеством пикселей, номинал которых соответствует номеру позиции.

4. Различия в освещенности одного и того же изображения приводят к различиям в структуре для характеризующих их гистограмм распределения яркости. При этом характер различий заключается в смещении всего ансамбля компонент по оси яркости без изменения их взаимного соотношения по амплитуде. Причем смещение компонент гистограммы наблюдается даже при изменении освещенности всего лишь на 1%.

5. Поскольку даже первичный вектор признаков обрабатываемого изображения может рассматриваться только с позиций его последующего сравнения с аналогичным вектором эталонного изображения, то для обеспечения инвариантности формируемого вектора к изменениям

интенсивности светового фона подстилающей поверхности, необходимо обеспечить совмещение максимума функции огибающей коэффициентов его гистограммы, с аналогичным максимумом гистограммы эталонного описания.

6. Модель представления обрабатываемого изображения, которая представляет собой первичный вектор признаков, предлагается формировать посредством реализации следующих этапов. Преобразование цветного изображения в полутоновое; формирование для полутонового изображения гистограммы распределения яркости его битов; смещение функции огибающей коэффициентов его гистограммы яркости таким образом, чтобы обеспечить совмещение ее максимума с максимумом функции огибающей коэффициентов гистограммы яркости эталонного изображения, с которым обрабатываемое изображение будет сравниваться. При наличии нескольких ярко выраженных доминант в гистограмме, сравнение должно проводиться по совпадению функций огибающих гистограмм.

7. Наличие такой высокой дисперсии первичных векторов признаков различных изображений, характеризующих один и тот же альтернативный класс, ведет к снижению достоверности обнаружения аномалий. Поэтому необходим поиск базисов вторичной обработки первичных признаков распознавания формализованных изображений, для повышения контрастности формируемых признаков пространств.

Научная новизна первого научного результата состоит в следующем: разработаны предложения по формализации изображений в виде гистограмм распределения яркости их битов, выступающих в качестве первичных признаков распознавания; предложена структуризация первичных признаков распознавания обрабатываемых изображений, заключающаяся в смещении компонентов гистограмм яркости таким образом, чтобы позиция, соответствующая максимуму функции их огибающей, совпадала с позицией максимума функции огибающей гистограммы эталонного изображения.

Практическая значимость первого научного результата состоит в следующем:

разработаны частные алгоритмы поиска аргумента максимального значения гистограммы и переназначения гистограммы изображения с учетом совмещения максимума функции ее огибающей с заданным значением, используемым при формализации обрабатываемых изображений;

обоснованы этапы формирования модели формализации обрабатываемых изображений, используемых затем в виде векторов признаков в алгоритмах распознавания, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей.

Модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики позволяет использовать кадры в 4.5 раза большего разрешения, чем при использовании методов глубокого машинного обучения, что способствует увеличению достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов.

Обработка кадров изображений с позиций представления их в виде гистограмм распределений яркости позволяет представить их в виде векторов признаков размерностью всего в 256 элементов, что обеспечивает более чем в 100 кратное снижение объема передаваемых данных без существенной потери качества изображения. Такой подход открывает возможность решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов непосредственно в приборах и средствах экологического контроля и диагностики.

Предложенная структуризация наделяет первичные векторы признаков обрабатываемых изображений свойством их инвариантности к изменениям интенсивности светового фона подстилающей поверхности, что указывает на решение научной задачи в рамках первого научного результата.

### **3. МЕТОДИКА КОНТРОЛЯ И ДИАГНОСТИКИ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ, КАК АНОМАЛИЙ В ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ, ОБЕСПЕЧИВАЮЩАЯ ПОВЫШЕНИЕ ДОСТОВЕРНОСТИ ИХ ОБНАРУЖЕНИЯ В РЕЗУЛЬТАТЕ ВТОРИЧНОЙ КРАТНОМАСШТАБНОЙ ОБРАБОТКИ В БАЗИСАХ ВЕЙВЛЕТОВ**

#### **3.1. Обоснование необходимости поиска подходов к снижению вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и тот же распознаваемый объект**

Формализация первичных признаков обрабатываемых изображений на основе гистограмм распределения их яркости в градациях серого цвета решает только проблему компактности описания. При этом результаты исследования, проведенные в п.п. 2.2, показали высокую вариантность гистограмм от уровня их освещенности объектов. Однако эта проблема может быть решена за счет дополнительной структуризации гистограмм обрабатываемых изображений, заключающаяся в совмещении позиции их максимумов с позициями максимумов эталонного изображения.

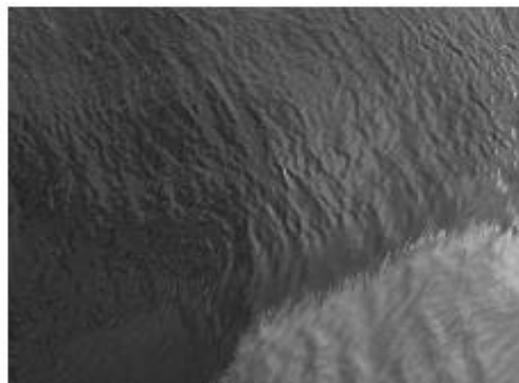
Вместе с тем значительная дисперсия гистограмм различных изображений, характеризующих один и тот же альтернативный класс, не позволяет получить высокую достоверность обнаружения аномалий, что подтверждается [79]. Поэтому в интересах поиска научно-технических решений, направленных на снижения дисперсии первичных признаков обрабатываемых изображений, характеризующих один и тот же альтернативный класс в системе обнаружения аномалий, был проведен следующий эксперимент.

Для эталонного изображения ТИ-20, рис. 3.1а, характеризующего водную поверхность, не загрязненную разливами нефтепродуктов, были подготовлены текущие изображения водной поверхности с различной освещенностью и характером волнений, изображения ТИ-21, ТИ-22, ТИ-23 и ТИ-24, полученные путем последовательного выбора кадров акватории. А

также изображение с последствиями разлива нефтепродуктов ТИ-25, см. рис. 3.2-3.3, соответствующее тестовому изображению ТИ-11, рис. 3.1б.



**Рисунок 3.1а – Тестовое изображение ТИ-20**



**Рисунок 3.1б – Тестовое изображение ТИ-25**



**Рисунок 3.2а – Тестовое изображение ТИ-21**



**Рисунок 3.2б – Тестовое изображение ТИ-22**



**Рисунок 3.3а – Тестовое изображение ТИ-23**



**Рисунок 3.3б – Тестовое изображение ТИ-24**

На рис. 3.4-3.6 изображены их структурированные первичные векторы признаков в виде нормированных гистограмм распределения яркости.

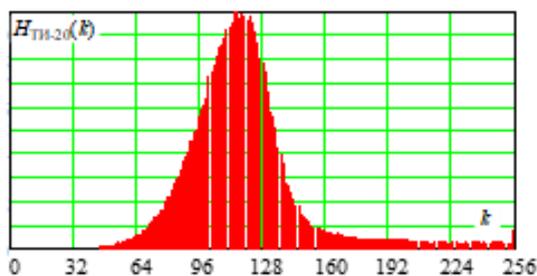


Рисунок 3.4а – Гистограмма тестового изображения ТИ-20

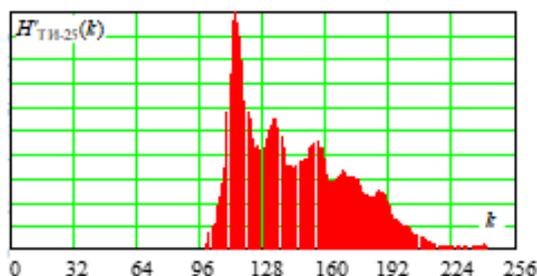


Рисунок 3.4б – Гистограмма тестового изображения ТИ-25

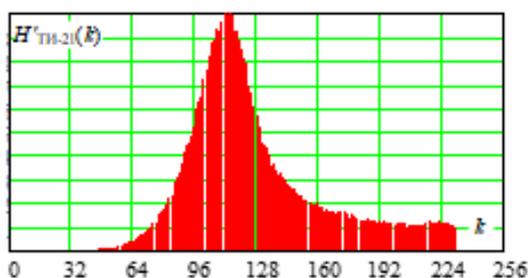


Рисунок 3.5а – Гистограмма тестового изображения ТИ-21

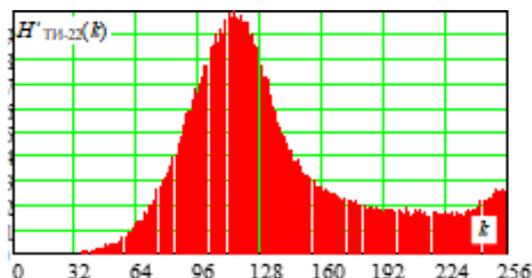


Рисунок 3.5б – Гистограмма тестового изображения ТИ-22

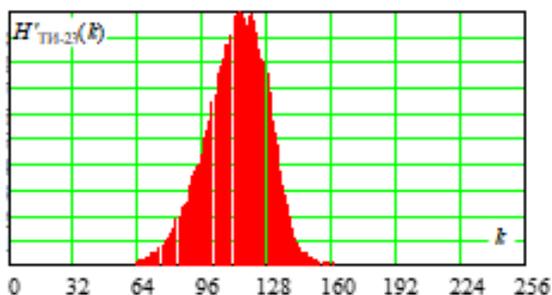


Рисунок 3.6а – Гистограмма тестового изображения ТИ-23

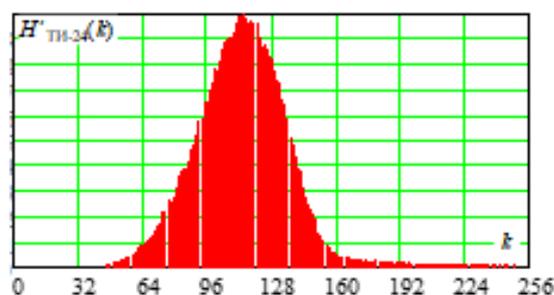


Рисунок 3.6б – Гистограмма тестового изображения ТИ-24

Визуальный анализ гистограмм тестовых изображений позволяет заключить, что, несмотря на принадлежность их к одному классу пространства распознаваний, их структура имеет существенные различия, приводящие к снижению достоверности распознавания, что подтверждается результатами исследования в [85-87].

Для оценки вариативности гистограмм различных изображений, характеризующих один из альтернативных классов, воспользуемся

выражением оценки их разности по отношению к гистограмме эталонного описания

$$\Delta r_{0,N}(k) = |H'_{\text{ТИ-20}}(k) - H'_{\text{ТИ-N}}(k)|, \quad (3.1)$$

где ТИ- $N$  и  $0,N$  – номер текущей гистограммы, относительно которой рассчитывается искомая разность.

На рис. 3.7 показаны графики различий  $\Delta r_{0,N}(k)$  для гистограмм тестовых изображений ТИ-21, ТИ-22, ТИ-23 и ТИ-24.

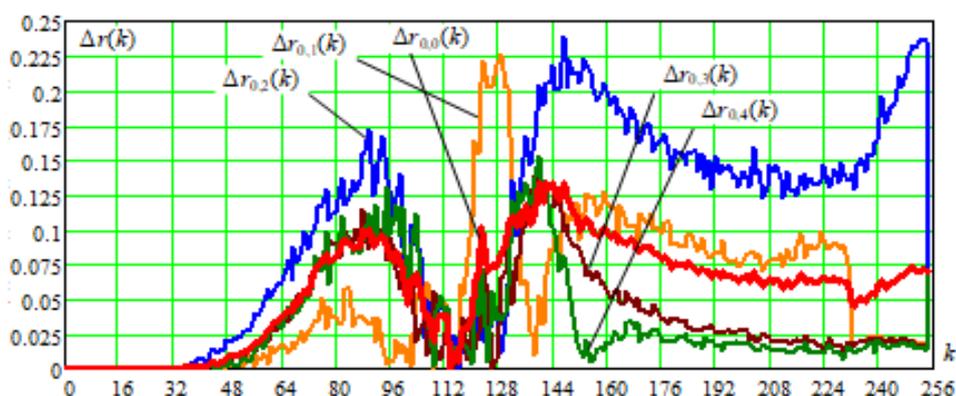


Рисунок 3.7 – Графики различий гистограмм тестовых изображений по отношению к эталонному описанию

На рис. 3.7 введены следующие обозначения:  $\Delta r_{0,1}(k)$  – функция различий между изображением ТИ-20 и ТИ-21;  $\Delta r_{0,2}(k)$  – функция различий между изображением ТИ-20 и ТИ-22;  $\Delta r_{0,3}(k)$  – функция различий между изображением ТИ-20 и ТИ-23;  $\Delta r_{0,4}(k)$  – функция различий между изображением ТИ-20 и ТИ-24;  $\Delta r_{0,0}(k)$  – усредненная функция различий.

Следует отметить, что функции различий равны нулю в местах, где элементы гистограмм, как эталонного описания, так и текущего равны нулю, а также в позиции их максимального значения.

Среди функций различий нанесена усредненная функция, ее положение позволяет оценить параметры вариативности функций различий, при том, что изначально гистограммы нормировались. Для оценки размаха вариативности рассчитаны функции границ дисперсии сверху и снизу, см. рис. 3.8.

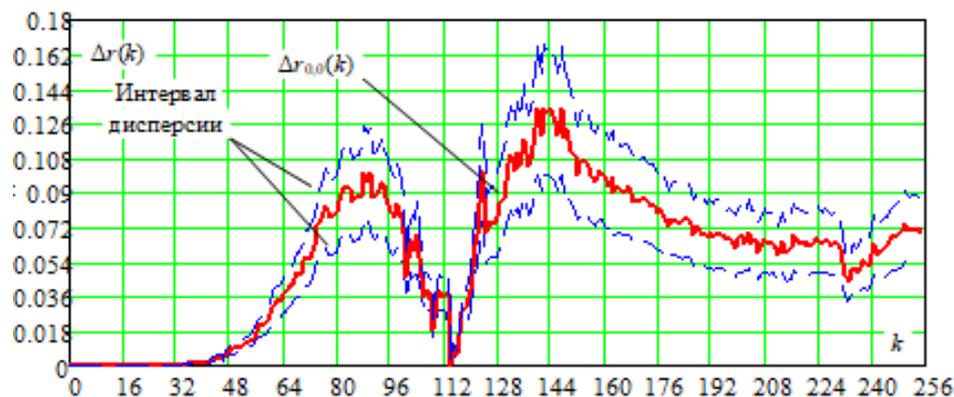


Рисунок 3.8 – График функции различий средних значений в границах его дисперсии

В табл. 3.1 приведены результаты оценки различий гистограмм тестовых изображения, полученные в соответствии с выражениями

$$\Delta r = |\overline{Vx} - \overline{Vy}|. \quad (3.2)$$

и

$$\Delta r [\%] = \frac{|\overline{Vx} - \overline{Vy}|}{\sum_{k=0}^{255} Vx_k} \times 100\%. \quad (3.3)$$

Но поскольку изначально использованы нормированные значения гистограмм, то их усреднение по всем  $k$  не проводилось.

Таблица 3.1 – Оценка различий гистограмм тестовых изображений

	$H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-21}}$	$H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-22}}$	$H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-23}}$	$H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-24}}$	$H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,187	2,031	0,815	0,782	3,605
$\Delta r, \%$	2,5	4,3	1,7	1,6	7,6

В табл. 3.1 разница  $H'_{\text{ТИ-20}} - H'_{\text{ТИ-25}}$  характеризует различия между эталонным изображением и изображением с пятнами от разлива нефтепродуктов.

Отметим, что наибольший интервал текущей величины дисперсии функции различий средних значений для обрабатываемых тестовых изображений достигает порядка 4% по отношению к эталонному описанию. Тогда, согласно исследованиям [79], даже потенциальная вероятность

правильного обнаружения не превысит значения 0,96. Вместе с тем согласно табл. 3.1 при среднем значении различий гистограмм по тестовым изображениям равном 1,204, общая величина дисперсии составляет 0,338. А поскольку в алгоритме принятия решения (1.8) и (1.9) искомой величиной выступает алгебраическая разница между векторами признаков, то можно заключить, что непосредственное использование гистограмм распределения яркости в качестве конечных векторов признаков распознавания не позволит получить высокую достоверность результатов.

Следовательно, необходим поиск решения по снижению дисперсии первичных векторов признаков для изображений, характеризующих один и тот же класс распознаваемых изображений.

### **3.2. Выбор порождающей функции для построения матриц масштабнo-временных преобразований и обоснование размерности для формирования на их основе векторов признаков**

#### **3.2.1. Выбор декоррелирующего преобразования в интересах снижения вариативности гистограмм изображений, характеризующих один и тот же распознаваемый объект**

Одной из причин высокой вариативности исследуемых гистограмм тестовых изображений является изначальная избыточность обрабатываемых изображений, в том числе и полутоновых [28, 89], которая обусловлена достаточно сильной пространственной корреляцией его элементов [62,63,90,91].

Однако первичные векторы признаков в виде гистограмм распределения яркости не являются как таковыми изображениями. А поскольку на данном этапе исследования в качестве объекта выступают именно они, то выдвигается гипотеза: применение декоррелирующих преобразований к гистограммам распределения яркости, соответствующих

различным изображениям одного и того же класса, позволит снизить их вариативность.

Основной задачей декоррелирующих преобразований является снижение объема формируемых данных при сохранении их информационного наполнения [92-94].

Среди декоррелирующих преобразований широкое распространение получили следующие:

сингулярное преобразование;

дискретное преобразование Карунена-Лоэва (ДКЛ);

дискретное косинусное преобразование (ДКП);

и дискретное вейвлет-преобразование (ДВП).

Сингулярные преобразования (англ. Singular Value Decomposition, SVD) относятся к способам факторизации комплексных матриц, с последующим их масштабированием и поворотом.

Аналитически операцию факторизации комплексных матриц  $\mathbf{M}$  по сингулярным значениям  $m \times n$  можно представить в следующем виде:

$$\mathbf{M} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^{*T}, \quad (3.4)$$

где  $\mathbf{U}$  – комплексная унитарная матрица размерностью  $m \times m$ ;  $\mathbf{\Sigma}$  – диагональная прямоугольная матрица (масштабирующая матрица) размером  $m \times n$ , у которой диагональные значения неотрицательны;  $\mathbf{V}^{*T}$  – комплексно сопряженная транспонированная матрица комплексной унитарной матрицы  $\mathbf{V}$ , размерность которой  $n \times n$ .

Особенность сингулярного разложения в том, что диагональные элементы  $\sigma_i = \Sigma_{ii}$  матрицы  $\mathbf{\Sigma}$  представляют собой сингулярные значения матрицы  $\mathbf{M}$ . При обработке изображений в качестве матрицы  $\mathbf{M}$  выступают битовые значения яркости.

Следует отметить, что точное разложение по сингулярным значениям применимо лишь к квадратным диагонализуемым матрицам, поскольку точных алгоритмов расчета для матриц более высокого порядка не

существует. На практике для расчета собственных значений матриц наиболее широкое использование получил итерационный алгоритм Якоби.

Существенным ограничением практического применения сингулярного преобразования является существенное количество ненулевых сингулярных значений, что делает вычисление даже компактного SVD непрактичным [96].

Дискретное преобразование Карунена-Лоэва относится к оптимальным преобразованиям набора данных, представленных вектором  $x_n$ , в базисе ортогональных функций, определяемых ковариационной функцией процесса. В результате преобразование Карунена-Лоэва  $X_t$  как бы адаптируется к характеру изменения  $x_n$ .

$$X_t = \sum_{k=1}^{N-1} x_k e_k(t), \quad (3.5)$$

где  $e_k(t)$  – вещественные непрерывные функции на интервале  $[a, b]$ , которые попарно ортогональны  $L^2([a, b])$ .

Особенность ДКЛ в том, что используемые в нем базисные функции ортонормированные. При этом ДКЛ минимизирует общую среднеквадратичную ошибку преобразования по отношению к любым другим преобразованиям. А дисперсия  $X_t$  является суммой дисперсий его составляющих. Кроме того, разложение Карунена-Лоэва обладает свойством минимальной энтропии.

Вместе с тем основные сложности практической реализации ДКЛ связаны с вычислением собственных векторов линейного оператора, о чем указано в [95, 99].

Дискретное косинусное преобразование (англ. Discrete Cosine Transform, DCT) – линейное ортогональное преобразование, являющееся гомоморфизмом векторного пространства преобразования Фурье.

В настоящее время известно четыре вида ДКП, среди которых наибольшее практическое приложение получило следующее, обеспечивающее преобразование набора данных  $x_0, \dots, x_{N-1}$ , в набор [94]:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cos[k(n+0,5)\pi / n], \quad \text{для } k = 0, \dots, N-1. \quad (3.6)$$

Реализация ДКП предполагает, что  $x_n$  четно для  $n = -0,5$  и  $n = N - 0,5$ ; а  $X_k$  четно для  $k = 0$  и нечетно для  $k = N$ .

Анализ результатов исследования [94] показал, что для изображений с высокой динамикой изменения фона, ДКП проигрывают ДВП по многим показателям. А согласно результатам исследований [95, 102] ДВП является наиболее эффективным деккорелирующим преобразованием.

В общем случае дискретное вейвлет-преобразование представляет собой результат декомпозиции обрабатываемого процесса в базисах вейвлет-функций (англ. wavelet) [100].

Свойство масштабируемости вейвлет-функций позволяет локализовать различные по характеру изменения исследуемого процесса в различных проекциях масштаба, что позволяет рассматривать их при одинаковом разрешении, независимо от их реальных размеров.

Реализация ДВП  $W(k, n)$  представляет собой свертку входной реализации обрабатываемого процесса  $x(t)$  и формирующего материнского вейвлета  $\psi(t)$  [86]

$$W(k, n) = \frac{1}{\sqrt{2^k}} \int_0^{N-1} x(t) \psi\left(\frac{t - 2^k n}{2^k}\right) dt, \quad (3.7)$$

где  $n$  – переменная сдвига;  $k$  – переменная масштаба.

То есть ДВП представляет собой результат декомпозиции входного процесса путем его последовательной ВЧ и НЧ-фильтрации с временным сдвигом  $n$  и кратно-масштабным изменением АЧХ НЧ-фильтра  $g[2n - t]$  и ВЧ-фильтра  $h[2n - t]$ . При этом результат ВЧ-фильтрации  $h(2n - k)$  позволяет получить детализирующие значения, определяемые как вейвлет-коэффициенты  $y_{ВЧ}(n)$ , а НЧ-фильтрация  $g[2n - t]$  ведет к формированию аппроксимирующих коэффициентов  $y_{НЧ}[n]$ :

$$y_{НЧ}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} x(t) g(2n - t), \quad y_{ВЧ}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} x(t) h(2n - t). \quad (3.8)$$

Фильтры, описываемые выражениями (3.8) получили название квадратурных зеркальных фильтров.

Последовательная реализация процедур, определяемая выражениями (3.7), ведет к формированию двумерной матрицы вейвлет-коэффициентов, определяемой как дискретное вейвлет-преобразование [103].

С позиций представленного анализа, ДВП можно рассматривать как распределение энергии (в рассматриваемом случае амплитудных значений гистограмм) в пространстве их масштабных преобразований и временных сдвигов, реализуемых на основе формирующих (порождающих) материнских вейвлетов.

Вместе с тем, анализ выражения (3.7) показывает, что ДВП обеспечивает кратномасштабный сдвиг, пропорциональный множителю  $2^k$ , в пределах которого происходит усреднения обрабатываемых значений вдоль оси  $n$ . Поэтому для исключения потери информативности первичных векторов признаков, за счет их усреднения на каждом сдвиге  $2^k$ , без потери общности воспользуемся непрерывной формой кратномасштабного вейвлет-преобразования [97]

$$W(k, n) = \frac{1}{\sqrt{k}} \int_0^{N-1} x(t) \psi\left(\frac{t-n}{k}\right) dt, \quad (3.9)$$

Кратномасштабное преобразование (3.9) также позволяет формировать двумерные матрицы вейвлет-коэффициентов, структура которых будет определяться типом формирующей вейвлет-функции  $\psi(*)$ .

### **3.2.2. Обоснование формирующей вейвлет-функции для реализации процедур кратномасштабного преобразования над гистограммами обрабатываемых изображений**

Простейшим вейвлетом, используемым для формирования кратномасштабного преобразования (КМП), является вейвлет Хаара, описываемый выражением (далее по тексту – материнский вейвлет) [98]:

$$\psi_x(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 0,5; \\ -1, & 0,5 \leq t < 1; \\ 0, & t \notin [0, 1). \end{cases} \quad (3.10)$$

А масштабирующая функция (далее по тексту – отцовский вейвлет)

$$\phi_x(t) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t < 1; \\ 0, & t \notin [0, 1). \end{cases} \quad (3.11)$$

Здесь и далее нижний индекс  $\psi_{(*)}(t)$  определяет первую букву названия функции вейвлета.

В соответствии с аналитической формой представления вейвлета Хаара  $\psi_x(t)$  (3.10), элементы входной реализации группируются по 2. И для каждой группы вычисляется их сумма и разность. Указанная группировка осуществляется рекурсивно, с образованием нового уровня масштабирования в пространстве временных сдвигов [35]. В результате получают  $2^{k-1}$  уровней декомпозиций и одну общую сумму в виде ошибки (остатка) аппроксимации.

На рис. 3.9 показано временное представление отцовского  $\phi_x(n)$  и материнского  $\psi_x(n)$  вейвлетов.

В ДВП активно используются вейвлеты Добеши. Это семейство ортогональных функций, не имеющих аналитического описания. Они вычисляются посредством итерационных алгоритмов, поэтому для их представления используют обобщенное описание:

$$\psi_d(n) = \sqrt{2} \sum_{t=0}^{N-1} g_t \phi(2n-t), \quad \phi_d(n) = \sqrt{2} \sum_{t=0}^{N-1} h_t \phi(2n-t). \quad (3.12)$$

Дальнейший расчет  $\phi(n)$  осуществляется на основании рассчитанных ортогональных нормированных коэффициентов, получивших название коэффициенты Добеши низких порядков [104].

На рис. 3.10 представлены формирующий и масштабирующий вейвлеты Добеши  $\psi_d(n)$  и  $\phi_d(n)$  4-го порядка.

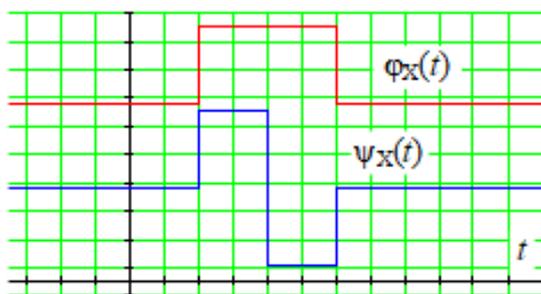


Рисунок 3.9 – Временное представление формирующей и масштабирующей функций вейвлета Хаара

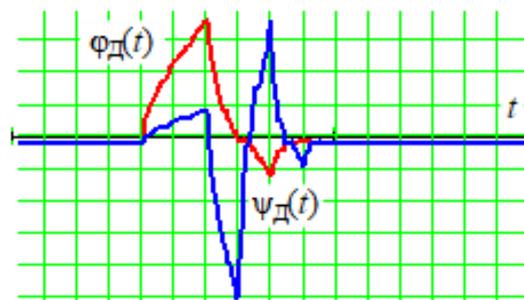


Рисунок 3.10 – Временное представление формирующей и масштабирующей функций вейвлета Добеши 4-го порядка

Поскольку масштабирующий (отцовский) вейвлет служит для построения кратномасштабного базиса разложения, с возможностью восстановления анализируемого процесса, что не является предметом данного исследования, то в дальнейшем будем рассматривать лишь формирующие функции основных видов вейвлетов.

Для дискретных данных используются дуальные (двойные) вейвлеты, синтезируемые на основе передаточных характеристик низкочастотных и высокочастотных фильтров, или  $R$ -функций, связанных условием [105]:

$$\Psi_{дв}(n) = \Phi_{дв}(n) + z\Phi_{дв}(2n), \quad (3.13)$$

где  $z$  – некоторое комплексное число.

Формирующая (порождающая) функция двойного вейвлета показана на рис. 3.11. Биортогональные вейвлеты (В-сплайновые (англ. B-spline) вейвлеты) нашли применение в обработке изображений [106].

Главная особенность биортогональных вейвлетов в том, что формируемый на их основе базис не является ортогональным [105]. Однако их применение допускает больше возможных степеней свободы для построения симметричных вейвлет-функций.



Рисунок 3.11 – Временное представление формирующей функции двойного вейвлета

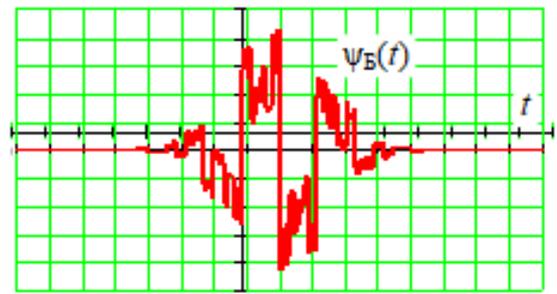


Рисунок 3.12 – Временное представление формирующей функции биортогонального вейвлета B-spline

В преобразованиях на основе биортогональных вейвлетов применяют две формирующие  $\psi_{Б}$ ,  $\psi'_{Б}$  и две масштабирующие  $\phi_{Б}$ ,  $\phi'_{Б}$  функции.

Аналитически это можно представить следующим образом:

$$\phi_{Б}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} p_t \phi(2n-t), \quad \phi'_{Б}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} p'_t \phi'(2n-t). \quad (3.14)$$

$$\psi_{Б}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} (-1)^{t+1} p_{-t+1} \psi(2n-t), \quad \psi'_{Б}(n) = \sum_{t=0}^{N-1} (-1)^{t+1} p'_{-t+1} \psi'(2n-t). \quad (3.15)$$

В (3.14) и (3.15) коэффициенты  $p_t$  и  $p'_t$  расчетные коэффициенты, значения которых представлены в [108].

На рис. 3.12 показана масштабирования функция биортогонального вейвлета, коэффициенты которой аппроксимированы B-сплайном.

Наиболее широкое применение в КМП получили вейвлеты Гаусса различных порядков [65, 66, 105, 107-110]. В аналитическом виде вейвлет Гаусса  $n$ -го порядка можно представить как

$$\psi_{Гn}(t) = (-1)^n \frac{d^n}{dt^n} \exp(-t^2/2), \quad (3.16)$$

где  $n$  – порядок дифференцирования.

Согласно выражению (3.16) величина порядка будет приводить к увеличению осцилляций функции на длительности ее элемента. Поэтому учитывая, что гистограммы представляют собой векторы дискретных значений, применение вейвлет-функций выше 2-го порядка не целесообразно.

Соответственно, аналитические выражения, описывающие вейвлеты Гаусса 1-го и 2-го порядка будут иметь вид:

$$\Psi_{Г1}(t) = -t \exp(-t^2 / 2), \quad (3.17)$$

$$\Psi_{Г2}(t) = (1 - t^2) \exp(-t^2 / 2). \quad (3.18)$$

Временное представление вейвлетов Гаусса 1-го и 2-го порядков представлено на рис. 3.13 и 3.14.

В интересах выбора окончательного вида формирующей вейвлет-функции для дальнейшего исследования, в качестве исходного изображения выберем ТИ-22, поскольку его гистограмма, согласно табл. 3.1, имеет наибольшие различия по отношению к гистограмме эталонного описания ТИ-20.

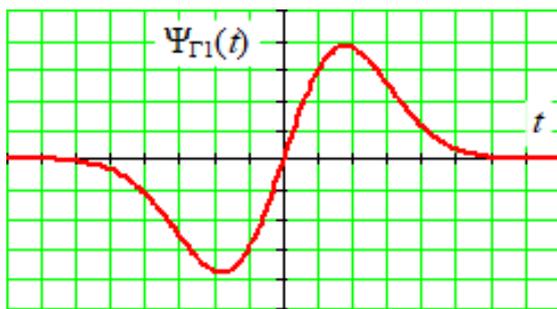


Рисунок 3.13 – Временное представление формирующей функции вейвлета Гаусса 1-го порядка

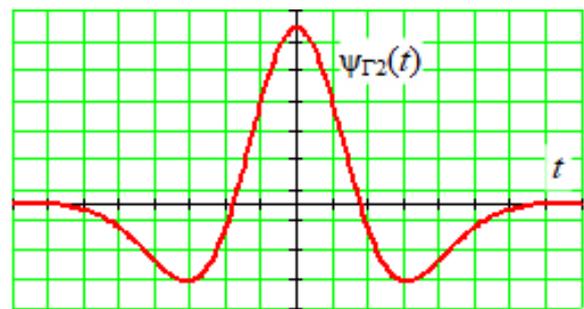


Рисунок 3.14 – Временное представление формирующей функции вейвлета Гаусса 2-го порядка

На рис. 3.15-3.26 представлены матрицы КМП гистограмм ТИ-20 и ТИ-22, рассчитанные на основе алгоритма, реализующего выражение (3.7) для рассмотренных выше формирующих вейвлет-функций.

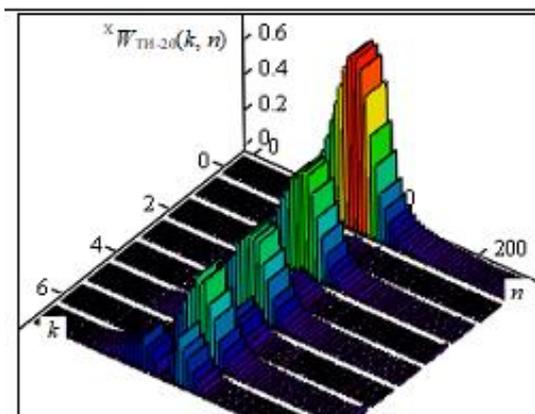


Рисунок 3.15 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе вейвлета Хаара

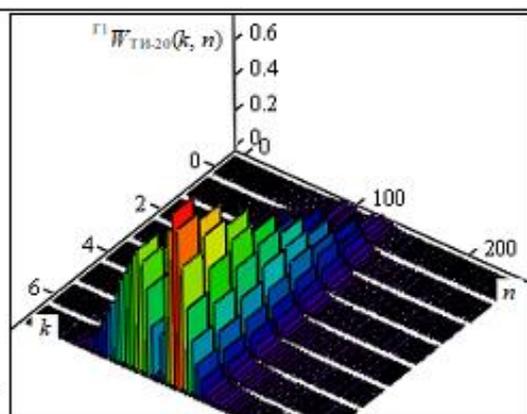


Рисунок 3.16 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка

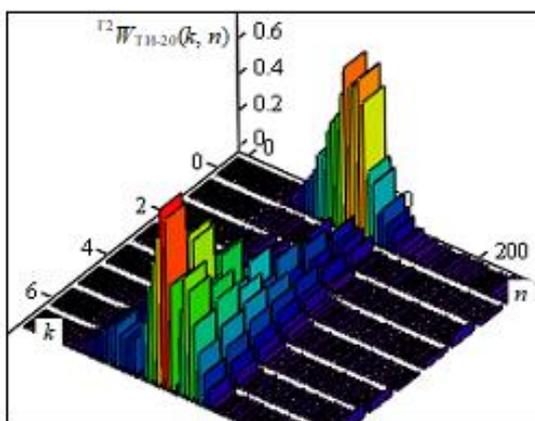


Рисунок 3.17 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе вейвлета Гаусса 2-го порядка

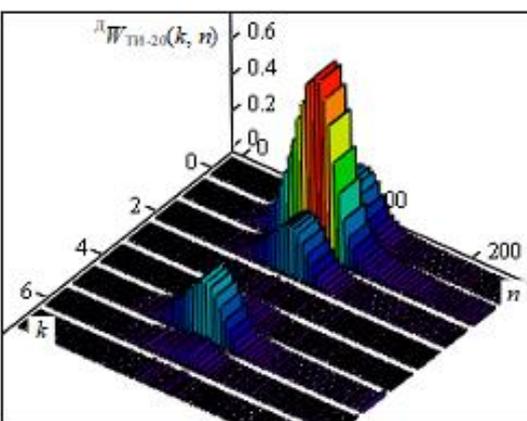


Рисунок 3.18 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе вейвлета Добеши 4-го порядка

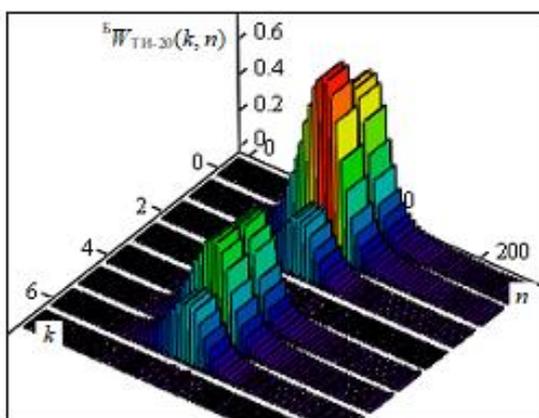


Рисунок 3.19 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе биортогонального вейвлета

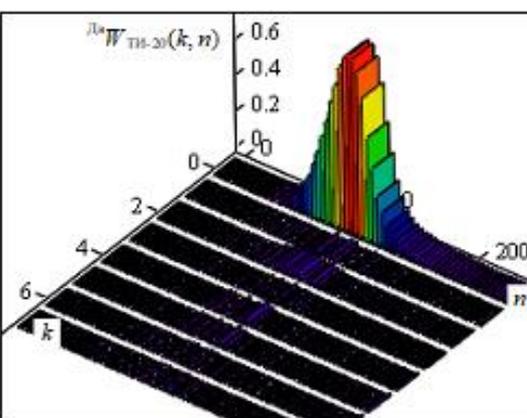


Рисунок 3.20 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-20 на основе дуального вейвлета

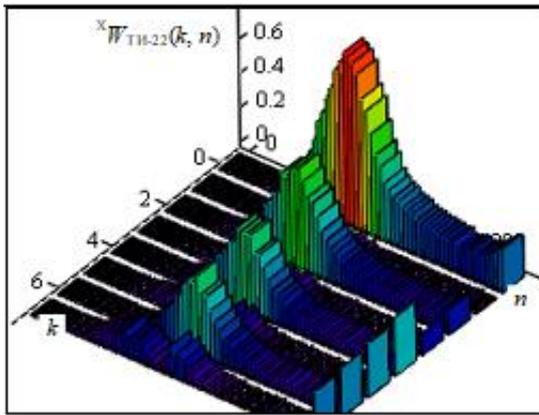


Рисунок 3.21 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе вейвлета Хаара

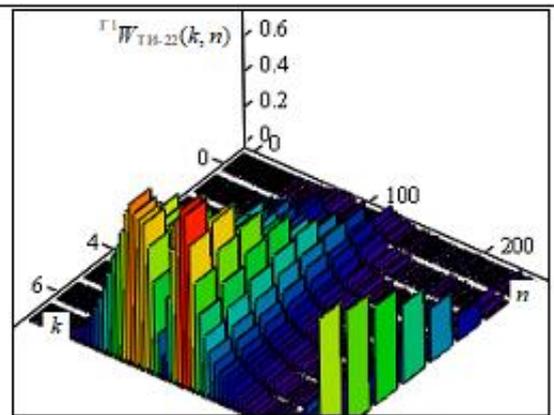


Рисунок 3.22 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка

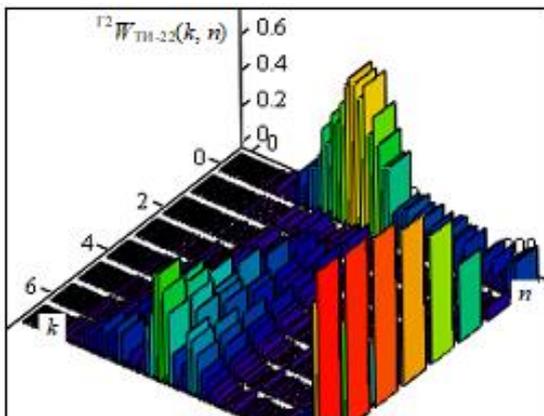


Рисунок 3.23 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе вейвлета Гаусса 2-го порядка

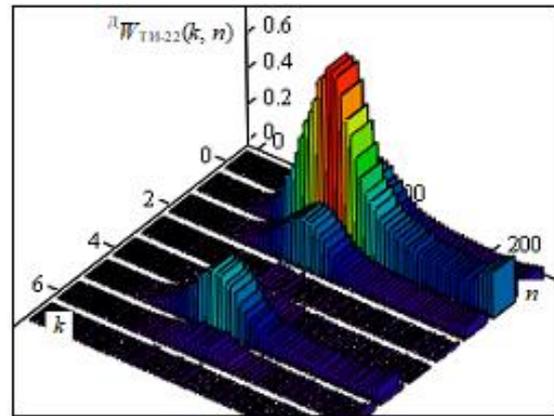


Рисунок 3.24 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе вейвлета Добеши 4-го порядка

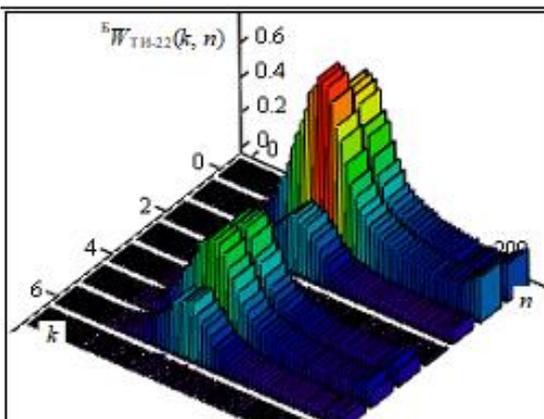


Рисунок 3.25 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе биортогонального вейвлета

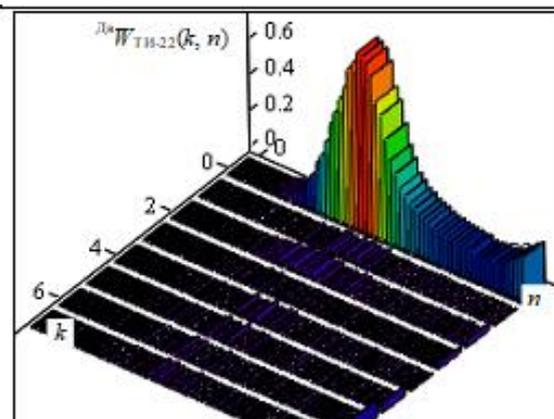


Рисунок 3.26 – Трехмерная матрица КМП гистограммы изображения ТИ-22 на основе дуального вейвлета

Следует отметить, что матрицы КМП на рис. 3.15-3.26 построены с 4-х кратным прореживанием по оси времени, для лучшей наглядности их

представления. Далее все расчеты будут проведены для полноразмерных матриц. При этом визуальный анализ сформированных матриц указывает на то, что КМП тестового изображения ТИ-22 имеет ярко выраженные коэффициенты в интервале значений параметра  $n \in [245; 255]$  в отличие от матриц эталонного изображения. Именно эти коэффициенты как раз и приводят к высокой дисперсии различий ее гистограммы.

Вместе с тем учитывая, что формируемые матрицы имеют две координаты по оси  $k$  и оси  $n$ , то открывается возможность построения векторов признаков путем их усреднения или вдоль оси пространственного сдвига (см. рис. 3.27-3.32), или вдоль оси масштабирования (см. рис. 3.33-3.38). Исследование проведем для обоих случаев.

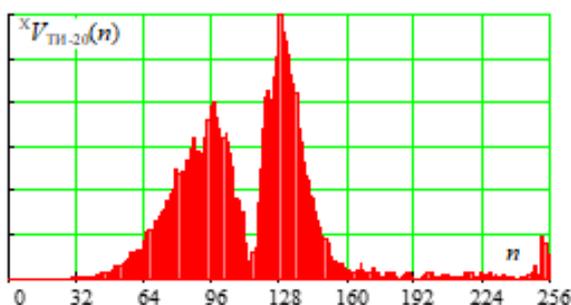


Рисунок 3.27 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Хаара изображения ТИ-20 (по оси  $n$ )

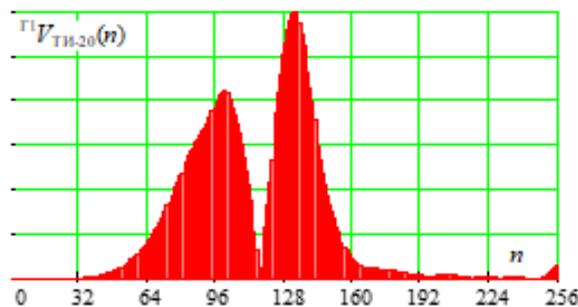


Рисунок 3.28 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка ТИ-20 (по оси  $n$ )

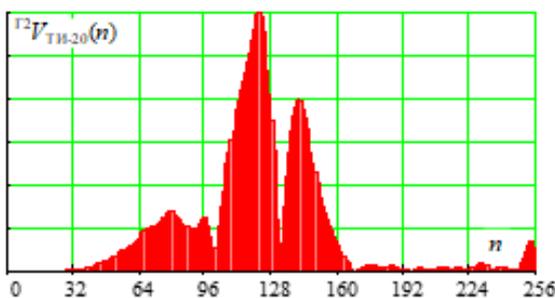


Рисунок 3.29 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Гаусса 2-го порядка ТИ-20 (по оси  $n$ )

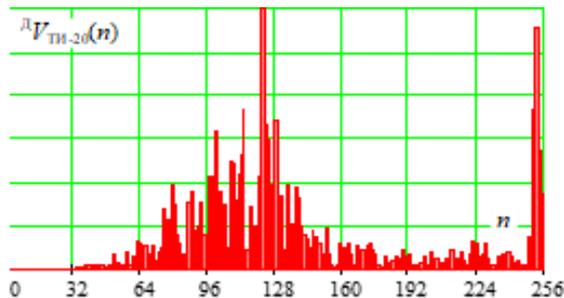


Рисунок 3.30 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Добеши 4-го порядка ТИ-20 (по оси  $n$ )

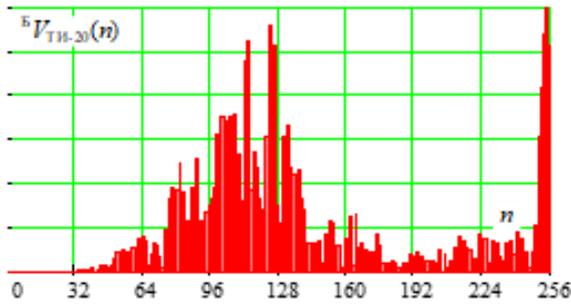


Рисунок 3.31 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе биортогонального вейвлета изображения ТИ-20 (по оси  $n$ )

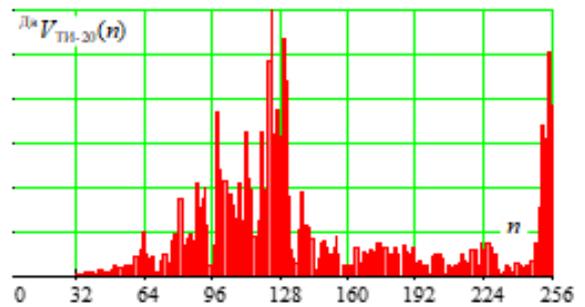


Рисунок 3.32 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе дуального вейвлета изображения ТИ-20 (по оси  $n$ )

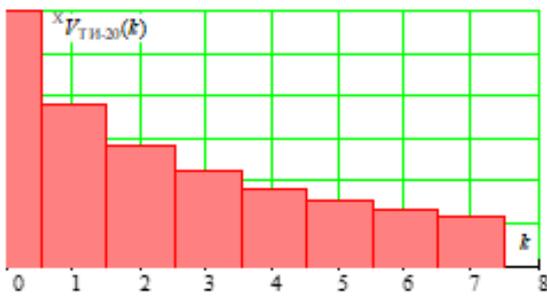


Рисунок 3.33 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Хаара изображения ТИ-20 (по оси  $k$ )

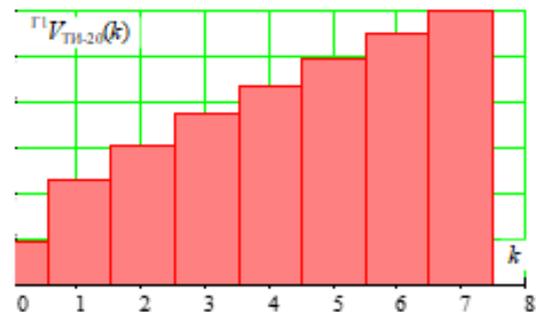


Рисунок 3.34 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка ТИ-20 (по оси  $k$ )

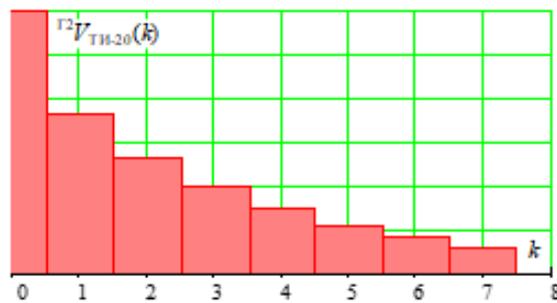


Рисунок 3.35 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Гаусса 2-го порядка ТИ-20 (по оси  $k$ )

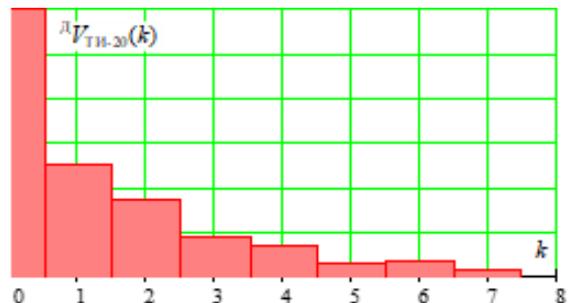


Рисунок 3.36 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе вейвлета Добеши 4-го порядка ТИ-20 (по оси  $k$ )

Несмотря на то, что векторы на рис. 3.27-3.32 характеризуют одно и то же изображение, структура их различна. Еще больше указанные различия проявляются при усреднении значений матриц ДВП вдоль оси  $k$ .

Для исследования значение имеет не сам вид формируемого вектора, в соответствии с выбранным видом вейвлет-функции в ДВП, а возможность

снизить дисперсию векторов, описывающих изображения, характеризующих один и тот же распознаваемый класс.

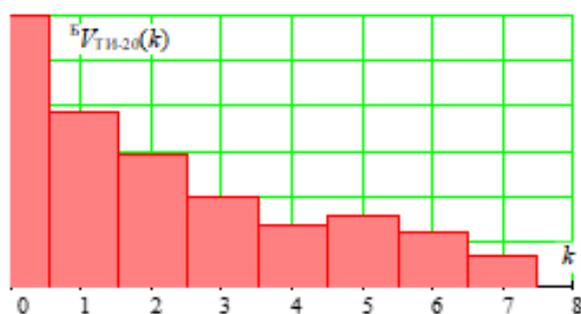


Рисунок 3.37 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе биортогонального вейвлета изображения ТИ-20 (по оси  $k$ )

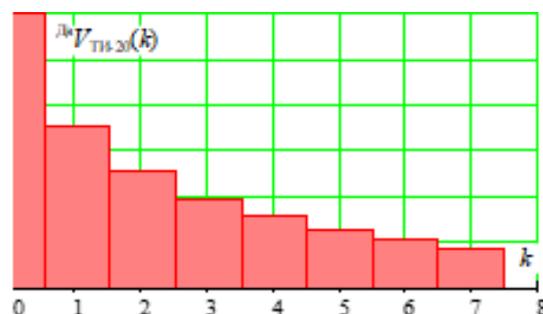


Рисунок 3.38 – Вектор средних значений матрицы КМП на основе дуального вейвлета изображения ТИ-20 (по оси  $k$ )

Поэтому аналогичным образом были сформированы векторы для тестового изображения ТИ-22, гистограмма которого имеет наибольшие структурные отличия от гистограммы эталонного изображения. В табл. 3.2 приведены значения разности между векторами эталонного и тестового изображений, сформированных в различных базисах вейвлет-функций. Расчеты проведены в соответствии с выражениями (3.2) и (3.3).

Таблица 3.2 – Разность векторов признаков изображений ТИ-20 и ТИ-22, полученных усреднением матрицы КМП гистограммы по оси  $n$

	$X_{V_{TI-20}} - X_{V_{TI-22}}$	$\Gamma^1_{V_{TI-20}} - \Gamma^1_{V_{TI-22}}$	$\Gamma^2_{V_{TI-20}} - \Gamma^2_{V_{TI-22}}$	$D_{V_{TI-20}} - D_{V_{TI-22}}$	$B_{V_{TI-20}} - B_{V_{TI-22}}$	$D^b_{V_{TI-20}} - D^b_{V_{TI-22}}$	$\Gamma^1_{V_{TI-20}} - \Gamma^1_{V_{TI-25}}$
$\Delta r$	2,586	2,972	3,179	2,365	2,963	2,704	4,533
$\Delta r, \%$	6,3	6,0	8,0	9,9	8,5	9,8	9,5

В последнем столбце приведены значения разности вектором признаков между эталонным изображением и изображением ТИ-25, характеризующим результаты разливов нефтепродуктов. Базис вейвлета Гаусса 1-го порядка был выбран потому, что этот базис обеспечил

наименьшие различия между эталонным изображением ТИ-20 и тестовым изображением ТИ-22.

В табл. 3.3 приведены аналогичные значения разностей, но для векторов, сформированных из матриц КМП, усредненных по оси  $k$ .

Расчеты проведены в соответствии с выражениями (3.2) и (3.3).

Таблица 3.3 – Разность векторов признаков изображений ТИ-20 и ТИ-22, полученных усреднением матрицы КМП гистограммы по оси  $k$

	$X_{V_{ТИ-20}} - X_{V_{ТИ-22}}$	$\Gamma^1_{V_{ТИ-20}} - \Gamma^1_{V_{ТИ-22}}$	$\Gamma^2_{V_{ТИ-20}} - \Gamma^2_{V_{ТИ-22}}$	$D_{V_{ТИ-20}} - D_{V_{ТИ-22}}$	$B_{V_{ТИ-20}} - B_{V_{ТИ-22}}$	$D^B_{V_{ТИ-20}} - D^B_{V_{ТИ-22}}$	$\Gamma^1_{V_{ТИ-20}} - X_{V_{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,649	0,204	0,33	1,423	1,575	1,506	0,536
$\Delta r, \%$	37,7	4,0	8,2	28,2	37,4	36,6	10,5

Анализ результатов показывает, что использовать вектора признаков, сформированные путем усреднения матриц КМП по оси  $k$ , в задачах распознавания образов не целесообразно. Переход к оценке, отражающей разницу векторов признаков, выраженную в процентах по отношению к эталонному значению, обусловлен различием амплитудных значений коэффициентов, сформированных в различных функциональных базисах.

По данным исследования можно заключить, что наилучший результат обеспечивает разложение гистограмм в базисе вейвлета Гаусса 1-го порядка.

### 3.2.3 Обоснование размерности матрицы кратномасштабного преобразования для построения векторов признаков

Анализ данных табл. 3.1 показал, что дополнительная обработка гистограмм привела не только к увеличению абсолютных различий между векторами изображений ТИ-20 и ТИ-22, но понизило контрастность признакового пространства. Так, если до обработки различия разностей между  $H'_{ТИ-20} - H'_{ТИ-22}$  и  $H'_{ТИ-20} - H'_{ТИ-25}$  составляла 1,77, то после обработки аналогичные различия достигли величины 1,58.

Следовательно, необходим дальнейший поиск конструктивных научных решений, позволяющих не только снизить дисперсию векторов признаков изображений, принадлежащих одному классу, но и повысить общую контрастность признакового пространства, под которым в [106,107] определены абсолютные наименьшие различия между векторами признаков, описывающих любые альтернативные классы. Вместе с тем анализ выражения (3.9) показывает, что структура матрицы КМП может определяться не только множителем  $2^k$ .

Учитывая, что в рассматриваемой ситуации выбор значения масштаба не является принципиальным моментом, то для объема выборки 256 отсчетов (размерность гистограммы) можно использовать количество масштабов равное 16, 32, 64 и 128, т.е. масштабировать вейвлет  $\psi^*$  в выражении (3.9) произвольным образом. В качестве примера на рис. 3.39-3.42 представлены матрицы КМП эталонного изображения ТИ-20, сформированные при  $k = 16, 32, 64$  и 128 в базисе вейвлета Гаусса 1-го порядка.

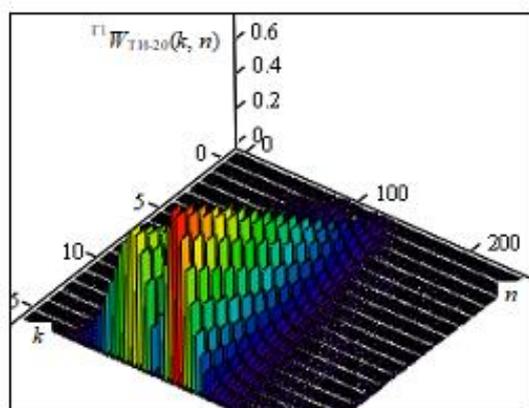


Рисунок 3.39 – Трехмерная матрица КМП гистограммы ТИ-20 при  $k = 16$

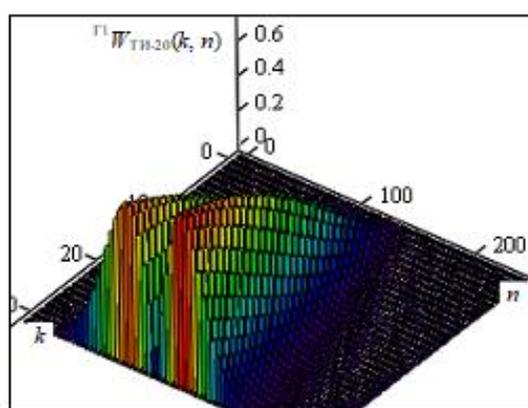


Рисунок 3.40 – Трехмерная матрица КМП гистограммы ТИ-20 при  $k = 32$

Возможность формирования матриц КМП гистограмм изображений с указанным значением масштабов позволяет аналогичным образом получать для них и векторы признаков.

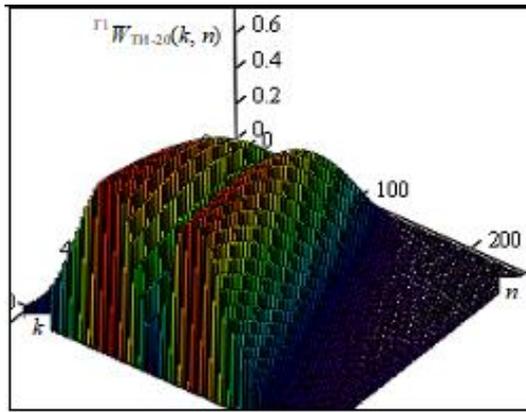


Рисунок 3.41 – Трехмерная матрица КМП гистограммы ТИ-20 при  $k = 64$

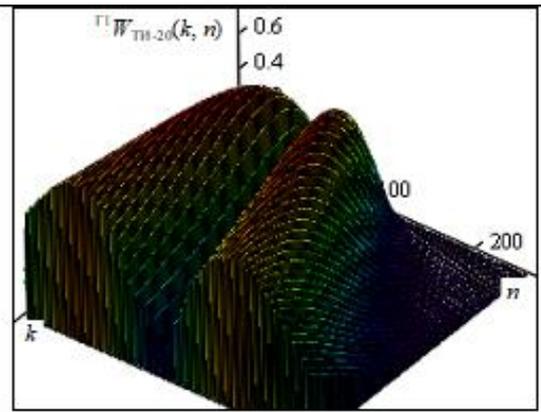


Рисунок 3.42 – Трехмерная матрица КМП гистограммы ТИ-20 при  $k = 128$

В табл. 3.4-3.7 представлены результаты оценки разности векторов признаков тестовых изображений по отношению к эталонному изображению, сформированных из трехмерных матриц КМП с числом масштабирующих множителей равных  $k = 16, 32, 64$  и  $128$ .

Таблица 3.4 – Оценка различий векторов признаков тестовых изображений для  $k = 16$

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-21}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-23}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-24}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,962	2,344	0,832	1,356	4,573
$\Delta r, \%$	3,4	4,1	1,4	2,3	7,9

Таблица 3.5 – Оценка различий векторов признаков тестовых изображений для  $k = 32$

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-21}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-23}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-24}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,376	1,601	0,84	0,795	5,408
$\Delta r, \%$	1,7	2,0	1,1	0,9	6,8

Таблица 3.6 – Оценка различий векторов признаков тестовых изображений для  $k = 64$

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-21}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-23}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-24}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,609	1,878	0,651	0,486	6,041
$\Delta r, \%$	1,3	1,5	0,5	0,4	4,9

Значения  $\Delta r, \%$  в табл. 3.1-3.7 рассчитаны в соответствии с выражением

$$\Delta r = \frac{|\overrightarrow{\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-**}}}|}{\sum_{n=0}^{N-1} \Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}}(n)} \times 100\% , \quad (3.19)$$

где  $\Gamma^1 V_{\text{ТИ-**}}$  – вектор признаков текущего тестового изображения;  
 $|\overrightarrow{\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-**}}}|$  – модуль разницы векторов (здесь и далее все вычисления проведены в среде Mathcad).

Таблица 3.7 – Оценка различий векторов признаков тестовых изображений для  $k = 128$

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-21}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-23}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-24}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,618	2,37	0,591	0,526	4,927
$\Delta r, \%$	0,9	1,3	0,33	0,29	2,7

Для окончательного выбора размерности матрицы КМП, используемой для формирования векторов признаков, воспользуемся формулой

$$\delta_k = \frac{\Delta r_{\text{ТИ-20,ТИ-25}}}{\Delta r_{\text{ТИ-20,ТИ-22}}} , \quad (3.20)$$

где  $\Delta r_{\text{ТИ-20,ТИ-25}}$  и  $\Delta r_{\text{ТИ-20,ТИ-22}}$  – расчетные значения из табл. 3.4 – 3.7

Результаты расчетов значений  $\delta$  представлены в табл. 3.8. Полученный результат фактически характеризует контрастность признакового пространства обнаружения аномалий для рассматриваемых условий.

Таблица 3.8 – Оценка контрастности векторов признаков для различных  $k$

	для $k = 8$	для $k = 16$	для $k = 32$	для $k = 64$	для $k = 128$
$\delta_k$	1,77	1,93	3,4	3,27	2,08

Согласно результатам табл. 3.8, наилучшую контрастность признакового пространства обеспечивают векторы признаков, полученные усреднением по оси временных сдвигов матриц КМП размерностью  $256 \times 32$ , на основе вейвлетов Гаусса 1-порядка, для которых в качестве элементов

выступают структурированные гистограммы яркости обрабатываемых изображений.

### **3.3 Этапы методики, обеспечивающей повышение контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов**

В ходе разработки модели формализации изображений, инвариантной к изменениям интенсивности светового фона, см. п.п. 2.2, был обоснован выбор в качестве первичных признаков гистограмм распределения яркости, в последующем структурированных таким образом, что позиция, соответствующая максимуму функции их огибающей, совпадала с аналогичной позицией у гистограмм эталонного изображения.

Структурированные указанным образом гистограммы удобны для их использования в алгоритмах обнаружения аномалий изображений в виде разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов. Однако высокая степень различия первичных признаков, описывающих изображения, характеризующих один из альтернативных классов, стимулировала к поиску путей ее снижения. Разработанные в п.п. 3.2 научно-технические решения, позволили не только снизить дисперсию различий, но и увеличить контрастность формируемого признакового пространства.

Таким образом, открывается возможность обоснования этапов методики, обеспечивающей повышение контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов, с учетом модели формализации изображения, разработанной в п.п. 2.2.2.

Этап 1. Преобразование изображения JPG формата RGB, в JPG формата GS, в соответствии с алгоритмом, основанном на методе средневзвешенных значений компонентов R, G, B, с априори подобранными коэффициентами, определяемыми выражением (2.3).

Этап 2. Формирование гистограммы распределения яркости, позиции элементов которой соответствуют разрядности битов амплитудных компонентов изображения JPG формата *GS*. А величина каждого компонента гистограммы соответствует количеству битов, имеющих такую разрядность.

Если обрабатываемое изображение выбирают в качестве эталонного описания, то в соответствии с частным алгоритмом рис. 2.14 вычисляют позицию в гистограмме, соответствующую его максимальному значению.

Этап 3. Дополнительно, гистограммы признаков текущих изображений структурируют (переназначают) в соответствии с частным алгоритмом рис. 2.15 таким образом, чтобы обеспечить совпадения номера позиции, соответствующей максимуму этой гистограммы, с номером позиции, соответствующей максимуму гистограммы эталонного описания.

Этап 4. Над первичными признаками изображений, представленными в виде структурированных гистограмм распределения яркости выполняют кратномасштабное преобразование в соответствии с алгоритмом, реализующим выражение (3.5) на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка. При этом для входной реализации в 256 отсчетов выбирают 32 уровня декомпозиции преобразования.

Этап 5. Формируют векторы признаков (вторичные) обрабатываемых изображений путем усреднения матрицы кратномасштабного преобразования структурированных гистограмм яркости вдоль оси временных сдвигов.

Проверка работоспособности методики проведена по 200 изображениям.

Таким образом, полученные результаты указывают на подтверждение выдвинутой гипотезы о том, что применение декоррелирующих преобразований к гистограммам распределения яркости, соответствующих различным изображениям одного и того же класса, в виде их кратномасштабного преобразования на основе вейвлета Гаусса 1-го порядка, позволит снизить вариативность формируемых признаков.

А реализация разработанной методики позволяет получить признаки распознавания для алгоритмов обнаружения аномалий на водных поверхностях в виде разливов нефтепродуктов.

## Выводы по третьей главе

1. Использование гистограмм распределения яркости для описания различных объектов, характеризующих один и тот же распознаваемый класс, не позволит получить высокую достоверность принятия правильного решения при обнаружении разливов нефтепродуктов. Это связано с высокой дисперсией функции их различий. Поэтому необходим поиск научно-технических решений по снижению дисперсии первичных векторов признаков для изображений, характеризующих один и тот же класс распознаваемых изображений, представленных в виде структурированных гистограмм распределения яркости.

2. Различия гистограмм яркости изображений незагрязненной водной поверхности, представленных последовательной серией кадров акватории, может достигать 4%, что изначально не позволит получить достоверность обнаружения разливов нефтепродуктов выше 0,96.

3. Одна из причин высокой вариативности гистограмм связана с изначальной избыточностью тестовых изображений как носителей информации. Поэтому была выдвинута гипотеза, что дополнительное применение декоррелирующих преобразований к характеризующим их гистограммам позволит снизить различия формируемых векторов признаков, описывающих различные изображения, соответствующие одному и тому же распознаваемому классу.

4. Среди декоррелирующих преобразований, требованиям и условиям, определяемых решаемой проблематикой, наиболее полно соответствуют дискретные вейвлет-преобразования. Сущность ДВП заключается в декомпозиции входных данных, в качестве которых выступают структурированные гистограммы распределения яркости, в базисах формирующих вейвлет-функций, при их различных временных сдвигах и масштабных преобразований.

5. Для формирования вторичных векторов признаков целесообразно использовать результат усреднения двумерных матриц кратномасштабных

вейвлет-преобразований вдоль оси временных сдвигов. Формируемые таким образом вектора сохраняют размерность обрабатываемых гистограмм распределения яркости, но имеют уже другую структуру.

6. Среди широко известных формирующих функций, используемых в КМП, в качестве которых в исследовании рассматривались вейвлеты Хаара, Гаусса 1-го и 2-го порядка, Добеши 4-го порядка, биортогональный и дуальный, наилучшие результаты обеспечивает применение вейвлета Гаусса 1-го порядка. Его применение обеспечило наименьшие различия между эталонным изображением ТИ-20 и тестовым изображением ТИ-22, по отношению к другим видам формирующих вейвлет-функций. Выбор тестового изображения ТИ-22 обусловлен тем, что описывающая его гистограмма распределения яркости имеет наибольшие отличия по отношению к гистограмме эталонного изображения.

7. В результате проведенного исследования установлено, что для формирования векторов признаков целесообразно использовать матрицу кратномасштабного преобразования размером  $256 \times 32$ , которая формально не соответствует канонам ДВП. Однако такой выбор размерности масштаба равного 32, обеспечивает наилучшую контрастность по отношению к сформированному аналогичным образом вектору признаков тестового изображения с разливами нефтепродуктов.

8. Разработанная методика повышения контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов Гаусса 1-го порядка, предполагает, что в качестве исходных данных будут выступать структурированные гистограммы распределения яркости, полученные по результатам реализации модели, являющейся первым научным результатом.

Научная новизна второго научного результата состоит в следующем: доказано, что применение декоррелирующих преобразований к векторам признаков в виде гистограмм распределения яркости различных изображений, описывающих один и тот же распознаваемый класс, приводит

к снижению их дисперсии и повышает контрастность пространства распознавания;

обосновано применение в качестве декоррелирующего, кратномасштабное вейвлет-преобразование, на основе формирующей функции Гаусса 1-го порядка, как обеспечивающего наилучший результат при обработке гистограмм распределения яркости;

доказано, что в качестве векторов признаков могут быть использованы неканонические формы вейвлет-преобразований, реализующие избыточное число кратномасштабных сдвигов.

Практическая значимость второго научного результата состоит в следующем:

обоснована целесообразность для гистограмм распределения яркости по 256 позициям реализовывать кратномасштабные преобразования с показателем кратности равной 32;

доказано, что усреднение двумерных матриц кратномасштабных вейвлет-преобразований позволяет получить векторы признаков, обеспечивающие повышение контрастности пространства распознавания, что увеличивает достоверность распознавания разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов на 92 %.

Выявлено, что если контрастность пространства распознавания при использовании в качестве векторов признаков, представленных в виде гистограмм распределения яркости, достигает всего лишь значения равного 1,77, то использование векторов признаков, сформированных в соответствии с разработанной методикой способно обеспечить для того же пространства распознавания показатель контрастности более 3,4, тем самым повышая эффективность экологического контроля в 1,92 раза.

Разработанная методика обеспечила повышение контрастности векторов признаков, сформированных в виде гистограмм распределения яркости, за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах

вейлетов, что указывает на решение научной задачи в рамках второго научного результата.

## **4. МЕТОДИЧЕСКОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СПОСОБА ОБНАРУЖЕНИЯ РАЗЛИВОВ НЕФТЕПРОДУКТОВ, ДЛЯ ЕГО РЕАЛИЗАЦИИ В ПРИБОРАХ И СРЕДСТВАХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ, НА ОСНОВЕ ВЫЯВЛЕНИЯ АНОМАЛИЙ В ОБРАБАТЫВАЕМЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

### **4.1. Обоснование алгоритма, реализации способа обнаружения аномалий с позиций оценки различий векторов признаков обрабатываемых изображений**

#### **4.1.1 Формализация задачи обнаружения аномалий с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения**

Реализация алгоритма классификации в задаче обнаружения, представленная выражением (1.10), предполагает вычисление разности между вектором обрабатываемого изображения и эталонными векторами. Тогда решение об отнесении текущего изображения к одному из двух альтернативных классов будет принято по результатам сравнения полученных разностей.

Очевидно, что эффективность подобных решений будет зависеть от того, насколько точно подобранные эталонные описания отображают распознаваемый объект или образ. Такой подход показал хорошие результаты при распознавании стационарных процессов, например, цифровых сигналов [111 - 119], и объектов с высоким постоянством параметров [120-123].

Однако в решаемой проблематике, даже выбор эталонных описаний является очень сложной задачей, ввиду высокой динамики самой водной поверхности.

В рассматриваемой ситуации альтернативным решением для реализации способа обнаружения разливов нефтепродуктов видится применение алгоритма классификации, в котором изображение текущего кадра сравнивается с изображением предыдущего кадра. Обоснованность такого подхода представлена в [27, 78]. В рамках решаемой научной

проблематики его можно интерпретировать как алгоритм обнаружения аномалий.

Таким образом, задача классификации будет сведена к задаче обнаружения различий предыдущего и текущего кадров с изображением водной поверхности, в которой положительное решение принимается в том случае, если эти различия превысят допустимый порог.

Задача обнаружения предполагает наличие двух гипотез:

$\Gamma_0$  – на обрабатываемом изображении отсутствуют аномалии;

$\Gamma_1$  – на обрабатываемом изображении присутствуют аномалии.

Тогда алгоритм обнаружения в терминах формул (3.2) и (3.3) запишем как

$$\frac{|\overrightarrow{{}^0V} - \overrightarrow{{}^1V}|}{\sum_{n=0}^{N-1} {}^0V_n} \underset{\Gamma_0}{\overset{\Gamma_1}{>}} d_{\Pi}, \quad (4.1)$$

где  $d_{\Pi}$  – порог принятия решения в пользу гипотезы  $\Gamma_1$ ;  $\overrightarrow{{}^1V_m}$  и  $\overrightarrow{{}^0V_m}$  есть векторы признаков текущего и предыдущего изображения.

Согласно алгоритму (4.1), эффективность его работы будет определяться значением порога принятия решения.

С одной стороны, чем меньше величина  $d_{\Pi}$ , тем выше вероятность обнаружения аномалии, но при этом возрастает и количество ложных срабатываний, учитывая значительную вариативность водной поверхности морей и океанов.

Значение порога принятия решения  $d_{\Pi}$  предлагается выбирать по результатам априорных испытаний, или исходя из требуемой достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов.

Например, учитывая, что в п.п. 3.2.3 для тестовых изображений, относящихся к одному и тому же распознаваемому классу, обоснован порог допустимых различий, составляющий 2% от суммы значений элементов вектора признаков эталонного описания (см. табл. 3.5), то алгоритм (4.1) можно представить в следующем виде:

$$\frac{\overrightarrow{|{}^0V - {}^1V|}_{\Gamma_1}}{\sum_{n=0}^{N-1} {}^0V_n}_{\Gamma_0} > d_{\Pi} = 0,02, \quad (4.2)$$

Учитывая, что на практике, как правило, используют показатели на основе алгебраической разности векторов признаков [108], то далее целесообразно, в соответствии с поставленной задачей исследования, алгоритм (4.1) представим в терминах теста (1.10), т.е.

$$\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |{}^0V_n - {}^1V_n|_{\Gamma_0} > d_{\Pi}. \quad (4.3)$$

Переход к выражению (4.3) предполагает пересчет значений  $d_{\Pi}$  по отношению к используемой ранее метрике  $\Delta r$ , представленной в табл. 3.5.

Результат представлен в табл. 4.1.

Таблица 4.1 – Оценка различий векторов признаков тестовых изображений для  $k = 32$

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-21}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-23}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-24}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$
$\Delta r$	1,376	1,601	0,84	0,795	5,408
$\Delta r, \%$	1,7	2,0	1,1	0,9	6,8
$d_{\Pi}$	0,062	0,077	0,039	0,036	0,259
$d_{\Pi}, \%$	6,2	7,7	3,9	3,6	25,9

Анализ результатов, представленных в табл. 4.1 показывает, что, несмотря на различия изменение  $\Delta r$  и  $d_{\Pi}$ , результирующие соотношения сохраняются.

В частности, рассчитанное ранее отношение  $\Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-22}} / \Gamma^1 V_{\text{ТИ-20}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-25}}$  имеет одинаковую величину. И в метрике  $\Delta r$ , и в метрике  $d_{\Pi}$  оно равно 3,4. Данный факт определяет правомерность использования в дальнейшем как алгоритма (4.1) в метрике  $\Delta r$ , так и алгоритма (4.3) в метрике значений  $d_{\Pi}$ . Однако учитывая, что все моделирование проведено в среде Mathcad-15, при ограничении точности разряда до третьего знака, то возможны и различия.

#### 4.1.2 Оценка работоспособности алгоритма, реализующего способ обнаружения аномалий с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения

Важным моментом, определяющим эффективность работы рассмотренного в п.п. 4.1.1 алгоритма, является величина различий между кадрами текущего и предыдущего изображений. Очевидно, что для минимизации ошибки в обнаружении разливов нефтепродуктов, обрабатываемые кадры изображений должны иметь области взаимных пересечений.

Поэтому для проверки работоспособности алгоритма (4.1), разобьем тестовое изображение ТИ-04, см. рис. 4.1 на пересекающиеся кадры ТИ-041, ТИ-042, ТИ-043, ТИ-044. При этом на кадры сдвинуты друг от друга таким образом, чтобы охватывать 90% общего фона. На изображениях ТИ-042 разливы нефтепродуктов занимают менее 1%; на ТИ-043 около 4%, а на ТИ-044 порядка 16% от общей площади кадра.

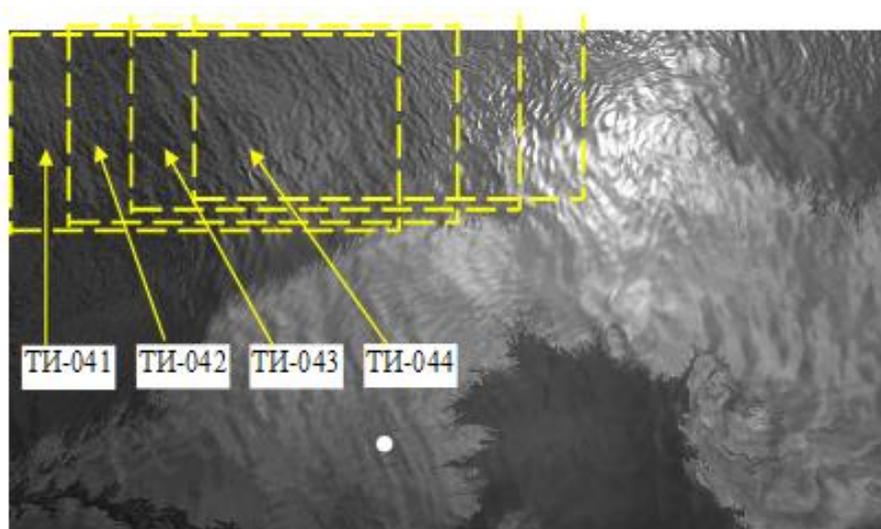


Рисунок 4.1 – Изображение ТИ-04 с сегментированными кадрами

На рис. 4.2-4.5 представлены изображения кадров ТИ-041 – ТИ-044.

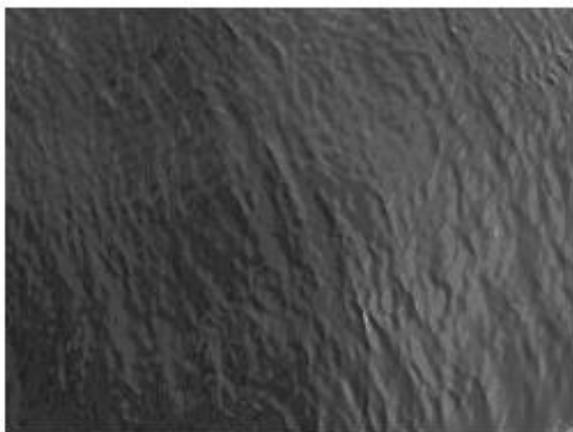


Рисунок 4.2 – Тестовое изображение ТИ-041

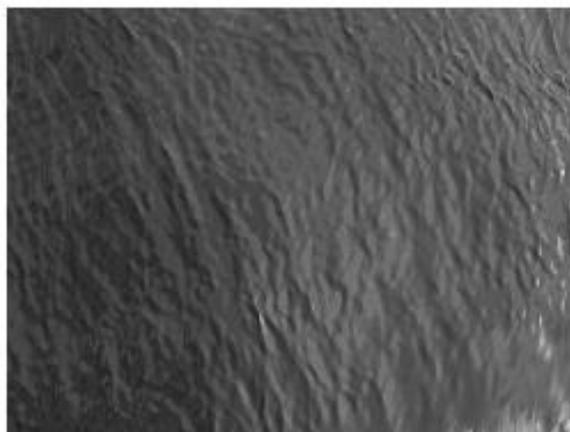


Рисунок 4.3 – Тестовое изображение ТИ-042

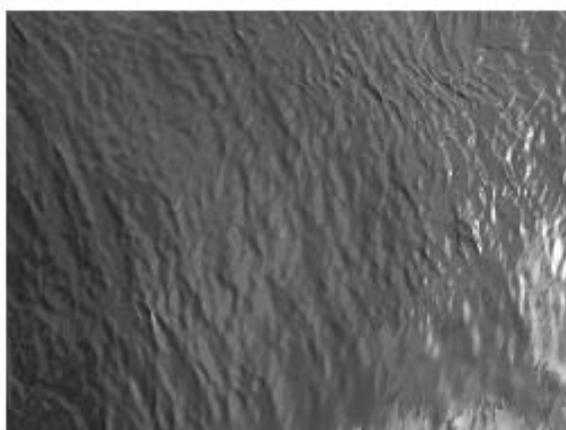


Рисунок 4.4 – Тестовое изображение ТИ-043

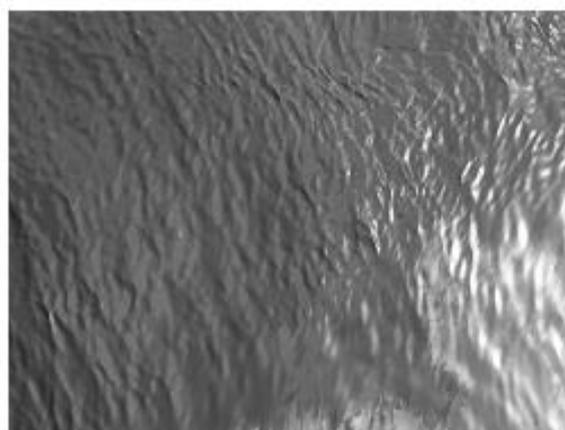


Рисунок 4.5 – Тестовое изображение ТИ-044

На рис. 4.6-4.9 показаны их гистограммы, структурированные по функции огибающей их контуров, ввиду наличия нескольких максимумов.

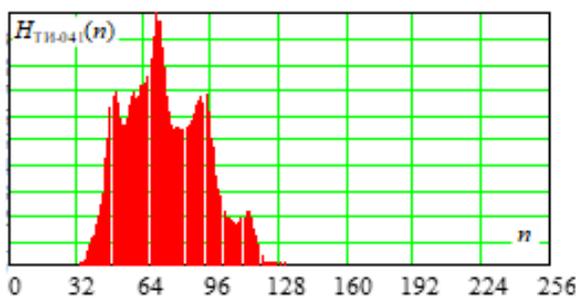


Рисунок 4.6 – Гистограмма тестового изображения ТИ-041

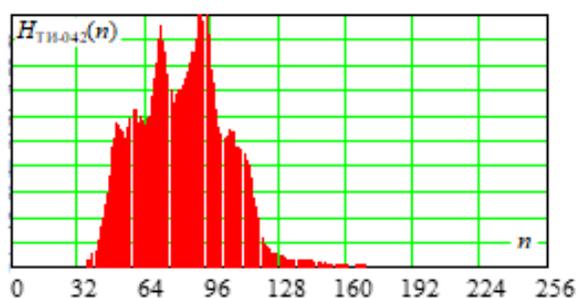


Рисунок 4.7 – Гистограмма тестового изображения ТИ-042

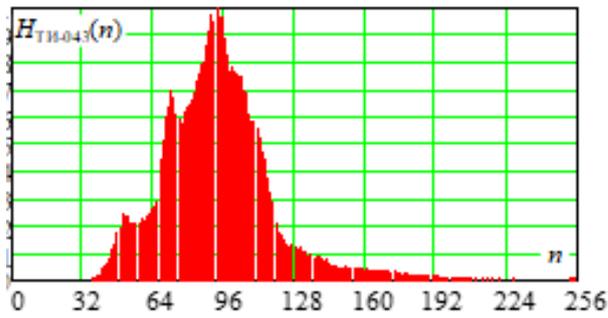


Рисунок 4.8 – Гистограмма тестового изображения ТИ-043

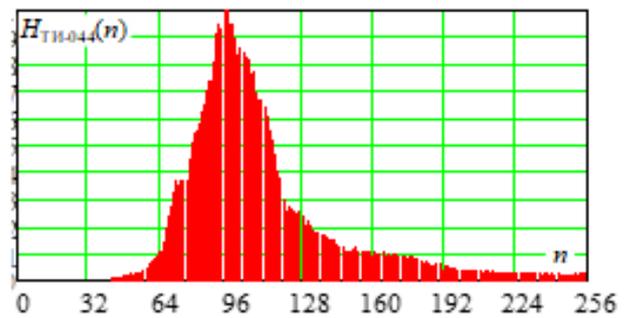


Рисунок 4.9 – Гистограмма тестового изображения ТИ-044

На рис. 4.10-4.13 показаны векторы признаков, сформированные в соответствии с методикой, обеспечивающей повышение контрастности векторов признаков, представленной в п.п. 3.3.

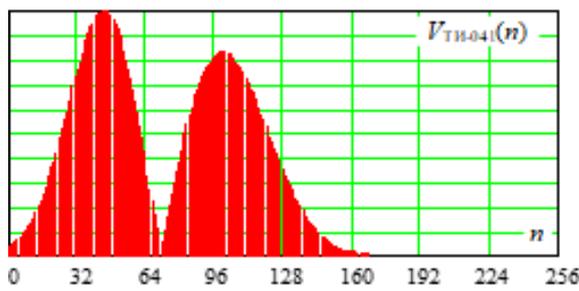


Рисунок 4.10 – Вектор тестового изображения ТИ-041

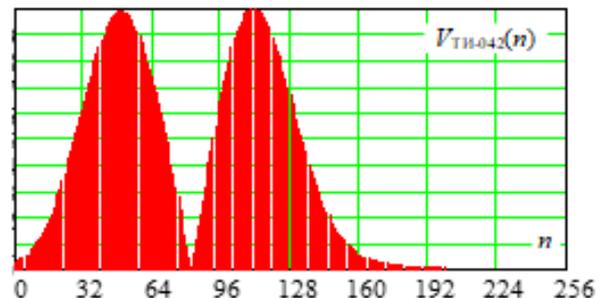


Рисунок 4.11 – Вектор тестового изображения ТИ-042

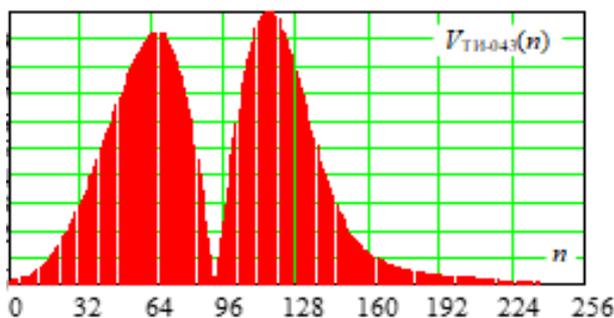


Рисунок 4.12 – Вектор тестового изображения ТИ-043

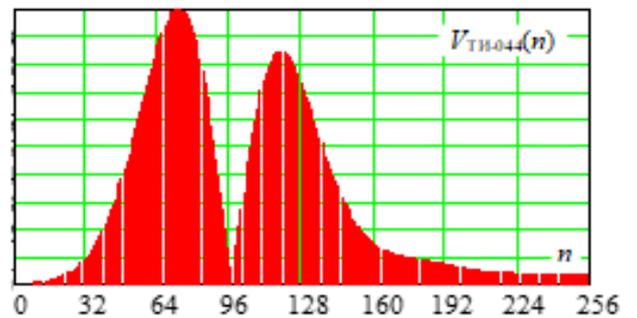


Рисунок 4.13 – Вектор тестового изображения ТИ-044

Даже визуальный анализ позволяет судить о существенных различиях как у гистограмм тестовых изображений, так и их векторов признаков.

Результаты работы алгоритма обнаружения (4.2) сведены в табл. 4.2.

Таблица 4.2 – Результаты работы алгоритма обнаружения аномалий

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-044}}$
Расчетное значение $d'_{\Pi}$	0,018	0,037	0,029
Соответствие варианту $\Gamma_0$	+	–	–
Соответствие варианту $\Gamma_1$	–	+	+

В табл. 4.2 значение  $d'_{\Pi}$  соответствует правой части теста (4.2).

$$d'_{\Pi} = \frac{|\overline{{}^0V - {}^1V}|}{\sum_{n=0}^{N-1} {}^0V_n}. \quad (4.4)$$

Анализ результатов, представленных в табл. 4.2 указывает на то, что кадр изображения ТИ-042 будет отнесен к кадру ТИ-041, т.е. принят вариант  $\Gamma_0$  об отсутствии аномалий на обрабатываемом изображении. При этом различия между векторами признаков изображений ТИ-042 и ТИ-043 превышают допустимую величину  $d_{\Pi}$ , что позволяет принять решение о наличии разливов нефтепродуктов на изображении ТИ-043. Интересным моментом является то, то сравнение признаков изображений ТИ-043 и ТИ-044 также указывает на справедливость принятия варианта  $\Gamma_1$ .

Для представленных данных была проведена оценка работоспособности алгоритма распознавания, определяемого выражением (1.10). Расчетные данные сведены в табл. 4.3.

Таблица 4.3 – Результаты работы алгоритма распознавания аномалий

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-044}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-044}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}}$
Расчетное значение $d'_{\Pi}$	0,018	0,066	0,064	0,031
Соответствие варианту $\Gamma_0$	+		–	
Соответствие варианту $\Gamma_1$	–		+	

Для проведения расчетов согласно алгоритму распознавания, тест (1.10) был преобразован к виду

$$\frac{|\overrightarrow{{}^0V} - \overrightarrow{{}^*V}|}{\sum_{n=0}^{N-1} {}^0V_n} \underset{\Gamma_0}{>} \frac{|\overrightarrow{{}^1V} - \overrightarrow{{}^*V}|}{\sum_{n=0}^{N-1} {}^1V_n} \quad (4.5)$$

Здесь  ${}^{0(1)}V$  – векторы признаков эталонных изображений;  ${}^*V$  – вектор признаков текущего изображения.

Тестовые изображения ТИ-041 и ТИ-044 были определены в качестве эталонных, соответствующих вариантам  $\Gamma_0$  и  $\Gamma_1$ . А изображения ТИ-042 и ТИ-043 выступали в качестве обрабатываемых данных.

Анализ полученных результатов указывает на то, что для рассматриваемого случая классификатор (4.5) дал правильное решение. То есть изображение ТИ-042 отнесено к варианту  $\Gamma_0$ . А изображение ТИ-043 отнесено к варианту  $\Gamma_1$ .

Однако при выборе в качестве эталонного кадра изображения с более ярко выраженными следами разливов нефтепродуктов, приводит к ошибочной работе классификатора (4.5). В качестве примера на рис. 4.14 приведен кадр изображения ТИ-045, на котором 60% площади залито нефтепродуктами. На рис. 4.15 показан его вектор признаков.

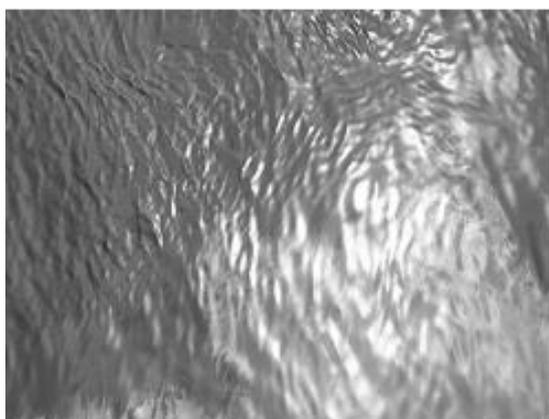


Рисунок 4.14 – Тестовое изображение ТИ-045

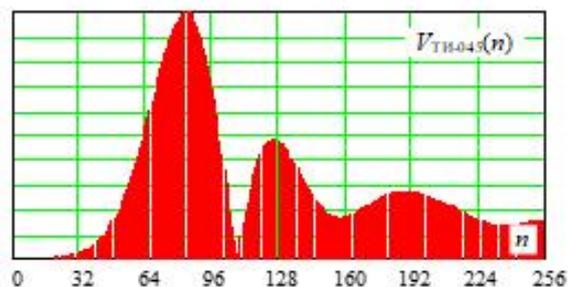


Рисунок 4.15 – Вектор тестового изображения ТИ-045

Результаты работы алгоритма распознавания (4.5) для рассмотренного случая представлены в табл. 4.4.

Таблица 4.4 – Результаты работы алгоритма распознавания аномалий при введении дополнительного эталонного изображения

	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-045}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-042}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-045}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-043}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-041}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-044}}$	$\Gamma^1 V_{\text{ТИ-045}} - \Gamma^1 V_{\text{ТИ-044}}$
Расчетное значение $d'_{\Pi}$	0,018	0,092	0,064	0,073	0,076	0,052
Соответствие варианту $\Gamma_0$	+		+		-	
Соответствие варианту $\Gamma_1$	-		-		+	

Согласно представленным материалам табл. 4.4, кадр ТИ-043, на котором изображены разливы нефтепродуктов, и который правильно обнаруживается алгоритмом (4.2), при его обработке посредством теста (4.5), идентифицируется неверно.

Данная проблема скорее связана не столько с алгоритмом, сколько с выбором эталонных изображений для выражения (4.5) и величины порога для выражения (4.2), которые во многом зависят как от состояния водной поверхности, времени года, погодных условий, качества предоставляемых изображений и разрешения кадров.

Для проверки работоспособности алгоритмов (4.2) и (4.4) было проведено моделирование с 200 различными изображениями, как с чистой поверхностью воды, так и разливами нефтепродуктов. При этом каждый последующий кадр формировался таким образом, чтобы он содержал не менее 75% изображения предыдущего кадра. При этом на кадрах с разливами нефтепродуктов площадь загрязнения составляла от 3% до 50% общей площади изображения.

В результате алгоритм (4.2) показал 192 правильных исходов, в то время как алгоритм (4.5) показал всего 156 положительных идентификаций.

Следует отметить, что в ходе эксперимента порог был определен путем усреднения результатов обработки 20 векторов признаков изображений, формируемых с перекрытием отображаемой площади не менее чем на 75%, на которой отсутствовали разливы нефтепродуктов.

Полученные результаты позволяют судить о работоспособности способа обнаружения разливов нефтепродуктов, основанного на выявлении аномалий в обрабатываемых изображениях, в качестве которых выступали разливы нефтепродуктов, на техническую реализацию которого получены патенты на изобретение и патент на полезную модель [124-127].

#### **4.1.3. Реализация основных этапов методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов, для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, с позиций выявления различий обрабатываемых кадров изображения**

Реализация разработанного методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов предполагает выполнение следующих технических операций, представленных в виде этапов.

Этап 1. Выбирают не менее 20 изображений водной поверхности, на которых не содержатся разливы нефтепродуктов. При этом изображения выбирают таким образом, чтобы каждое последующее содержало не менее 75% площади водной поверхности, отображаемой на предыдущем изображении.

Этап 2. Среди отобранных изображений выбирают эталонное изображение, относительно которого начинается работа по поиску разливов нефтепродуктов.

Этап 3. Для отобранных изображений вычисляют их векторы признаков в соответствии с методикой повышения контрастности векторов признаков за счет их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.

Этап 4. Рассчитывают значение порога принятия решения для алгоритма обнаружения разливов нефтепродуктов как среднее значение модуля разницы между вектором признаков эталонного изображения и векторами признаков остальных отобранных изображений. При этом модуль разницы вычисляют или в соответствии с выражением (4.2), или (4.3).

Этап 5. Запускают работу алгоритма поиска аномалий (соответственно, или (4.2), или (4.3)), для чего по отношению к кадру эталонного изображения берут последующий кадр, содержащий не менее 75% площади водной поверхности, запечатленной на эталонном кадре.

Этап 6. Если по результатам работы алгоритма поиска аномалий принимается решение об отсутствии разливов нефтепродуктов, то обрабатываемый кадр определяется эталонным. После чего выбирается новый обрабатываемый кадр аналогичным образом, и работа алгоритма повторяется до тех пор, пока:

не будет обнаружен кадр изображения с разливами нефтепродуктов;

не закончатся кадры;

или будет принято решение о прекращении работы по другим причинам.

Этап 7. Принимают решение об обнаружении разливов нефтепродуктов на идентифицируемом изображении путем сравнения модуля разности его вектора признаков и вектора признаков эталонного сигнала с установленным порогом.

#### **4.2. Вероятностная оценка способа обнаружения разливов нефтепродуктов**

Учитывая, что обнаружение разливов нефтепродуктов, являющихся аномалиями изображений, будет происходить на фоне динамически изменяющейся водной поверхности, то очевидно, что такой процесс будет носить вероятностный характер.

#### **4.2.1. Аналитическая основа вероятностной оценки работы алгоритма обнаружения аномалий**

Анализ известных подходов к распознаванию объектов по результатам обработки изображений показал [67-71, 128-131], что все они, как правило, ориентированы на решение задачи в строго определенных условиях.

Так в [130], вероятность распознавания рассмотрена с позиций технических возможностей фото и видеоаппаратуры, а также условий наблюдения за объектом. Поэтому, полученная в работе аналитическая зависимость носит эмпирический характер и содержит большое количество различных уточняющих коэффициентов и параметров. В основу предлагаемого выражения вероятностной оценки авторами положена величина, отношения площади распознаваемого объекта к общей площади кадра обрабатываемого изображения.

В [131] получено аналитическое выражение для оценки вероятности идентификации объектов с позиций обнаружения сигналов в шумах по критерию Байеса и Неймана–Пирсона. Искомое значение представляет собой результат обработки отношения плотностей распределения вероятностей, характеризующих различные гипотезы. В основе аналитики авторы рассматривают отношение математического ожидания к дисперсии функции правдоподобия при условии наличия и отсутствия распознаваемого объекта в кадре обрабатываемого изображения.

Очевидно, что такой подход вполне правомерен, поскольку любая внесенная в изображение аномалия приводит к изменению статистических параметров самого изображения. При этом авторы справедливо отмечают, что обоснованный ими подход применим в предположении «... гауссовости яркостей обрабатываемых изображений, как в отсутствие сигнала, так и при его наличии ...» [131], что в целом соответствует действительности для изображений с высоким разрешением. Используя указанные допущения,

авторами предлагается решать задачу обнаружения аномалий по результатам предварительной фильтрации общего фона обрабатываемого изображения.

Но такой подход изначально предполагает высокую статичность окружающего фона, например, характерного для охранных систем. Поэтому реализовать его в интересах обработки изображений с высокой динамикой изменения водной поверхности будет достаточно сложно.

Проведенный анализ известных подходов вероятностной оценки позволяет сделать вывод о том, что основными параметрами, определяющими качество распознавания (обнаружения аномалий), являются относительные размеры объекта распознавания, к общему размеру кадра изображения. А также параметры, характеризующие вариативность структуры окружающего идентифицируемый объект фона.

Следовательно, эти параметры и должны определять величину искомой вероятностной оценки обнаружения аномалий изображений, в виде которых выступают разливы нефтепродуктов.

Учитывая, что в рассматриваемой ситуации в качестве обрабатываемых данных выступают векторы признаков, сформированные на основе гистограмм распределения яркости, то в основу подхода к выявлению (идентификации) аномалий, приводящих к изменению их структуры, целесообразно определить способы, используемые при обнаружении сигнала с неизвестной амплитудой [132-135].

Согласно [135], в таких способах величина условной вероятности правильного обнаружения  $P_{по}$  определяется текущим значением отношения сигнал/шума  $h_2$  на входе решающего устройства

$$P_{по} = \begin{cases} 0,5 [1 + \Phi(h - G_0)], & h \geq G_0; \\ 0,5 [1 - \Phi(G_0 - h)], & h < G_0. \end{cases} \quad (4.6)$$

Здесь  $G_0$  – нормированный порог обнаружения;  $\Phi(*)$  – функция Крампа, рассчитываемая как

$$\Phi(G_0) = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \int_0^{G_0} \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt. \quad (4.7)$$

В терминах аналогий можно полагать, что в качестве шума при обработке изображений будут выступать различия векторов признаков текущего и эталонного изображений, без учета различий, вносимых в них идентифицируемой аномалией.

С рассмотренных позиций задача обнаружения как раз и будет состоять в выявлении различий, вызванных наличием искомого аномалий. При этом следует понимать, что поскольку в качестве фона выступает акватория, то даже в отсутствии аномалий, различия векторов признаков текущего и эталонного изображений будут существенны, ввиду высокой динамики изменения состояния водной поверхности. И чем выше динамика, тем сложнее будет выявить изменения, вносимые наличием аномалий.

В свою очередь изменения вектора признаков, вызванные наличием искомого объекта распознавания (аномалии), будут зависеть от их размеров на обрабатываемом кадре изображения.

С рассмотренных позиций в формуле (4.6) величину  $h^2$  можно рассматривать как предполагаемое отношение размеров аномалии к общему размеру кадра, отнесенное к дисперсии различий векторов признаков текущего и эталонного изображений без учета предполагаемого отношения:

$$h^2 = \frac{\delta_A}{\sigma_P^2 - \delta_A}, \quad (4.8)$$

где  $\delta_A \in [0; 1]$  – относительные размеры объекта распознавания (аномалии)  $S_A$  к общей площади кадра изображения  $S_K$ ,  $\sigma_P^2$  – дисперсия различий векторов признаков текущего и эталонного изображений.

В предложенном подходе различия между векторами признаков любых двух изображений определяются граничными условиями, характеризуемыми значением дисперсии вектора признаков самого эталонного изображения  $\sigma_{\Sigma}^2$ . Следовательно, значение нормированного порога обнаружения будет определяться как  $G_0 = \sigma_{\Sigma}$ .

В свою очередь дисперсию различий векторов признаков можно рассчитать как

$$\sigma_P^2 = \frac{1}{N-1} \times \sum_{n=0}^{N-1} \left[ \left( {}^T V_n - {}^{\mathfrak{A}} V_n \right) - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left( {}^T V_n - {}^{\mathfrak{A}} V_n \right) \right]^2, \quad (4.9)$$

где  ${}^T V$  и  ${}^{\mathfrak{A}} V$  – векторы признаков текущего и эталонного изображений.

Тогда с учетом введенных допущений можно получить графики зависимости вероятности обнаружения в кадре изображения искомого объекта в заданном пространстве распознавания, в зависимости от величины  $\delta_A$  при различных значениях  $\sigma_P^2$  и величины порога  $G_0$ , см. рис. 4.16.

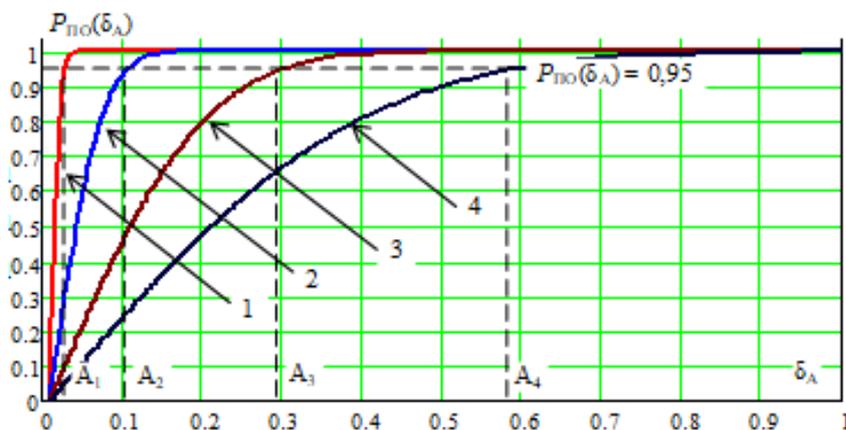


Рисунок 4.16 – Зависимость вероятности правильной идентификации (обнаружения) аномалии, в зависимости от ее размеров, по отношению к площади кадра

На рис. 4.16 цифрами 1, 2, 3 и 4 указаны значения функции вероятности правильного обнаружения, полученные при дисперсиях различий, соответственно равных  $\sigma_P^2 = 0,01; 0,05; 0,15$  и  $0,3$ . А буквами, соответственно указаны значения  $\delta_A$ ,  $A_1 = 0,025$ ,  $A_2 = 0,11$ ,  $A_3 = 0,29$  и  $A_4 = 0,58$ , при которых обеспечивается вероятность правильного обнаружения  $0,95$ .

Для лучшего раскрытия сущности вероятностной оценки, на рис. 4.17 показаны графики зависимости вероятности правильного обнаружения от величины дисперсии различий  $P_{\text{по}}(\sigma_P^2)$  при фиксированных значениях  $\delta_A$ .

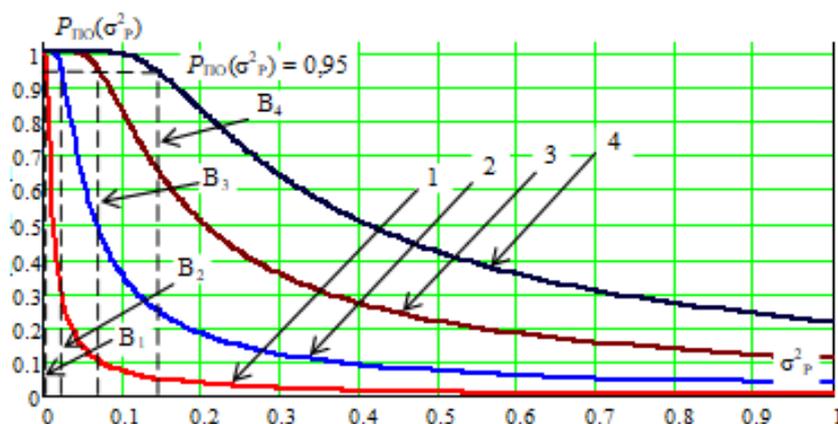


Рисунок 4.17 – Зависимость вероятности правильной идентификации (обнаружения) аномалии, в зависимости от дисперсии различия векторов признаков

На графиках рис. 4.17 цифрами 1, 2, 3 и 4 указаны значения функции вероятности правильного обнаружения при значениях  $\delta_A = 0,01; 0,05; 0,15$  и  $0,3$ . А буквами, соответственно указаны значения  $\sigma^2_p$ ,  $B_1 = 0,005$ ,  $B_2 = 0,025$ ,  $B_3 = 0,07$  и  $B_4 = 0,145$ , при которых обеспечивается вероятность правильного обнаружения  $0,95$ .

Согласно полученным результатам, при относительно небольшой величине дисперсии различий, порядка  $\sigma^2_p = 0,01$ , достоверность правильного обнаружения аномалий, даже если их размеры составляют всего  $2,5\%$  от общей площади кадра, достигает  $0,95$ .

#### 4.2.2. Обоснование выражения вероятностной оценки правильного обнаружения аномалий с учетом коэффициента повышения контрастности

Для понимания соотношений полученных результатов, представленных в виде графиков на рис. 4.16 и 4.17, на рис. 4.18 и 4.19 показаны два кадра изображений ТИ-046 и ТИ-047 с фрагментами чистой и загрязненной разливами нефтепродуктов акватории Черного моря. Кадры разрешением  $640 \times 280$  пикселей имеют общую площадь перекрытия порядка  $80\%$ . При

этом размер аномалии на кадре ТИ-047 занимает всего 3,7% от общей площади.

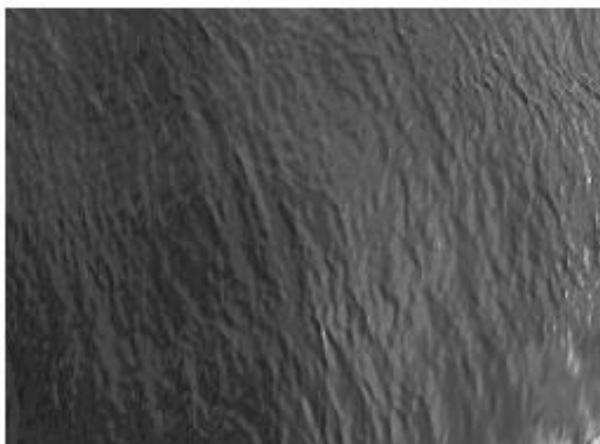


Рисунок 4.18 – Тестовое изображение ТИ-046

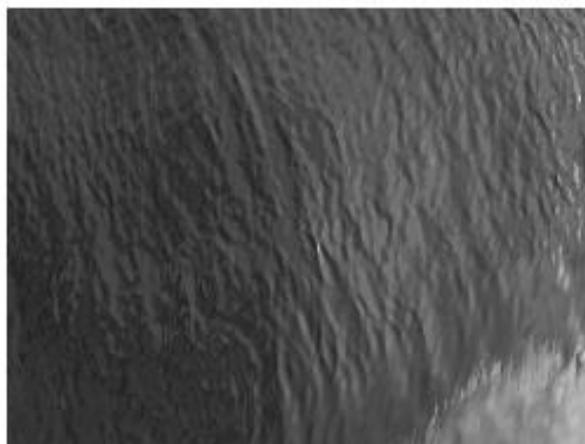


Рисунок 4.19 – Тестовое изображение ТИ-047

При этом различия первичных векторов признаков этих изображений, представленных в виде гистограмм распределения яркости, рассчитанные в соответствии с выражением (2.5), составляют  $d_{\text{ТИ-046,ТИ-047}} = 0,033$ .

Распределения гистограмм изображений ТИ-046 и ТИ-047 показано на рис. 4.20 и 4.21.

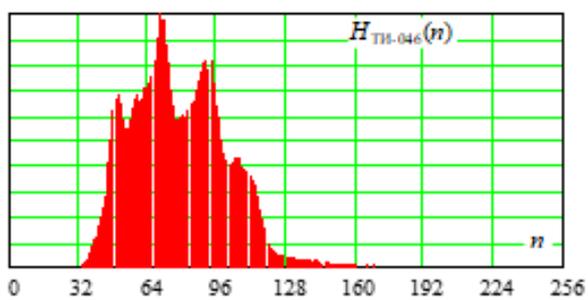


Рисунок 4.20 – Гистограмма тестового изображения ТИ-046

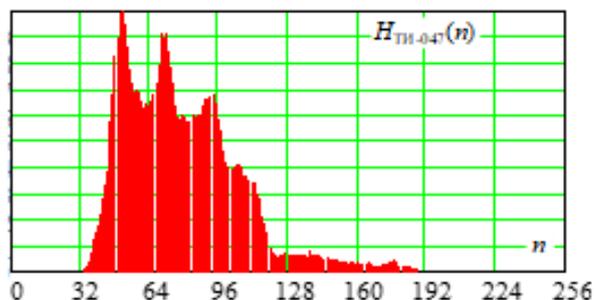


Рисунок 4.21 – Гистограмма тестового изображения ТИ-047

Величина дисперсии различий первичных векторов признаков кадров тестовых изображений ТИ-046 и ТИ-047, в соответствии с формулой (4.9)

составила  $\sigma_p^2 = 4,572 \times 10^{-3}$ . А дисперсия вектора признаков эталонного изображения, в качестве которого выступает ТИ-046, составляет  $\sigma_{\text{Э}}^2 = 0,082$ .

Для полученных исходных данных вероятность правильного обнаружения аномалии будет равна 0,9995, т.е. близка к 1. Даже если считать, что в выдвинутом предположении вероятность правильного обнаружения должна определяться не дисперсией различий векторов признаков, а их абсолютной разницей, определяемой выражением (2.5), то в этом случае  $P_{\text{ПО}} = 0,701$ . В табл. 4.5 представлены результаты оценки  $P_{\text{ПО}}$  для различных значений размеров аномалии для рассматриваемого случая.

**Таблица 4.5 – Результаты оценки вероятности обнаружения аномалий для параметра абсолютной разницы векторов признаков изображений ТИ-046 и ТИ-047**

	$\delta_A = 0,01$	$\delta_A = 0,02$	$\delta_A = 0,03$	$\delta_A = 0,05$	$\delta_A = 0,07$	$\delta_A = 0,1$
Расчетное значение $P_{\text{ПО}}$	0,175	0,4	0,592	0,848	0,959	0,997

Таким образом, согласно проведенным расчетам, при любом способе вычисления различий между векторами признаков, обеспечивается достоверное обнаружение аномалии размером порядка 7% от общей площади кадра, что указывает на состоятельность обоснованного подхода к вероятностной оценке результатов идентификации разливов нефтепродуктов.

Правомерность сделанных выводов была подтверждена результатами экспериментами с 200 тестовыми изображениями, на которых площадь аномалий достигала от 0,5%, до 50% общей площади кадра.

Вместе с тем в [79] обосновано, что рассмотренный подход расчета вероятности правильного обнаружения не учитывает дополнительную контрастность, обусловленную реализацией процедур кратномасштабного преобразования первичных векторов признаков тестовых изображений, представленных в виде гистограмм распределения яркости.

Для учета контрастности, обусловленной применением процедур КМП, предлагается ввести коэффициент повышения контрастности  $K_{\text{ПК}}$ , который

можно рассчитать, как отношение векторов разности, сформированных на основе гистограмм распределения яркости, к отношению векторов признаков после их кратномасштабной обработки

$$K_{\text{ПК}} = \frac{d_{H_{\text{Э}}, H_{\text{Т}}}}{d_{V_{\text{Э}}, V_{\text{Т}}}}, \quad (4.10)$$

где  $d_{H_{\text{Э}}, H_{\text{Т}}}$  – разность первичных векторов признаков эталонного и текущего (обрабатываемого) изображения на основе гистограмм, до процедур КМП;  $d_{V_{\text{Э}}, V_{\text{Т}}}$  – разность векторов признаков эталонного и текущего (обрабатываемого) изображения после кратномасштабной обработки гистограмм.

Результаты оценки контрастности векторов признаков, в соответствии с формулой (3.19), представлены в табл. 3.8. И для  $k = 32$  составляют  $\delta_k = 3,4$ .

Данное значение совпадает с результатами [79].

Однако, однозначный выбор значения  $K_{\text{ПК}}$  должен определяться непосредственно перед проведением расчетов, поскольку его значение будет определяться и возможностями фото- видеоаппаратуры визуального контроля, форматов представления изображений, а также физико-географическими условиями ведения экологического мониторинга.

Однако, в любом случае, переход от первичных векторов признаков на основе гистограмм распределения яркости к векторам признаков, сформированных их матриц КМП, обеспечивает повышение контрастности. Поэтому результирующее выражение для оценки вероятности правильного обнаружения аномалий с учетом коэффициента повышения контрастности можно записать как

$$P_{\text{по}} = \begin{cases} 0,5 \left[ 1 + \Phi \left( \frac{\delta_{\text{А}} K_{\text{ПК}} - \sigma_{\text{Э}}^2}{\sigma_{\text{Р}}^2} \right) \right], & \frac{\delta_{\text{А}} K_{\text{ПК}}}{\sigma_{\text{Р}}^2} \geq \sigma_{\text{Э}}^2; \\ 0,5 \left[ 1 - \Phi \left( \frac{\sigma_{\text{Э}}^2 - \delta_{\text{А}} K_{\text{ПК}}}{\sigma_{\text{Р}}^2} \right) \right], & \frac{\delta_{\text{А}} K_{\text{ПК}}}{\sigma_{\text{Р}}^2} < \sigma_{\text{Э}}^2. \end{cases} \quad (4.11)$$

Для оценки влияния коэффициента повышения контрастности равных  $K_{\text{пк}} = 1,5$  и  $K_{\text{пк}} = 3,4$  на величину вероятности правильной идентификации аномалий, на рис. 4.22 показаны функции вероятности правильного обнаружения, в зависимости от размеров площади, занимаемой аномалией на кадре изображения, при условии  $\sigma^2_p = 0,3$ .

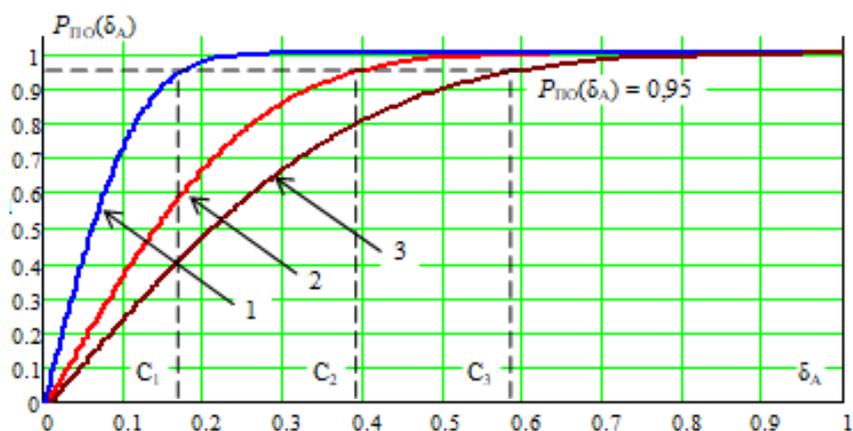


Рисунок 4.22 – Зависимость вероятности правильной идентификации (обнаружения) аномалии, в зависимости от ее размеров, по отношению к площади кадра, при различных значениях коэффициента повышения контрастности

На рис. 4.22 введены следующие обозначения: 1 – соответствует значению  $K_{\text{пк}} = 3,4$ ; 2 – соответствует значению  $K_{\text{пк}} = 1,5$ ; 3 – соответствует значению  $K_{\text{пк}} = 1$ .

Отметим, что при  $K_{\text{пк}} = 1,5$  заданное значение вероятности правильного обнаружения  $P_{\text{по}} = 0,95$  будет обеспечено при снижении размера аномалии в 1,5 раза по отношению к  $K_{\text{пк}} = 1$  (соответственно точки  $C_3$  и  $C_2$ ). Повышение контрастности до  $K_{\text{пк}} = 3,4$ , позволит обнаруживать аномалии в 3,3 раза меньшего размера с той же вероятностью идентификации.

На рис. 4.23 и 4.24 представлены векторы признаков тестовых изображений ТИ-046 и ТИ-047, обеспечивающие повышение контрастности признакового пространства в 1,788 раз по отношению к признаковому пространству на основе их гистограмм распределения яркости.

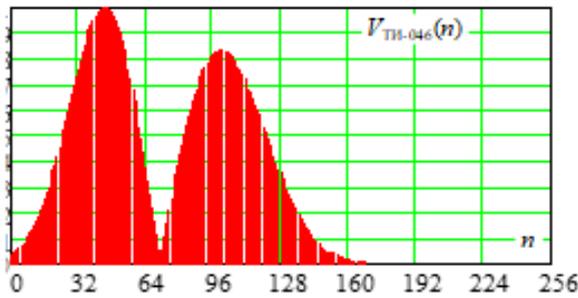


Рисунок 4.23 – Вектор признаков  
тестового изображения ТИ-046

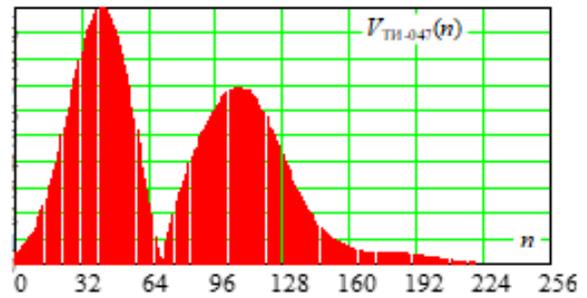


Рисунок 4.24 – Вектор признаков  
изображения ТИ-047

Даже визуальный анализ векторов признаков, представленных на рис. 4.23 и 4.24, позволяет судить об их различиях, особенно ярко проявляющихся на интервале  $n \in (140; 220)$ .

Вместе с тем следует понимать, что величина вероятности правильного обнаружения  $P_{ПО}$  во многом определяется значением вероятности ложной тревоги  $P_{ЛТ}$  [13], которые в общем случае для обнаружения сигнала с неизвестной амплитудой связаны соотношением [135, 138]:

$$P_{по} = \Phi\left(\sqrt{h_0^2} - \Phi^{-1}(1 - P_{лт})\right), \quad (4.11)$$

где  $h_0^2$  – отношение сигнал/шум.

В терминах рассматриваемого подхода, выражение (4.11) перепишем к следующему виду

$$P_{по} = \Phi\left(\sqrt{\frac{\delta_A K_{ПК}}{\sigma_P^2}} - \Phi^{-1}(1 - P_{лт})\right). \quad (4.12)$$

Анализ проблематики учета вероятности ложной тревоги в оценочных показателях, представленный в [131-138] указывает на то, что преимущественно  $P_{ЛТ}$  фиксируется целочисленным значением, для которого, как правило, строятся функции зависимости  $P_{ПО}$  от ОСШ.

С целью определения значения  $P_{ЛТ}$  в терминах обнаружения аномалий, воспользуемся выражением, полученным в [135] для идентификации сигналов с неизвестной амплитудой

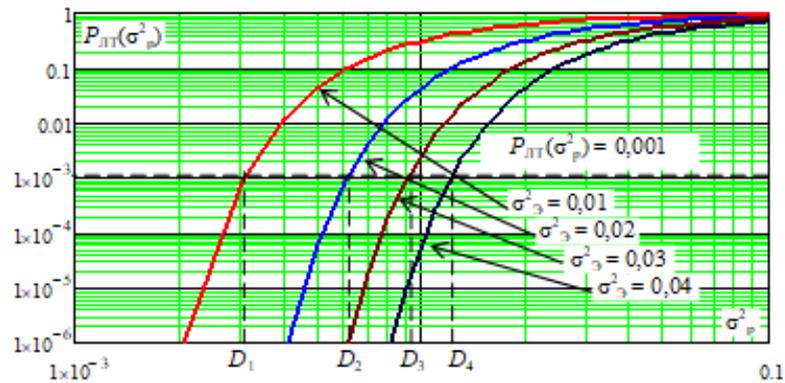
$$P_{\text{лт}} = 1 - \Phi\left(\frac{G_0}{\sigma_{\text{ш}}^2}\right), \quad (4.11)$$

где  $G_0$  – значение порога принятия решения;  $\sigma_{\text{ш}}^2$  – спектральная плотность мощности шума.

Или в терминах решаемой задачи: отнесение дисперсии разброса эталона, отнесенной к дисперсии разброса разности векторов признаков

$$P_{\text{лт}} = 1 - \Phi\left(\sigma_{\text{э}}^2 / \sigma_{\text{р}}^2\right). \quad (4.12)$$

Выражение (4.12) позволяет построить графики зависимости  $P_{\text{лт}}(\sigma_{\text{р}}^2)$  для фиксированных значений дисперсии вектора признаков самого эталонного изображения  $\sigma_{\text{э}}^2$ , см. рис. 4.25.



**Рисунок 4.25 – Зависимость вероятности ложной тревоги, в зависимости от дисперсии различий векторов признаков, при различных значениях дисперсии вектора эталонного изображения**

На графиках рис. 4.25 обозначен уровень  $P_{\text{лт}}(\sigma_{\text{р}}^2) = 10^{-3}$ , для различных значений порога  $G_0 = 0,01; 0,02; 0,03; 0,04$ . Буквами  $D_1 - D_4$  отмечены соответствующие значения  $\sigma_{\text{р}}^2 = 0,003; 0,006; 0,009; 0,013$ .

Для рассмотренного выше случая, когда  $\sigma_{\text{э}}^2 = 0,183$ , вероятность ложной тревоги  $P_{\text{лт}}(\sigma_{\text{р}}^2) = 10^{-3}$  будет обеспечена при  $\sigma_{\text{р}}^2 = 0,058$ , что практически гарантирует вероятность правильного обнаружения  $P_{\text{по}} = 0,92$  аномалий, размеры которых не превышают 5% от общей площади кадра, с учетом коэффициента повышения контрастности  $K_{\text{пк}} = 1,788$ .

А при  $\delta_A = 0,1$ , величина вероятности правильного обнаружения становится равной  $P_{\text{ПО}} = 0,97$ .

Результаты моделирования с 50 кадрами для каждой градации аномалий, с размерами от 1% до 20% общей площади изображения, подтвердили работоспособность способа обнаружения разливов нефтепродуктов, основанного на выявлении аномалий обрабатываемых изображений, см. табл. 4.6.

**Таблица 4.6 – Результаты оценки работоспособности способа обнаружения разливов нефтепродуктов**

$\delta_A$	Размеры аномалии по отношению к общей площади кадра							
	1%	2%	3%	5%	7%	10%	15%	20%
Расчетное значение $P_{\text{ПО}}$	0,68	0,8	0,9	0,94	0,96	0,98	1,0	1,0

Таким образом, разработанные научно-технические решения: модель формализации изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей поверхности для систем диагностики; методика контроля наличия разливов нефтепродуктов за счет повышения контрастности векторов признаков посредством их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов; способ обнаружения разливов нефтепродуктов, способствующего повышению безопасности окружающей среды, основанный на выявлении аномалий обрабатываемых изображений, позволили доказать состоятельность базовой гипотезы и решить научную задачу исследования.

## **Выводы по четвертой главе**

1. Алгоритм классификации в задачах обнаружения может быть сведен к сравнению результатов разностей между вектором обрабатываемого изображения и эталонными векторами альтернативных классов. Поэтому эффективность такого алгоритма зависит от того, насколько точно подобранные эталонные описания отображают распознаваемый объект или образ обрабатываемого изображения.

2. В виду высокой вариативности изображений водной поверхности в акваториях морей и океанов, для реализации способа обнаружения разливов нефтепродуктов обоснованным видится применение алгоритма классификации, в котором изображение текущего кадра сравнивается с изображением предыдущего кадра. При таком подходе достоверность правильного принятия решения будет зависеть от выбора значения порога. Поэтому значение порога принятия решения предлагается выбирать по результатам априорных испытаний или исходя из требуемой достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов.

3. В алгоритмах классификации, основанных на выявлении различий сравниваемых кадров изображений, достоверность правильного принятия решения будет определяться и отношением площади их перекрытия.

4. Моделирование с 200 различными изображениями, содержащими не менее 75% изображения предыдущего кадра, на которых площадь загрязнения составляла от 3% до 50% общей площади, позволило выявить следующее. Классификатор, основанный на использовании в качестве эталона кадра предыдущего изображения, обеспечил 192 правильных исходов. В то время как алгоритм, предполагающий сравнение текущего изображения с заранее подготовленными эталонными описаниями, позволил выявить всего лишь 156 аномалий.

5. Обоснование значения порога принятия решения целесообразно осуществлять каждый раз индивидуально перед началом работы алгоритма, по результатам предварительной обработки тестовых изображений в ручном

режиме, с учетом, что каждый последующий кадр содержит не менее 75% площади водной поверхности, запечатленной на эталонном (предыдущем) кадре.

6. Основными параметрами, определяющими качество обнаружения аномалий изображений, являются ее относительные размеры к общей площади кадра изображения. А также параметры, характеризующие вариативность структуры окружающего идентифицируемый объект фона. Именно эти показатели должны определять величину искомой вероятностной оценки обнаружения разливов нефтепродуктов, рассматриваемых в качестве аномалий изображений.

7. Поскольку в качестве обрабатываемых данных выступают векторы признаков, сформированные на основе гистограмм распределения яркости, то в основу подхода обнаружения аномалий, приводящих к изменению их структуры, целесообразно определить способы, используемые при обнаружении сигнала с неизвестной амплитудой. При этом в качестве мешающих компонент шума, при обработке изображений будут выступать компоненты различия векторов признаков текущего и эталонного изображений, без учета различий, вносимых в них идентифицируемой аномалией.

8. Так как в качестве фона обрабатываемых изображений выступает водная поверхность акватории морей и океанов, то даже в отсутствии аномалий, различия векторов признаков текущего и эталонного изображений будут существенны. И эти различия будут определяться высокой динамикой изменения состояния водной поверхности. И чем выше динамика, тем сложнее будет выявить изменения, вносимые наличием аномалий. При таком подходе изменения вектора признаков, вызванные наличием аномалий, будут зависеть от их размеров по отношению к обрабатываемому кадру изображения.

9. При обосновании вероятностной оценки обнаружения аномалий, в качестве показателя отношения сигнал/шум, используемого в алгоритмах

обнаружения сигналов, будет выступать величина отношения размеров аномалии к общему размеру кадра, отнесенного к дисперсии различий векторов признаков текущего и эталонного изображений без учета предполагаемого отношения.

10. Согласно разработанному подходу, вероятность обнаружения аномалий равная 0,95 будет обеспечена при относительных размерах аномалий к общей площади кадра 0,025; 0,11; 0,29 и 0,58, соответствующих дисперсиях различий 0,01; 0,05; 0,15 и 0,3. Таким образом, при величине дисперсии различий порядка 0,01, достоверность правильного обнаружения аномалий достигает 0,95, даже если их размеры составляют всего 2,5% от общей площади кадра.

11. Согласно проведенным расчетам и результатам экспериментов с 200 тестовыми изображениями, на которых площадь аномалий достигала от 0,5%, до 50% общей площади кадра, независимо от способа вычисления различий между векторами признаков, обеспечивается достоверное обнаружение аномалий, если их размеры составляют не менее 7% от общей площади изображения.

12. Вместе с тем реализация процедур кратномасштабного преобразования первичных векторов признаков тестовых изображений, представленных в виде гистограмм распределения яркости, наделяет их дополнительной контрастностью. Такую контрастность можно учесть посредством коэффициента повышения контрастности, который представляет собой отношение векторов разности, сформированных на основе гистограмм распределения яркости, к отношению векторов признаков после их кратномасштабной обработки. Учитываемое расчетное значение коэффициента повышения контрастности лежит в пределах от 1,5 до 3,4 для гистограмм распределения яркости, полученных из 8-ми битовых полутоновых изображений формата JPEG.

13. Поскольку вероятность правильного обнаружения необходимо рассматривать с учетом заданных значений ложной тревоги, то обосновано

выражение для вычисления данного показателя, в терминах распознавания изображений. Для проведенного моделирования, когда дисперсии вектора признаков самого эталонного изображения составила  $\sigma^2_{\text{Э}} = 0,183$ , вероятность ложной тревоги  $P_{\text{ЛТ}} (\sigma^2_{\text{р}}) = 10^{-3}$  будет обеспечена при  $\sigma^2_{\text{р}} = 0,058$ , что практически гарантирует вероятность правильного обнаружения  $P_{\text{ПО}} = 0,92$  аномалий, размеры которых не превышают 5% от общей площади кадра, с учетом коэффициента повышения контрастности  $K_{\text{ПК}} = 1,788$ . А при значении  $\delta_{\text{А}} = 0,1$ , величина вероятности правильного обнаружения при тех же условиях становится равной  $P_{\text{ПО}} = 0,97$ . Результаты подтверждены моделированием с 50 кадрами для каждой градации аномалий, с размерами от 1% до 20% общей площади изображения.

Научная новизна третьего научного результата состоит в следующем:

- разработан способ обнаружения аномалий изображений, основанный на выявлении различий векторов признаков последовательно обрабатываемых частично перекрывающихся кадров;
- получено аналитическое выражение вероятностной оценки обнаружения аномалий изображений с позиций теории обнаружения сигналов со случайной амплитудой, в котором в качестве показателя отношения/сигнал шум выступает величина отношения размеров аномалии к общему размеру кадра, отнесенного к дисперсии различий векторов признаков текущего и эталонного изображений без учета предполагаемого отношения;
- введено понятие коэффициента повышения контрастности, представляющего собой отношение векторов разности, сформированных на основе гистограмм распределения яркости, к отношению векторов признаков после их кратномасштабной обработки;
- получено аналитическое выражение вероятностной оценки ложной тревоги при обнаружении аномалий изображений с позиций теории обнаружения сигналов со случайной амплитудой, определяемое отношением дисперсии вектора признаков самого эталонного изображения, к дисперсии различий сравниваемых векторов признаков.

Практическая значимость третьего научного результата состоит в следующем:

разработан алгоритм реализации способа обнаружения разливов нефтепродуктов, основанный на последовательном сравнении векторов признаков текущего и предыдущего изображений;

обоснован порядок расчета порога принятия решения в алгоритме классификации изображений;

разработано методическое обеспечение реализации способа обнаружения разливов нефтепродуктов, способствующего повышению безопасности окружающей среды, основанного на последовательном сравнении векторов признаков текущего и предыдущего изображений;

использована кратномасштабная обработка векторов, позволившая повысить контрастность признаков распознавания на 92%, что обеспечило возможность обнаружения разливов нефтепродуктов в 3,3 раза меньшего размера, с позиций интерпретаций их как аномалий изображений в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, с той же вероятностью идентификации;

обоснован порядок расчета порога принятия решения в алгоритме классификации изображений.

Полученные результаты указывают на решение научной задачи в рамках третьего научного результата.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертации решена актуальная научная задача, связанная с разработкой на основе элементов теории распознавания образов, а также аналитического аппарата теории вероятностей и математической статистики научно-методического аппарата, обеспечивающего экологический контроль в акватории морей и океанов, который, на принципах неразрушающего контроля, обеспечивает обнаружение аномалий изображений, характеризующих разлив нефтепродуктов на водной поверхности с вероятностью на уровне 0,98, при условии, что занимаемая аномалиями площадь не превысит 10% от размера обрабатываемого кадра.

В процессе выполнения научного исследования были получены следующие основные научные результаты, имеющие теоритическое и практическое значение:

1. Разработаны предложения, которые определяют процедуры по формализации изображений до их представления в виде гистограмм распределения яркости их битов, которые затем выступают в качестве первичных признаков распознавания, что повышает точность распознавания аномалий.

2. Разработаны процедуры структуризации первичных признаков распознавания обрабатываемых изображений. Предложенная структуризация заключается в смещении компонентов гистограмм яркости таким образом, чтобы позиция, соответствующая максимуму функции их огибающей, совпадала с позицией максимума функции огибающей гистограммы эталонного изображения.

3. Доказана необходимость применения декоррелирующих преобразований к первичным векторам признаков, представленных в виде гистограмм распределения яркости различных изображений. Указанная необходимость обусловлена тем, что применение декоррелирующих преобразований к векторам признаков, описывающих один и тот же распознаваемый класс, приводит к снижению их взаимной дисперсии и

повышает контрастность формируемого пространства распознавания, что повышает достоверность распознавания и увеличивает точность контроля.

4. Разработана модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности, позволяет использовать кадры в 4.5 раза большего разрешения, чем при использовании методов глубокого машинного обучения, что способствует увеличению достоверности обнаружения разливов нефтепродуктов и улучшает экологический контроль и диагностику.

5. Доказано, что обработка кадров изображений с позиций представления их в виде гистограмм распределений яркости позволяет представить их в виде векторов признаков размерностью в 256 элементов, что обеспечивает более чем 100 кратное снижение объема передаваемых данных без существенной потери качества изображения. Такой подход открывает возможность решения задач обнаружения разливов нефтепродуктов непосредственно в приборах и средствах экологического контроля и диагностики и увеличивает достоверность, быстроту и снижает экономические затраты экологического контроля.

6. Обосновано применение в качестве декоррелирующего, кртномасштабного вейвлет-преобразования, на основе формирующей функции Гаусса 1-го порядка. Выбор формирующей функции осуществлен в результате анализа вейвлетов, в наибольшей степени адаптированных для решения научной задачи. Наилучший результат при обработке гистограмм распределения яркости обеспечивает формирующий вейвлет Гаусса 1-го порядка. Это повышает общую контрастность признакового пространства и увеличивает достоверность распознавания разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов.

7. Доказано, что в качестве векторов признаков могут быть использованы неканонические формы вейвлет-преобразований, реализующие избыточное число кртномасштабных сдвигов. При этом вторичный вектор

признаков предложено формировать путем усреднения непосредственно рассчитанных значений матрицы кратномасштабного преобразования от первичного вектора признаков.

8. Разработан метод обнаружения аномалий изображений, в качестве которых выступают разливы нефтепродуктов, основанный на выявлении различий векторов признаков последовательно обрабатываемых частично перекрывающихся кадров обрабатываемых изображений.

9. Получено аналитическое выражение для вероятностной оценки обнаружения аномалий изображений, с позиций теории обнаружения сигналов со случайной амплитудой. При этом в качестве показателя отношения/сигнал шум (ОСШ) предложено рассматривать величину отношения размеров аномалии к общему размеру кадра, отнесенного к дисперсии различий векторов признаков текущего и эталонного изображений без учета предполагаемого отношения.

10. Введено понятие коэффициента повышения контрастности, представляющего собой отношение векторов разности, сформированных на основе гистограмм распределения яркости, к отношению векторов признаков после их кратномасштабной обработки.

11. Использована кратномасштабная обработка векторов, позволившая повысить контрастность признаков распознавания на 92%, что обеспечило возможность обнаружения разливов нефтепродуктов меньшего размера, с позиций интерпретаций их как аномалий изображений в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды, с той же вероятностью идентификации и увеличило достоверность экологического контроля в 3,3 раза.

12. Получено аналитическое выражение для вероятностной оценки ложной тревоги при обнаружении аномалий изображений. Форма представления выражения обоснована с позиций теории обнаружения сигналов со случайной амплитудой. Выражение определяет отношение

дисперсии вектора признаков самого эталонного изображения, к дисперсии различий сравниваемых векторов признаков.

13. Разработаны частные алгоритмы поиска аргумента максимального значения гистограммы изображения, и переназначения гистограммы, осуществляемой с учетом совмещения максимума функции ее огибающей с заданным значением. Алгоритмы используются при формализации обрабатываемых изображений.

14. Обоснованы этапы формирования модели представления обрабатываемых изображений, используемых затем в виде первичных векторов признаков в алгоритмах распознавания, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности для использования непосредственно в приборах и средствах экологического контроля.

15. Обоснована целесообразность для гистограмм распределения яркости по 256 позициям реализовывать кратномасштабные преобразования с показателем кратности равной 32. Это увеличивает достоверность обнаружения разливов нефтепродуктов в акватории и улучшает экологический контроль на 92%.

16. Доказано, что усреднение двумерных матриц кратномасштабных вейвлет-преобразований по оси временных сдвигов позволяет получить векторы признаков, обеспечивающие повышение контрастности пространства распознавания примерно в 1,92 раза. Тем самым повышая эффективность экологического контроля в 1,92 раза.

17. Разработан алгоритм реализации метода обнаружения разливов нефтепродуктов, основанный на последовательном сравнении векторов признаков текущего и предыдущего изображений для использования непосредственно в приборах и средствах экологического контроля.

18. Обоснован порядок расчета порога принятия решения в алгоритме классификации изображений.

19. Получены значения показателей обрабатываемых изображений, при которых обеспечивается заданная величина вероятности правильного обнаружения аномалий в виде разливов нефтепродуктов и вероятности их ложного обнаружения.

Полученные результаты соответствуют паспорту специальности 2.2.8. «Методы и приборы контроля и диагностики материалов, изделий, веществ и природной среды» в части пунктов:

**п. 1. Научное обоснование новых и совершенствование существующих методов, аппаратных средств и технологий контроля, диагностики материалов, изделий, веществ и природной среды, способствующее повышению надёжности изделий и экологической безопасности окружающей среды.**

**п. 4. Разработка методического, математического, программного, технического, приборного обеспечения для систем технического контроля и диагностирования материалов, изделий, веществ и природной среды, экологического мониторинга природных и техногенных объектов, способствующих увеличению эксплуатационного ресурса изделий и повышению экологической безопасности окружающей среды.**

**п.6. Разработка математических моделей, алгоритмического и программно-технического обеспечения обработки результатов регистрации сигналов в приборах и средствах контроля и диагностики с целью автоматизации контроля и диагностики, подготовки их для внедрения в цифровые информационные технологии.**

Перспективными направлениями дальнейших исследований в рамках представленной проблематики являются:

1. Апробация разработанного способа для обнаружения лесных пожаров и очагов скопления бытового и производственного мусора.

2. Применение предложенной формализации изображений для последующего использования в алгоритмах принятия решения на основе нейронных сетей.

3. Разработка способов обнаружения разливов нефтепродуктов, на основе обработки изображений, полученных и в оптическом, и в инфракрасном диапазоне.

4. Создание на основе разработанного научно-методического аппарата программно-аппаратного модуля для систем поддержки и принятия решения.

Результаты диссертационной работы могут быть внедрены в практику оперативного мониторинга проводимого МЧС России.

Полученные результаты могут быть положены в основу новых разработок по обнаружению, распознаванию и контролю компонентов природной среды, моделированию и анализу загрязнения акватории мирового океана.

### **Список сокращений и условных обозначений**

НМА – научно-методический аппарат

БПЛА – беспилотный летательный аппарат

ОСШ – отношение сигнал/ шум

НК – неразрушающий контроль

ГОСТ – государственный стандарт

ЭВМ – электронно-вычислительная машина

ВМР – от англ. Bitmap Picture

JPEG – от англ. Joint Photographic Experts Group

ИК-камера – инфракрасная камера

ТИ – тестовое изображение

ДКЛ – дискретное преобразование Карунена-Лозва

ДКП – дискретное косинусное преобразование

ДВП – дискретное вейвлет-преобразование

КМП – кратномасштабное преобразование

АЧХ – амплитудно-частотная характеристика

НЧ-фильтр – низкочастотный фильтр

ВЧ-фильтр – высокочастотный фильтр

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Указ Президента Российской Федерации от 18.06.2024 г. № 529 «Об утверждении приоритетных направлений научно-технологического развития и перечня важнейших наукоемких технологий» <http://www.kremlin.ru/acts/bank/50755>. (Свободный доступ на 01.09.2025).
2. Мастепанов А. М. Углеводороды остаются основой мировой экономики // Строительство. 2015. № 1-2. С. 67-69.
3. Сивкова А. Д., Кирсанова Н. Ю. Последствия отказа западными странами от российского газа и нефти // Цифровая трансформация экономических систем: проблемы и перспективы (ЭКОПРОМ-2022): сборник трудов VI Всероссийской научно-практической конференции с зарубежным участием, Санкт-Петербург, 11–12 ноября 2022 года. Санкт-Петербург: ПОЛИТЕХ-ПРЕСС, 2022. С. 48-51. DOI 10.18720/IEP/2021.4/10.
4. Александрова В. Д. Влияние нефтегазового комплекса на развитие экономики России // Академическая публицистика. 2022. № 12-2. С. 156-162.
5. Украин А. В., Шевцов М. Н., Александрова Л. Н., Махинов А. Н. Проблемы мониторинга и ликвидации последствий загрязнения окружающей среды нефтепродуктами // Дальний Восток: проблемы развития архитектурно-строительного комплекса. 2017. № 1. С. 372-374.
6. Алексенко А. И., Касаткина А.С. Вопросы ответственности судовладельца за ущерб от загрязнения нефтепродуктами с морских судов // Вестник РУДН. Серия: Юридические науки. 2022. Т.26 №3 С. 678-694. – DOI 10.22363/2313-2337-2022-26-3-678-694
7. Свецкий А. В. Правовая охрана морской среды от разливов нефти и нефтепродуктов // Юридические исследования. 2023. № 3. С. 1-12. –DOI 10.25136/2409-7136.2023.3.39944.
8. Алексеев Д. В., Лентарев А. А. Статистический анализ разливов нефти и нефтепродуктов на море // Вестник государственного университета

морского и речного флота им. Адмирала С.О. Макарова. 2023. Т. 15, № 6. С. 959-970. DOI 10.21821/2309-5180-2023-15-6-959-970.

9. Гуцин Р. И. Состояние мировой добычи углеводородов / Р. И. Гуцин // Научный аспект. 2023. Т. 3, № 6. С. 275-282.

10. Объем утечки нефти в результате инцидентов на танкерах по всему миру с 1970 по 2023 год (в метрических тоннах) <https://www.statista.com/statistics/268557/quantity-of-oil-spilt-from-tanker-incidents-since-1970/> (Свободный доступ на 10.05.2024).

11. Шлапаков А. В. Выбор технологии и технических средств локализации разливов нефти и нефтепродуктов на акваториях нефтяных промыслов: специальность 05.02.13 "Машины, агрегаты и процессы (по отраслям)": диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Москва, 2009. 138 с.

12. Аковецкий В. Г., Афанасьев А. В., Ильченко А. А. Аэрокосмический мониторинг в задачах оценки геоэкологических рисков аварийных разливов нефти и нефтепродуктов // Вычислительные технологии. 2021. Т. 26, № 1. С. 72-85. DOI 10.25743/ICT.2021.26.1.006.

13. Аббасов И. Б. Современные тенденции мониторинга водной среды прибрежных акваторий // Экологическая безопасность прибрежной и шельфовой зон моря. 2019. № 1. С. 29-39. DOI 10.22449/2413-5577-2019-1-29-39.

14. Гордиенко А. С. Исследование возможности выявления негативного воздействия разливов нефти на окружающую растительность по данным дистанционного зондирования Земли // Вестник СГУГИТ (Сибирского государственного университета геосистем и технологий). 2021. Т. 26, № 6. С. 48-55. DOI 10.33764/2411-1759-2021-26-6-48-55.

15. Васильева Д.В., Дворников С.В., Якушенко С.А., Дворников С.С. Автоматизация процедур обнаружения лесных пожаров по результатам обработки видео // Научно-аналитический журнал "Вестник Санкт-

Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России". 2023. № 4. С. 47-58.

16. Васильева Д.В., Дворников С.В. Обоснование аналитического аппарата для автоматизации процедур обнаружения лесных пожаров. В книге: Радиотехнические, оптические и биотехнические системы. Устройства и методы обработки информации. Сборник докладов Пятой Всероссийской научной конференции. Санкт-Петербург, 2024. С. 100-104.

17. Смирнов Ю. Д., Добрынин О. С. Разработка беспилотных летательных аппаратов для проведения экологического мониторинга // Записки Горного института. 2014. Т. 207. С. 213-216.

18. Васильева Д.В., Дворников С.В., и др. Обнаружение морских дронов в оптическом диапазоне // Морской вестник (Morskoy Vestnik). 2023. №4 (88). С. 90-92.

19. ГОСТ Р 56542—2019 Контроль неразрушающий. Классификация видов и методов. М.: Стандартинформ, 2020. 12 с.

20. Беляев Ю. И. [и др.]. Помехоустойчивые методы контроля параметров полей в системах технологического и экологического мониторинга: монография. Федеральное агентство по образованию и науке Российской Федерации, ГОУ ВПО "Российский хим.-технологический ун-т им. Д. И. Менделеева, Новомосковский ин-т (фил.). – Новомосковск: Новомосковский ин-т (фил.), 2007. 136 с. ISBN 978-5-7237-0637-8.

21. Васильева Д.В., Дворников С.С., Москалец Г.Н., Федосова А.А., Дворников С.В. Радиолокационное обнаружение малоразмерных объектов. Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения. 2024. № 1. С. 48-51.

22. Васильева Д.В., Дворников С.В., Дворников С.С. Автоматизация процедур обнаружения нефтяных разливов на водной поверхности. В сборнике: Технологии информационного общества. Сборник трудов XVIII Международной отраслевой научно-технической конференции. Москва, 2024. С. 138-141.

23. Васильева Д.В., Дворников С.С., Дворников С.В. Обоснование технических требований к рлс обнаружения малоразмерных объектов. Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения. 2023. № 4. С. 97-104.

24. Алешин И. В. Оптические методы и средства оперативного мониторинга экологического состояния морской среды: специальность 25.00.35 "Геоинформатика": диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук. – Санкт-Петербург, 2001. – 301 с.

25. Эйрих А. Н. Разработка метода оценки загрязненности рек тяжелыми металлами для системы экологического мониторинга: специальность 25.00.36 "Геоэкология (по отраслям)": диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Барнаул, 2003. 120 с.

26. Учеваткина Н. В. Разработка экспресс-метода оценки загрязненности водных объектов и его применение для целей экологического и технологического мониторинга: специальность 03.00.16: диссертация на соискание ученой степени кандидата химических наук. 2007. 151 с.

27. Васильева Д. В., Дворников С. С., Дворников С. В., Москалец Г. Н. Обоснование аналитического аппарата для автоматизации процедур обнаружения лесных пожаров // Научно-аналитический журнал "Вестник Санкт-Петербургского университета Государственной противопожарной службы МЧС России". 2024. № 1. С. 44-54. DOI 10.61260/2218-130X-2024-1-44-54.

28. Дворников С. В., Дворников С. С., Васильева Д. В. Автоматизация процедур обнаружения нефтяных разливов на водной поверхности // Информация и космос. 2024. № 1. С. 126-132.

29. Формат файла изображения. Википедия [https://translated.turbopages.org/proxy\\_u/en-ru.ru.690f5c22-663df26f-5ba2bc22-74722d776562/https/en.wikipedia.org/wiki/Image\\_file\\_format#Vector\\_formats](https://translated.turbopages.org/proxy_u/en-ru.ru.690f5c22-663df26f-5ba2bc22-74722d776562/https/en.wikipedia.org/wiki/Image_file_format#Vector_formats) (Свободный доступ на 10.05.2024).

30. Горячкин Б. С., Можяев Д. В., Андрианов А. А. Сравнительный анализ различных форматов изображения в контексте веб приложения // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. 2023. № 6. С. 83-91. DOI 10.37882/2223-2966.2023.06.11.

31. Савко А. А., Акинина Ю. С., Аралов М. Н. Преобразование графических файлов в формат pdf // Научная опора Воронежской области: Сборник трудов победителей конкурса научно-исследовательских работ студентов и аспирантов ВГТУ по приоритетным направлениям развития науки и технологий. Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2021. С. 158-163.

32. Сергеев А. В., Хорев П. Б. Обзор и анализ стеганографических методов в документах формата PDF // Информационные технологии. Радиоэлектроника. Телекоммуникации. 2020. № 8. С. 382-387.

33. Мерзлякова Е. Ю. Разработка метода встраивания информации в растровые изображения с помощью интерполяции Лагранжа и кривых Безье // Вестник СИБГУТИ. 2023. Т. 17, № 3. С. 12-22. DOI 10.55648/1998-6920-2023-17-3-12-22.

34. Цветовое зрение. Википедия [https://en.wikipedia.org/wiki/Color\\_vision](https://en.wikipedia.org/wiki/Color_vision) (Свободный доступ на 10.05.2024).

35. Sheikh Hamid Rahim, Bovik Alan C. (February 2006). "Image Information and Visual Quality". IEEE Transactions on Image Processing. 15 (2): 430–444. Bibcode: 2006ITIP...15..430S. Citeseerx 10.1.1.477.2659. Doi:10.1109/TIP.2005.859378. PMID 16479813

36. Быковский П. С., Ляшенко В. А., Липницкий А. А., Пак М. А. Анализ алгоритмов сжатия изображений JPEG и JPEG 2000 // Актуальные научные исследования в современном мире. – 2020. – № 6-2(62). – С. 23-32.

37. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов [Текст] / Пер. с англ. И.Ш. Торговицкого; Под ред. А.А. Дорофеева. Москва: Наука, 1979. - 367 с.

38. Гибадуллин Р. Ф., Смирнов И. Н., Хевронин Н. В. [и др.] Разработка аппаратно-программного модуля обнаружения объектов для встраиваемых систем // Вестник Технологического университета. 2018. Т. 21, № 6. С. 118-122.

39. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. Arxiv2014, arxiv: 1409. 1556.

40. Ciresan Dan, Meier U., Schmidhuber J. Multi-column deep neural networks for image classification (англ.) // 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition: journal. 2012. June. P. 3642–3649. doi:10.1109/cvpr.2012.6248110.

41. Janati M., Kolahdoozan M., Imanian. Artificial Neural Network Modeling for the Management of Oil slicktransport in the Marine Environments. Pollution 2020, 6, 399–415.

42. Васильева Д.В., Дворников С.В., Дворников С.С. Обоснование структуры форматов изображений для решения задач распознавания образов при экологическом мониторинге. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2024. Т. 27. № 5. С. 118-128.

43. Дворников С.В., Васильева Д.В. Алгоритмы для обучения искусственного интеллекта при решении проблемы мониторинга окружающей среды. Интеллектуальные технологии в эргономике и когнитивных науках. Сборник материалов всероссийской научно-практической онлайн-конференции с международным участием. Брянск, 2024. С. 24-27.

44. Jiao Z., Jia G., Cai Y. A new approach to oil spill detection that combines deep learning with unmannedaerial vehicles. Comput. Ind. Eng. 2019,135, 1300–1311.

45. Stockman G., Shapiro L.G. Computer Vision. In Computer Vision, 1st ed.; Prentice Hall PTR: Upper saddleriver, NJ, USA, 2001; pp. 72–89.

46. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on

Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA, 27–30 June 2016; pp. 770–778.

47. Howard A.G., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T.; Andreetto, M.; Adam, H. mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. Arxiv2017, arxiv: 1704.04861.

48. Venkatesan Ragav, Li Baoxin (2017-10-23). Convolutional Neural Networks in Visual Computing: A Concise Guide. CRC Press. ISBN 978-1-351-65032-8. Archived from the original on 2023-10-16. Retrieved 2020-12-13.

49. W. Du et al., "Review on the Applications of Deep Learning in the Analysis of Gastrointestinal Endoscopy Images," in IEEE Access, vol. 7, pp. 142053-142069, 2019, doi: 10.1109/ACCESS.2019.2944676.

50. Zhang Yingjie, Soon Hong Geok; Ye, Dongsun; Fuh, Jerry Ying Hsi; Zhu, Kunpeng (September 2020). "Powder-Bed Fusion Process Monitoring by Machine Vision With Hybrid Convolutional Neural Networks". IEEE Transactions on Industrial Informatics. 16 (9): 5769–5779. Doi:10.1109/TII.2019.2956078. ISSN 1941-0050. S2CID 213010088. Archived from the original on 2023-07-31. Retrieved 2023-08-12.

51. Chervyakov N.I., Lyakhov P.A., Deryabin M.A., Nagornov N.N., Valueva M.V., Valuev G.V. (September 2020). "Residue Number System-Based Solution for Reducing the Hardware Cost of a Convolutional Neural Network". Neurocomputing. 407: 439–453. Doi:10.1016/j.neucom.2020.04.018.

52. Howard W.R. (2007-02-20). "Pattern Recognition and Machine Learning". Kybernetes. 36 (2): 275. Doi:10.1108/03684920710743466.

53. Ту Дж., Гонсалес Р. Принципы распознавания образов / Пер. С англ.; Пол ред. Ю. И. Журавлева. М.: Мир, 1978. 411 с.

54. Васильева Д.В., Дворников С.В. Обоснование и выбор структуры форматов изображений для решения задач видового контроля при экологическом мониторинге. В сборнике докладов XXVIII Международной научной конференции «Волновая электроника и инфокоммуникационные системы», Санкт-Петербург, 2025. С. 100-104.

55. Дуда З., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен / Пер. С англ. – М.: Мир, 1976. – 511 с.

56. Васильева Д.В., Дворников С.С., Лифанова О.Н. Анализ результатов распознавания объектов экологического мониторинга. Математические методы и модели в высокотехнологичном производстве. Сборник тезисов докладов IV Международного форума. В 2-х частях. Санкт-Петербург, 2024. С. 163-165.

57. Васильева Д.В., Дворников С.С., Дворников С.В. Форматы представления данных для моделирования технических процессов обработки изображений. Радиофизика, фотоника и исследование свойств вещества. Тезисы докладов III Российской научной конференции. Омск, 2024. С. 85-87.

58. Буланов В. А., Волосатова Т. М. Программный комплекс предварительной обработки изображений для обнаружения и распознавания изображений // Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2014. № 4. С. 321-338. DOI 10.7463/0414.0707888.

59. Дворников С.В., Васильева Д.В., Маслова А.А. Вероятностная оценка помехозащищенности составных радиолиний передачи видео в условиях взаимных помех // Информатика и автоматизация. 2025. Т. 24. № 4. С. 1182-1205. DOI 10.15622/ia.24.4.

60. Abbasov I. B. Image Recognition in Agriculture and Landscape Protection // International Journal of Science and Research. 2020. Vol. 9, No. 12. P. 757-763. DOI 10.21275/SR201212144831.

61. Дворников С. В. Теоретические основы синтеза билинейных распределений. СПб.: Изд-во Политехн. Ун-та, 2007. 268 с. EDN: QMRKRH

62. Дворников С. В., Дворников С. С., Коноплев М. А. Алгоритм распознавания сигналов радиосвязи на основе симметрических матриц // Информационные технологии. 2010. № 9. С. 75-77. EDN MUSLAD.

63. Дворников С.В., Васильева Д.В. Нивелирование результатов обработки изображений в измерительных системах. Метрологическое

обеспечение инновационных технологий. Сборник статей VI Международного форума. Санкт-Петербург, 2024. С. 423-424.

64. Дворников С. В., Желнин С. Р., Медведев М. В. Метод формирования признаков распознавания сигналов диапазона декаметровых волн по их вейвлет-коэффициентам, рассчитанным на основе лифтинговой схемы // Информация и космос. 2006. № 2. С. 68-73. EDN KXAJJ.

65 Дворников С. В., Степынин Д. В., Дворников А. С., Букарева А. П. Формирование векторов признаков сигналов из вейвлет-коэффициентов их фреймовых преобразований // Информационные технологии. 2013. № 5. С. 46-49. EDN QAQWUF.

66. Васильева Д.В. Исследование чувствительности векторов признаков, сформированных на основе кратномасштабных преобразований обрабатываемых изображений. Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2024. Т. 27. № 3. С. 20-29.

67. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. (2009). "Anomaly detection: A survey". ACM Computing Surveys. 41 (3): 1–58. Doi:10.1145/1541880.1541882

68. Aljameel Sumayh S., Alomari Dorieh M., Alismail Shatha, Khawaher Fatimah, Alkhudhair Aljawharah A., Aljubran Fatimah, Alzannan Razan M. (August 2022). "An Anomaly Detection Model for Oil and Gas Pipelines Using Machine Learning". Computation. 10 (8): 138. Doi:10.3390/computation10080138.

69. Wang F., Liu Z., Zhou X., Li S., Yuan X., Zhang Y., Shao L., Zhang X. (INVITED) Oil and Gas Pipeline Leakage Recognition Based on Distributed Vibration and Temperature Information Fusion. Results Opt. 2021, 5, 100131.

70. Lu J., Yue J., Jiang C., Liang H., Zhu L. Feature extraction based on variational mode decomposition and support vector machine for natural gas pipeline leakage. Trans. Inst. Meas. Control 2020, 42, 759–769.

71. Xiao R., Hu Q., Li J. Leak detection of gas pipelines using acoustic signals based on wavelet transform and Support Vector Machine. Measurement 2019, 146, 479–489.

72. De Kerf T., Gladines J., Sels S., Vanlanduit S. Oil Spill Detection Using Machine Learning and Infrared Images. *Remote Sens.* 2020, 12, 4090.

73. A Convolutional Neural Network Based Solution for Pipeline Leak Detection (PDF). Available online: [https://www.researchgate.net/publication/337060339\\_A\\_Convolutional\\_Neural\\_Network\\_Based\\_Solution\\_for\\_Pipeline\\_Leak\\_Detection](https://www.researchgate.net/publication/337060339_A_Convolutional_Neural_Network_Based_Solution_for_Pipeline_Leak_Detection) (accessed on 30 March 2022).

74. Melo R.O., Costa M.G.F., Costa Filho, C.F.F. Applying convolutional neural networks to detect natural gas leaks in wellhead images. *IEEE Access* 2020, 8, 191775–191784.

75. Дворников С.В., Васильева Д.В. Повышение достоверности выявления аномалий на изображениях при формировании их векторов признаков в базисах вейвлетов // *Информатика и автоматизация.* 2024. Т. 23. № 6. С. 1698-1729.

76. Yifter T., Razoumny Yu., Lobanov V. Deep Transfer Learning of Satellite Imagery for Land Use and Land Cover Classification // *Informatics and Automation.* 2022. Vol. 21, No. 5. P. 963-982. DOI 10.15622/ia.21.5.5.

77. Васильева Д. В., Дворников С. В., Толстуха Ю. Е. [и др.] Формирование векторов признаков для систем // *Вопросы радиоэлектроники.* Серия: Техника телевидения. 2023. № 4. С. 62-68. EDN NZSBEJ.

78. Васильева Д.В. Алгоритм обнаружения загрязнений поверхности океана по результатам обработки изображений с систем видеонаблюдения. *Информационно-измерительные и управляющие системы.* 2024. Т. 22. № 4. С. 6-16.

79. Васильева Д.В., Дворников С.В. Структуризация первичных признаков изображений систем мониторинга окружающей среды. *Радиотехника.* 2024. Т. 88. № 8. С. 5-17.

80. Локтев Д. А. Определение геометрических параметров объекта с помощью анализа серии его изображений // *T-Comm: Телекоммуникации и транспорт.* 2015. Т. 9, № 5. С. 47-53.

81. Васильева Д.В., Дворников С.В., Дворников С.С. Многомасштабная сегментация изображений в решении задач обнаружения разливов нефтепродуктов на основе сверточных нейронных сетей // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2025. Т. 19. № 6. С. 16-24.

82. "The First Half-Tones". Library and Archives of Canada. Archived from the original on August 17, 2009. Retrieved September 17, 2007.

83. Panagiotis Antoniadis. How to Convert an RGB Image to a Grayscale. <https://www.baeldung.com/cs/convert-rgb-to-grayscale> (Свободный доступ на 14.06.2024).

84. Vasilyeva D. V., Dvornikov S. V., Yakushenko S. A., Dvornikov S. S. Automation of detection procedures based on the results of processing images from video surveillance systems // Математические методы и модели в высокотехнологичном производстве. Сборник тезисов докладов III Международного форума. В 2-х частях. Санкт-Петербург, 2023. Р. 157-158. EDN EZOJXC.

85. Сергеев В. П. Свойства дисперсии качественных признаков // Экономический вестник Ярославского университета. 2013. № 29. С. 53-63. EDN QIWLLB.

86. Дворников С. В., Сиверс М. А., Дворников А. С., Дворников С. С. Распознавание сигналов на основе вероятностной оценки дисперсии векторов их признаков // Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения. – 2020. № 3. С. 81-90. EDN JYVVPW.

87. Васильева Д.В., Селиванов С.В., Дворников С.С., Дворников С.В. Аналитический аппарат оценки энергетических параметров сигналов vsat. Математические методы и модели в высокотехнологичном производстве. Сборник тезисов докладов IV Международного форума. В 2-х частях. Санкт-Петербург, 2024. С. 204-206.

88. Григорьев А. Н., Дудин Е. А. Метод сокращения избыточности данных оптико-электронного дистанционного зондирования земли на основе реструктуризации полутоновых изображений // Оптический журнал. 2018.

Т. 85, № 10. С. 26-32. DOI 10.17586/1023-5086-2018-85-10-26-32. EDN YOZIPR.

89. Велигоша А. В., Малышко Н. Н., Струков Р. И. Применение искусственных нейронных сетей для снижения избыточности дискретного вейвлет-преобразования изображений // Теория и техника радиосвязи. 2020. – № 2. С. 5-12. EDN QVMKEW.

90. Дворников С.В., Васильева Д.В. Предложения по выбору вида вейвлета при формировании векторов признаков из кратномасштабных представлений видеоизображений. Завалишинские чтения'24. Сборник докладов XIX Международной конференции по электромеханике и робототехнике, посвященной 300-летию Российской академии наук. Санкт-Петербург, 2024. С. 38-42.

91. Аристов В. Преобразование Карунена Лоева как инструмент уменьшения избыточности сигнала при обнаружении движения малоразмерных целей // Sciences of Europe. 2016. № 2-2(2). С. 53-57. EDN ULUPPK.

92. Земцов А. Н. Сравнительный анализ методов компрессии на основе ортогональных разложений // Информационные технологии. Радиоэлектроника. Телекоммуникации. 2012. № 2-2. С. 160-164. EDN РЕВКАТ.

93. Чебачев В. О. Обработка сигналов в системах радиочастотной идентификации с помощью декоррелирующих преобразований // Вопросы радиоэлектроники. 2016. № 9. С. 35-40. EDN WJTJXR.

94. Бумагин А., Гондарь А., Стешенко В. [и др.] Характеристики декоррелирующих преобразований для задачи сжатия изображений // Компоненты и технологии. 2010. № 4(105). С. 113-116. EDN MTFYXV.

95. Bisgard James (2021). Analysis and Linear Algebra: The Singular Value Decomposition and Applications. Student Mathematical Library (1st ed.). AMS. ISBN 978-1-4704-6332-8.

96. Ahme Nasir, Natarajan T. Raj, Rao K.R. (1 January 1974). "Discrete Cosine Transform". IEEE Transactions on Computers. C-23 (1). IEEE Computer Society: 90–93. Doi:10.1109/T-C.1974.223784.

97. C. Loeffler, A. Ligtenberg and G. Moschytz. Practical Fast 1-D DCT Algorithms with 11 Multiplications // Proc. Int'l. Conf. On Acoustics, Speech, and Signal Processing 1989 (ICASSP '89), pp. 988—991.

98. Karhunen–Loeve transform (KLT) Archived 2016-11-28 at the Wayback Machine, Computer Image Processing and Analysis (E161) lectures, Harvey Mudd College.

99. Алексеев В. В., Закемовская Е. Ю. Сравнительный анализ результатов фильтрации дискретного косинусного и дискретного вейвлет-преобразований // Приборы. 2017. № 7(205). С. 31-35. EDN WPJNHG.

100. Велигоша А. В., Малышко Н. Н., Струков Р. И. Применение искусственных нейронных сетей для снижения избыточности дискретного вейвлет-преобразования изображений // Теория и техника радиосвязи. 2020. № 2. С. 5-12.

101. Блатов И. А., Герасимова Ю. А. Оценка эффективности применения быстрого дискретного сплайнового вейвлет-преобразования для ослабления коррелированности дискретно заданных данных // Вестник Воронежского государственного технического университета. 2015. Т. 11, № 5. С. 34-36. EDN VAUBJD.

102. Сай С. В., Зинкевич А. В., Фомина Е. С.. Сравнение дискретного косинус и вейвлет-преобразований в системах сжатия RAW-изображений // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46, № 6. С. 929-938. DOI 10.18287/2412-6179-CO-1094.

103. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets, SIAM 1992.

104. Charles K. Chui, An Introduction to Wavelets (Wavelet Analysis & Its Applications), (1992), Academic Press, San Diego, ISBN 0-12-174584-8

105. Семенов В. И., Чумаров С. Г. От конструирования вейвлетов на основе производных функции Гаусса к синтезу фильтров с конечной

импульсной характеристикой // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2024. Т. 24, № 2. С. 306-313. DOI 10.17586/2226-1494-2024-24-2-306-313. EDN KLQTXM.

106. Исаев Ю. Н. Конструирование биортогональных и комплексных вейвлет-базисов для обработки оптических изображений // Известия Томского политехнического университета. 2004. Т. 307, № 2. С. 34-40. EDN HPMQFT.

107. Умбиталиев А. А., Дворников С. В., Оков И. Н., Устинов А. А. Способ сжатия графических файлов методами вейвлет-преобразований // Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения. 2015. № 3. С. 100-106. EDN UMOIVJ.

108. Дворников С. В., Сауков А. М. Метод распознавания радиосигналов на основе вейвлет-пакетов // Научное приборостроение. 2004. Т. 14, № 1. С. 85-93. EDN HSQOSB.

109. Васильева Д.В., Дворников С.С., Дворников С.В., Якушенко С.А. Предложения по снижению уровня дисперсии в процедурах оценивания временных параметров сигналов. Метрологическое обеспечение инновационных технологий. Сборник статей VII Международного форума. Санкт-Петербург, 2025. С. 103-106.

110. Князев В. Н., Серикова Ю. И. Регуляризация обучения нейронов Махаланобиса при решении задач аутентификации в биокриптографических системах с протоколами квантового распределения ключей // Молодежь в науке: Новые аргументы: Сборник научных работ VIII Международного молодежного конкурса, Липецк, 30 марта 2018 года / Ответственный редактор А.В. Горбенко. Том Часть I. Липецк: Научное партнерство "Аргумент", 2018. С. 36-46. EDN XOCOVN.

111. Ли Д. В., Шевляков Г. Л., Шин В. И. Робастное оценивание коэффициента корреляции  $\varepsilon$ -загрязненных двумерных нормальных распределений // Автоматика и телемеханика. 2006. № 12. С. 86-105. EDN LUPTRV.

112. Sankhya A. "Reprint of: Mahalanobis, P.C. (1936) "On the Generalised Distance in Statistics."". 80 (1): 1–7. 2018-12-01. Doi: 10.1007/s13171-019-00164-5.

113. De Maesschalck R., Jouan-Rimbaud D., Massart D.L. (2000) The Mahalanobis distance. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems* 50:1–18.

114. Нарышкина О. Н., Светиков А. В., Шубин В. В. Распознавание цифровых сигналов при малых отношениях сигнал/шум // Вопросы атомной науки и техники. Серия: Математическое моделирование физических процессов. 2015. № 1. С. 76-85. EDN RYMZNB.

115. Белявский Г. И. Применение методов распознавания образов в научных исследованиях (анализ сигналов и диагностика): специальность 05.13.14: автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук Таганрог, 1994. 32 с. EDN ZKKAQX.

116. Дворников С.В., Васильева Д.В. Обоснование выбора исходных данных для решения задач обработки изображений на основе статистических показателей. Завалишинские чтения'25. Сборник докладов XX Международной конференции по электромеханике и робототехнике. Санкт-Петербург, 2025. С. 33-36.

117. Кузнецов М. В. Адаптивные методы цифровой обработки речевых и тональных сигналов в задачах обнаружения и распознавания: специальность 05.12.13 "Системы, сети и устройства телекоммуникаций": автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. Самара, 2003. 19 с. EDN NHLDUF.

118. Чан Х. Н., Подстригаев А. С., Нгуен Ч. Н, Иконенко Д. А. Оценка достоверности распознавания сигналов для алгоритма распознавания с детектированием на двух промежуточных частотах // Успехи современной радиоэлектроники. 2023. Т. 77, № 10. С. 70-79. DOI 10.18127/j20700784-202310-07. – EDN HFWGHB.

119. Корябкина И. В. Эффективные способы и средства описания изображений в задачах распознавания: специальность 05.13.17

"Теоретические основы информатики»: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Москва, 2006. 138 с. EDN NOIALD.

120. Дворников С. В., Васильева Д. В. Якушенко С. А. Повышение вероятности распознавания объектов мониторинга по результатам обработки изображений. В сборнике докладов XXVIII Международной научной конференции «Волновая электроника и инфокоммуникационные системы», Санкт-Петербург, 2025. С. 123-127.

121. Васильева Д.В., Дворников С.В. Результаты обоснования выбора показателей в задачах поиска объектов на изображениях. Радиотехнические, оптические и биотехнические системы. Устройства и методы обработки информации. Сборник докладов Шестой Всероссийской научной конференции. Санкт-Петербург, 2025. С. 76-78.

122. Сапаров А. Ю. Анализ и моделирование структуры растровых изображений рукописных математических формул с целью их автоматического распознавания: специальность 05.13.01 "Системный анализ, управление и обработка информации (по отраслям)»: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Ижевск, 2014. 168 с. EDN SVCMOR.

123. Патент РФ на изобретение № 2839560, 03.05.2025. Способ распознавания изображений // Патент России № 2839560. 2025. / Васильева Д.В., Дворников С.С., Погорелов А.А., Лапин С.П., Дворников С.В.

124. Патент РФ на изобретение № 2809021 С1, 06.12.2023. Способ распознавания сигналов // Патент России № 2809021. 2023. / Дворников С.С., Дворников С.В., Обрезков П.С., Гудков М.А., Дворников А.С., Васильева Д.В.

125. Патент РФ на полезную модель № 234284 С1, 26.05.2025. Способ распознавания изображений // Патент России № 234284. 2025. / Васильева Д.В. Дворников С.С, Дворников С.В.

126. Патент РФ на изобретение № 2842584 С1, 30.06.2025. Способ обнаружения разливов нефтепродуктов. Васильева Д.В., Дворников С.В., Дворников С.С.

127. Баянов Д. А. Метод построения информационных систем обработки оперативных данных экологического мониторинга: специальность 03.00.16: диссертация на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук. Краснодар, 2000. 151 с.

128. Мещерякова И. А. Методы обработки информации аэрокосмических спектрональных изображений при экологическом мониторинге: специальность 05.13.14: диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук. Москва, 2000. 142 с.

129. Сельвесюк Н. И., Веселов Ю. Г., Гайденков А. В., Островский А. С. Оценка характеристик обнаружения и распознавания объектов на изображении от специальных оптико-электронных систем наблюдения летного поля // Труды МАИ. 2018. № 103. С. 21.

130. Андриянов Н.А., Дементьев В.Е., Ташлинский А.Г. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана–Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей efficientdet // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46, № 1. С. 139-159. DOI: 10.18287/2412-6179-СО-922.

131. Дворников С. В. Метод обнаружения сигналов диапазона ВЧ на основе двухэтапного алгоритма принятия решения // Научное приборостроение. 2005. Т. 15, № 3. С. 114-119. EDN GYLGXA

132. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Сов. Радио, 1968. 504 с. EDN: UYZBXB

133. Миддлтон Д. Введение в статистическую теорию связи / Пер. С англ., под ред. Б.Р. Левина. М.: Сов. Радио, 1962. 782 с.

134. Хелстром К. Статистическая теория обнаружения сигналов / Пер. С англ. // Под ред. Ю. Б. Кобзарева. - М.: Изд-во иностранной литературы, 1963. - 478 с.

135. Черваков В. О., Жиронкин С. Б., Зубарев А. С. Показатели текущего качества статистических решений при их объединении в комплексных системах обнаружения и распознавания / В. О. Черваков // Успехи современной радиоэлектроники. 2016. № 11. С. 93-97. EDN XROVXL.

136. Савченко В. В. Решение проблемы ложных тревог в системах голосового управления на основе метода фонетического декодирования слов // Известия высших учебных заведений России. Радиоэлектроника. 2012. № 6. С. 11-18. EDN PХАЕJN.

137. Самойлин Е. А. Статистический синтез условно-оптимальных решающих правил при распознавании объектов на космических снимках Земли // Исследование Земли из космоса. 2009. № 2. С. 28-35. EDN JYJRFZ.

138. Кошелев В.И., Козлов Д.Н. Адаптивный алгоритм обнаружения маневрирующей цели. Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2014. № 1 С. 38-41.

# ПРИЛОЖЕНИЕ А. Патент на изобретение № 2842584







# ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Патент на изобретение № 2809021

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**ПАТЕНТ**

НА ИЗОБРЕТЕНИЕ  
**№ 2809021**

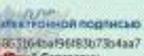
**Способ распознавания сигналов**

Патентообладатель: **Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения" (RU)**

Авторы: **Дворников Сергей Сергеевич (RU), Дворников Сергей Викторович (RU), Обрезков Павел Сергеевич (RU), Гудков Михаил Александрович (RU), Дворников Александр Сергеевич (RU), Васильева Дина Владимировна (RU)**

Заявка № **2023117573**  
Приоритет изобретения **04 июля 2023 г.**  
Дата государственной регистрации в Государственном реестре изобретений Российской Федерации **06 декабря 2023 г.**  
Срок действия исключительного права на изобретение истекает **04 июля 2043 г.**

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности

  
Ю. С. Zubov

документ подписан электронной подписью  
Сертификат: 4250600138C31040A948307304A7  
Благодарю: **Зубов Юрий Сергеевич**  
Действителен с: 2023.12.06 по 02.08.2024



## ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ООО НПП «НТТ»



Общество с ограниченной  
ответственностью  
Научно-производственное предприятие  
«Новые Технологии Телекоммуникаций»  
(ООО НПП «НТТ»)  
Софьи Ковалевской ул., д. 20, корп. 1,  
лит. А, пом. 22Н  
Санкт-Петербург, 195256  
тел./факс 8 (812) 244-33-16  
E-mail: [info-service@nppntt.ru](mailto:info-service@nppntt.ru)  
ОКПО 72406883, ОГРН 1047806004828  
ИНН/КПП 7804177339/780401001

Экз. № 1

УТВЕРЖДАЮ  
Директор ООО НПП «НТТ»  
В.Ю. Горовой  
«13» \_\_\_\_\_ 2026 г.



№ \_\_\_\_\_  
На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

### АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы

**Васильевой Дины Владимировны**

Комиссия в составе: председатель комиссии – начальник отдела перспективных исследований ООО НПП «НТТ» доктора технических наук, старшего научного сотрудника Агиевича Сергей Николаевича и членов комиссии – ведущего инженера-программиста отдела перспективных исследований ООО НПП «НТТ», кандидата технических наук Беспалова Вячеслава Леонидовича, инженера-программиста 2 категории отдела перспективных исследований, кандидата технических наук Гусельникова Андрея Станиславовича составила настоящий акт о том, что следующие результаты диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Васильевой Дины Владимировны:

методика и способы, обеспечивающие обнаружение разливов нефтепродуктов при диагностике акваторий морей и океанов;

алгоритм анализа данных для обнаружения аномалий обрабатываемых кадров изображения

используются в работе ООО НПП «НТТ» для решения задач обработки данных с беспилотных летательных аппаратов с целью своевременного выявления результатов техногенных катастроф, связанных с разливом нефтепродуктов в акватории морей и модернизации процесса экологического мониторинга на основе представленного алгоритма обнаружения аномалий на обрабатываемых фото и видео изображениях.

Необходимо отметить важность применения на практике, представленной в диссертации методики обнаружения и новых алгоритмов анализа для усовершенствования процессов экологического мониторинга. Кадры видового контроля, полученные от средств беспилотного наблюдения ООО НПП «НТТ» исследовались в лаборатории Кафедры радиотехнических систем ГУАП.

Решения, представленных в диссертационном исследовании задач, позволяют существенно повысить качество экологического мониторинга, улучшить точность обнаружения разливов нефтепродуктов при диагностике акваторий морей и океанов, снизить стоимость технологии дистанционного зондирования.

Акт рассмотрен на заседании научно-технического семинара в ООО НПП «НТТ», протокол № 2 от 13.01.2026 г.

Председатель комиссии

С.Н. Агиевич

Члены комиссии:

А.С. Гусельников

В.Л. Беспалов

«13» 01 2026 г.

# ПРИЛОЖЕНИЕ Е. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ФГБНУ «Аналитический центр»

Экз. \_\_\_\_



**МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО  
ОБРАЗОВАНИЯ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
(МИНОБРНАУКИ РОССИИ)**

**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
НАУЧНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ  
«ЭКСПЕРТНО-АНАЛИТИЧЕСКИЙ ЦЕНТР»  
(ФГБНУ «Аналитический центр»)**

Талалихина ул., д. 33, стр. 4, Москва, 109316  
Тел. (495) 663-20-13, факс (495) 663-24-27.  
mail@fgbnuac.ru

**УТВЕРЖДАЮ**  
Заместитель директора  
по научной работе  
ФГБНУ «Аналитический центр»



**А.О. Жуков**  
2025г.

№ \_\_\_\_\_  
На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

## **АКТ**

о реализации в ФГБНУ «Аналитический центр» результатов научных исследований **Васильевой Дины Владимировны**, полученных в рамках диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук

Комиссия в составе:

- председателя: — начальника научно-организационного отдела, д.т.н. В.С. Гедзюна;
- членов комиссии: — заместителя начальника научно-организационного отдела, к.т.н. В.О. Скрипачева;
- старшего научного сотрудника, к.т.н. А.И. Башкатова;
- старшего научного сотрудника, к.э.н. С.А. Хачатуряна.

составила настоящий акт о том, что результаты диссертационного исследования Васильевой Д.В.:

- методика и метод обнаружения, обеспечивающие повышение контрастности признакового пространства распознавания на 92 % для обнаружения разливов в акватории морей и океанов;
- алгоритм анализа данных для обнаружения аномалий обрабатываемых кадров изображения и метод обнаружения

реализованы в СЧ НИР «Авангард» (Аппараты-4) – АЦ – 2024 при моделировании своевременного предоставления информации ДЗЗ в том числе для выявления результатов техногенных катастроф, связанных с разливом нефтепродуктов в акватории морей и модернизации процесса экологического мониторинга на основе представленного алгоритма обнаружения аномалий на обрабатываемых фото и видео изображениях. Необходимо отметить важность применения на практике, представленной в диссертации методики обнаружения и новых алгоритмов анализа для усовершенствования процессов экологического мониторинга.

Применение результатов диссертационных исследований Васильевой Д.В. позволяет существенно повысить качество экологического мониторинга, улучшить точность обнаружения разливов нефтепродуктов при диагностике акваторий морей и океанов, снизить стоимость технологии дистанционного зондирования.

Акт о реализации результатов диссертационного исследования Васильевой Д.В. рассмотрен, обсужден и одобрен на заседании научно-технического совета ФГБНУ «Аналитический центр» (протокол от 02 июля 2025 г. № 7).

Председатель комиссии:



В.С. Гедзюн

Члены комиссии:



В.О. Скрипачев



А.И. Башкатов



С.А. Хачатурян

## ПРИЛОЖЕНИЕ Ж. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в ФГУП «ГосНИИП»

УТВЕРЖДАЮ

Генеральный директор  
ФГУП «ГосНИИП»  
кандидат технических наук  
С.А.Егоров  
«05» ноября 2025



АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы

Васильевой Дины Владимировны

«Модель и методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки изображений», представленной на соискание учёной степени кандидата технических наук по специальности 2.2.8 «Методы и приборы контроля и диагностики материалов, изделий, веществ и природной среды»

Комиссия в составе:

председателя комиссии:

– начальник 2 НИЦ, кандидат технических наук, старший научный сотрудник Чихонадских А.П.;

членов комиссии:

– начальник 21 лаборатории, кандидат технических наук Морозов Е.В.;

– научный сотрудник 211 сектора Жуков А.В.,  
подтверждает, что результаты диссертационных исследований Васильевой Дины Владимировны, а именно:

– разработка модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики;

- разработка методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающую повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базах вейвлетов;
- разработка методического обеспечения способа обнаружения разливов нефтепродуктов для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях,

использованных для модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, позволяет использовать кадры высокого разрешения в приборах и средствах экологического контроля, что увеличивает достоверность обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, а также более чем в 100 раз уменьшает объем передаваемых данных без существенной потери качества изображения, не используя высокопроизводительные каналы для доступа к базам данных пунктов удаленного экологического контроля.

Методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, основанная на повышении контрастности векторов признаков посредством их вторичной кратномасштабной обработки в базах вейвлетов, обеспечивает повышение контрастности признакового пространства распознавания в 1,92 раза, что увеличивает достоверность обнаружения на 92%.

Решения, представленных в диссертационном исследовании, задач позволяют существенно повысить качество экологического мониторинга, улучшить точность обнаружения разливов нефтепродуктов при диагностике акваторий морей и океанов, снизить стоимость технологии дистанционного зондирования.

Акт о внедрении результатов диссертационной работы заслушан и утвержден на заседании секции № «Д» научно-технического совета ФГУП «ГосНИИПП» (протокол № 59 от 05 ноября 2025 г.).

Начальник 2 центра  
кандидат технических наук  
старший научный сотрудник



Чихонадских А.П.

Начальник 21 лаборатории  
кандидат технических наук



Морозов Е.В.

Научный сотрудник



Жуков А.В.

**ПРИЛОЖЕНИЕ 3. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия»**



МИНИСТЕРСТВО ОБОРОНЫ  
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
(МИНОБОРОНЫ РОССИИ)  
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР  
ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ  
ВОЕННО-МОРСКОГО ФЛОТА,  
КОРАБЕЛЬНЫХ КОМПЛЕКСОВ И СРЕДСТВ  
ОБМЕНА ИНФОРМАЦИИ И РАЗВЕДКИ  
НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОГО  
ИНСТИТУТА ОСИС ВМФ  
ФЕДЕРАЛЬНОГО ГОСУДАРСТВЕННОГО  
КАЗЕННОГО ВОЕННОГО ОБРАЗОВАТЕЛЬНОГО  
УЧРЕЖДЕНИЯ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«ВОЕННЫЙ УЧЕБНО-НАУЧНЫЙ ЦЕНТР  
ВОЕННО-МОРСКОГО  
ФЛОТА «ВОЕННО-МОРСКАЯ АКАДЕМИЯ  
имени Адмирала Флота Советского Союза  
Н.Г. Кузнецова»  
198510 г. Санкт-Петербург, ул. Разводная, д. 17  
Факс. 8-(812)-450-50-79  
исх. № 237/31/44/15-21  
«14» ноября 2025 г.

Экз. № 2

УТВЕРЖДАЮ  
Начальник НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ  
и Р НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ  
«Военно-морская академия»  
А.Шермет  
«14» ноября 2025 г.

**АКТ**

о внедрении результатов диссертационного исследования  
Васильевой Дины Владимировны

Комиссия в составе председателя комиссии – начальника 1 управления кандидата технических наук Кудрина С.В., членов комиссии: научного сотрудника 33 отдела, кандидата технических наук Спиной О.Н. и старшего научного сотрудника 14 отдела, кандидата военных наук, снс Цыванюка В.А. составила настоящий АКТ о том, что в результате исследований, проведенных в диссертационной работе Васильевой Дины Владимировны на соискание ученой степени кандидата технических наук на тему «Модель и методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки изображений», были использованы в ходе выполнения плановой НИР «Волопас», а именно:

1. Модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики;

2. Методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, как аномалий в обрабатываемых изображениях, обеспечивающая повышение достоверности их обнаружения в результате вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов;

3. Методическое обеспечение способа обнаружения разливов нефтепродуктов для его реализации в приборах и средствах экологического контроля окружающей среды на основе выявления аномалий в обрабатываемых изображениях.

Использование результатов диссертационной работы соискателя ученой степени кандидата технических наук Васильевой Д.В. позволило:

сформировать предложения по практической реализации разработанной модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков непосредственно в технических средствах мониторинга воздушного или космического сегмента при решении задач обнаружения, в том числе, обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, что представляется возможным при достигнутом в работе значительном сокращении объема передаваемых данных без существенной потери качества изображения;

выработать подход к формированию общих технических требований к перспективным средствам мониторинга дальней морской зоны в части разработанной методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, обеспечивающей высокий показатель достоверности распознавания до 98 % при различных вариантах обстановки, связанных с изменением контрастности подстилающей поверхности;

усовершенствовать научно-методический аппарат обработки информации представлением признаков векторов в неканонических формах вейвлет-преобразований, а также применением гистограмм распределения яркости различных изображений с их последующей обработкой формирующей функцией Гаусса 1-го порядка.

Реализация, указанных выше научных результатов, полученных автором Васильевой Д.В., позволит существенно повысить достоверность обнаружения и точность распознавания объектов мониторинга в дальней морской зоне с задействованием носителей воздушного или космического сегментов.

Результаты диссертационных исследований, полученные Васильевой Д.В., заслушаны и обсуждены на заседании секции НТС НИЦ ТТ ВМФ и Р НИИ ОСИС ВМФ, протокол от «23» октября 2025 г. № 10. На заседании присутствовало 28 сотрудников, в том числе 4 доктора и 15 кандидатов технических наук – специалистов по теме диссертационного исследования.

Настоящий акт составлен в 3-х экземплярах.

**Председатель комиссии:**

начальник 1 управления НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р  
НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «ВМА»  
кандидат технических наук



С. Кудрин

**Члены комиссии:**

научный сотрудник НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р  
НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «ВМА»  
кандидат технических наук



О. Спигина

старший научный сотрудник 14 отдела НИЦ ТТ ВМФ, КК и СОИ и Р  
НИИ ОСИС ВМФ ВУНЦ ВМФ «ВМА»  
кандидат военных наук, старший научный сотрудник



В. Цыванюк

«17» октября 2025 г.

**ПРИЛОЖЕНИЕ И. Акт о внедрении результатов диссертационной работы в Федеральное государственное казенное военное образовательное учреждение высшего образования «Военная орденов Жукова и Ленина Краснознаменная академия связи имени Маршала Советского Союза С.М. Буденного» Министерства обороны Российской Федерации**

УТВЕРЖДАЮ  
Заместитель начальника  
Военной академии связи  
по связям с общественной работой  
А.Сапрыкин  
28 января 2026 г.



**АКТ**

реализации результатов диссертационного исследования на соискание ученой степени кандидата технических наук Васильевой Дины Владимировны

Комиссия в составе председателя – начальника отдела (организации научной работы и подготовки научно-педагогических кадров) кандидата технических наук, доцента Федосеева Д.О. и членов комиссии: начальника отделения (организации подготовки научно-педагогических кадров) кандидата технических наук Ждановой И.М.; помощника начальника отделения (организации подготовки научно-педагогических кадров) Хахамова А.П.; составила настоящий акт о том, что в результате исследований, проведенных в диссертационной работе Васильевой Дины Владимировны на соискание ученой степени кандидата технических наук на тему «Модель и методика контроля и диагностики разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов по результатам обработки изображений», разработана модель представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков, инвариантных к изменениям интенсивности светового фона подстилающей водной поверхности в приборах и средствах экологического контроля и диагностики, а также же методическое обеспечение способа обнаружения разливов нефтепродуктов при обработке кадров изображения.

Данные результаты диссертационной работы соискателя ученой степени кандидата технических наук Васильевой Д.В. используются в научно-исследовательской работе «Регион» и позволили:

сформировать предложения по практической реализации разработанной модели представления обрабатываемых изображений в виде векторов признаков непосредственно в технических средствах мониторинга экологического контроля воздушного сегмента и использовать кадры высокого разрешения при решении задач обнаружения, в том числе, обнаружения разливов нефтепродуктов в акваториях морей и океанов, что представляется возможным при достигнутом в работе значительном сокращении объема передаваемых данных без существенной потери качества изображения и не используя высокопроизводительные каналы для доступа к базам данных пунктов удаленного экологического контроля;

выработать подход к формированию общих технических требований к перспективным средствам мониторинга дальней морской зоны в части разработанной методики контроля и диагностики разливов нефтепродуктов, обеспечивающей высокий показатель достоверности распознавания до 98% при различных вариантах обстановки, связанных с изменением контрастности подстилающей поверхности;

усовершенствовать научно-методический аппарат обработки информации представлением признаков векторов в неканонических формах вейвлет-преобразований, а также применением гистограмм распределения яркости различных изображений с их последующей обработкой формирующей функцией Гаусса 1-го порядка.

Решения, представленных в диссертационном исследовании, задач позволяют существенно повысить качество экологического мониторинга, улучшить точность обнаружения разливов нефтепродуктов при диагностике акваторий морей и океанов, снизить стоимость технологии дистанционного зондирования.

Комиссия свидетельствует, что материалы диссертационной работы, касающиеся вышеуказанных вопросов, научно обоснованы, обладают теоретической значимостью и имеют практическую направленность.

Председатель комиссии:

Д.Федосеев

Члены комиссии:

И.Жданова

А.Хахамов

# ПРИЛОЖЕНИЕ К. Акт внедрения результатов диссертационной работы Васильевой Дины Владимировны в ГУАП



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования  
«Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения»  
(ГУАП)

№ \_\_\_\_\_ УТВЕРЖДАЮ  
Санкт-Петербург Проректор по образовательным  
технологиям и инновационной деятельности

Солёный С.В.  
«05» \_\_\_\_\_ 2025 г.



## АКТ ВНЕДРЕНИЯ результатов диссертационной работы старшего преподавателя кафедры радиотехнических систем Васильевой Дины Владимировны

Комиссия в составе:

председателя: директора института радиотехники и инфокоммуникационных технологий  
ГУАП Бестугина А.Р., доктора технических наук, профессора;

членов комиссии:

Бакшеевой Ю.В., и.о. заведующего кафедрой радиотехнических систем, к.т.н.;

Марковской Н.В., ответственного по методической работе института радиотехники и  
инфокоммуникационных технологий ГУАП, к.т.н, доцента,

составила настоящий акт о том, что в учебный процесс для направления подготовки 11.03.01  
«Радиотехника» в дисциплину «Цифровая обработка сигналов» была внедрена методика  
контроля и обнаружения аномалий в обрабатываемых изображениях, в результате вторичной  
кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов.

Методика, основанная на повышении контрастности векторов признаков посредством  
их вторичной кратномасштабной обработки в базисах вейвлетов, позволяет получить  
векторы признаков, обеспечивающие повышение контрастности признакового пространства  
распознавания в 1,92 раза. Алгоритм обработки информации представлением признаковых  
векторов в неканонических формах вейвлет-преобразований, а также применением  
гистограмм распределения яркости различных изображений с их последующей обработкой  
формирующей функцией Гаусса 1-го порядка, позволяет повысить достоверное  
распознавание с 0,95 до 0,98 и позволит обнаруживать аномалии в 3,3 раза меньшего размера  
с той же вероятностью идентификации.

Председатель комиссии

Члены комиссии:

А.Р. Бестугин

Ю.В. Бакшеева

Н.В. Марковская

Санкт-Петербург 2025