

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский
университет информационных технологий, механики и оптики»

На правах рукописи

Сивачев

Сивачев Алексей Вячеславович

**МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ ОБНАРУЖЕНИЯ
ВСТРОЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ В ВЕЙВЛЕТ ОБЛАСТИ
НЕПОДВИЖНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ПОМОЩИ МАШИННОГО
ОБУЧЕНИЯ**

05.13.19 – Методы и системы защиты информации, информационная
безопасность

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель:

д.т.н., профессор

Коробейников Анатолий Григорьевич

Санкт-Петербург – 2018

Содержание

ТЕРМИНЫ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ	4
ВВЕДЕНИЕ.....	5
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ.....	12
1.1. Введение в предметную область	12
1.2. Анализ существующих методов встраивания информации в неподвижные изображения.....	15
1.3. Анализ существующих методов стеганодетектирования для неподвижных изображений	26
1.4. Требования к системам стеганодетектирования.....	32
1.5. Защита информации с помощью методов стеганодетектирования	34
1.6. Выводы	35
ГЛАВА 2. АНАЛИЗ ХАРАКТЕРИСТИК НЕПОДВИЖНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ И ЭФФЕКТИВНОСТИ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ	36
2.1. Моделирование встраивания информации в вейвлет область неподвижного изображения.....	36
2.2. Методика оценки и сравнения эффективности методов стеганодетектирования	41
2.3. Эффективность существующих статистических методов стеганодетектирования	50
2.4. Эффективность существующих методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения.....	51
2.5. Анализ характеристик неподвижного изображения	64
2.6. Выводы	78
ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА СПОСОБОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ ПРИ ОБНАРУЖЕНИИ ВСТРОЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ В ВЕЙВЛЕТ ОБЛАСТИ НЕПОДВИЖНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	80
3.1. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения путем использования особенностей вейвлет преобразования.....	80

3.2. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения путем использования влияния встраивания информации в вейвлет область изображения на определенные параметры частотной области изображения.....	100
3.3. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения основанный на использования сходства характеристик между изображением и низкочастотной LL областью вейвлет области изображения.....	111
3.4. Выводы.....	119
ГЛАВА 4. КОМБИНИРОВАННОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ СПОСОБОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ	120
4.1. Метод стеганодетектирования основанный на комбинированном применении разработанных методов повышение эффективности стеганодетектирования.....	120
4.2. Выводы.....	128
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	129
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	132

ТЕРМИНЫ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ

Стеганография – это наука о скрытой передаче информации посредством сокрытия самого факта передачи информации.

Сообщение – скрытно передаваемая информация.

Контейнер (стеганоконтейнер) – информация, в которую встраивается тайное сообщение.

Неподвижное изображение – изображение, которое не меняется [109].

Стеганографическая связь (стегосвязь) – скрытый обмен сообщениями за счет их встраивания в другую информацию, передаваемую по системе связи.

Стеганографическая система (стеганосистема) – совокупность средств и методов, которые используются для формирования скрытого канала передачи информации.

Канал стеганографической связи (стеганоканал) – объединение методов и средств, используемых для создания определенного рода стегосвязи между абонентами.

Пропускная способность стеганосистемы (стеганоканала) – максимальное количество сообщений (информации), которое может передать стегосистема за единицу времени.

Стеганографический анализ (стеганоанализ) – раздел криптологии о методах обнаружения стеганографического канала (вскрытия факта передачи сообщения), а также о способах извлечения, разрушения и подмены скрытого сообщения.

Стеганодетектирование – процесс выявления наличия встроенного сообщения в контейнере.

Встраивание информации – внедрение передаваемого сообщения в контейнер с помощью стеганографии [1,2].

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В настоящее время существует достаточно большое количество программ, общедоступных через сеть Интернет, позволяющих скрыть желаемую информацию с помощью стеганографии. Доступность использования стеганографии привела к тому, что данная наука на сегодняшний день активно применяется преступными группами, террористическими или иностранными разведывательными организациями для скрытой передачи информации. Таким образом, существует проблема противоправного использования стеганографии. На сегодняшний день известны десятки методов, позволяющих встраивать информацию в текстовые, графические, звуковые и другие компьютерные файлы. Таким образом, для предотвращения противоправного использования стеганографии параллельно с ней развивается направление стеганодетектирования, которое направлено на выявление факта встраивания информации в контейнер. В настоящей диссертационной работе в качестве контейнера рассматриваются неподвижные изображения. С одной стороны, такие изображения интересны в качестве контейнера в связи со сравнительной простотой встраивания информации и наличием большого количество разработанных методов встраивания информации. С другой стороны, такие изображения интересны в связи с большим количеством ежедневно обрабатываемых изображений, в потоке которых можно скрыть изображение со встроенной информацией.

Диссертационная работа ориентирована на повышение эффективности обнаружения факта встраивания информации в вейвлет область (область дискретного вейвлет преобразования) изображения с помощью методов машинного обучения. Данный способ встраивания информации в настоящее время является одним из наиболее перспективных с точки зрения обеспечения высокой скрытности передаваемой информации. Факторы низкой эффективности обнаружения факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений,

присущей известным методам стеганодетектирования, и необходимости существенного повышения этой эффективности в современных системах стеганоанализа обосновывают **актуальность** выбранной темы диссертации.

Степень разработанности темы. В работе рассмотрено множество различных методов встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений с помощью стеганографии, которые в разное время предлагались различными авторами, в частности, следующими: Han-Yang Lo, Sanjeev Topiwala, Joyce Wang, I. Badescu, C. Dumitrescu, Barnali Gupta Banik, Samir K. Bandyopadhyay, Dhanraj. R. Dhotre, S.Jayasudha, Della Baby, Jitha Thomas , Gisny Augustine , Elsa George , Neenu Rosia Michael, Nicky Saxena, Gaurav Agrawal, Linta Joseph, Нума Joy и другими.

Для выявления информации, встроенной в неподвижных изображениях, существует множество различных методов стеганодетектирования, способы повышения эффективности которых разрабатывались в данной работе. Авторами этих методов, в частности, являются: M. Abolghasemi, H. Aghaeinia, K. Faez, Saeid Fazli, Maryam Zolfaghari-Nejad, Yun Q. Shi, Guorong Xuan, Chengyun Yang, Jianjiong Gao, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Dekun Zou, Hany Farid, Chunhua Chen, Wen Chen, Mohammad Ali Mehrabi, Hassan Aghaeinia, Gireesh Kumar T, Jithin R, Deera D Shankar и другие.

Также в диссертационной работе учтены результаты, полученные рядом отечественных авторов, в частности: Грибунина В.Г., Туринцева И.В., Молдовяна Н.А., Молдовяна А.А., Коржика В.И., Г. Ф. Кохановича и других.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений. Для достижения поставленной цели решена **научная задача**, заключающаяся в разработке способов повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений на основе машинного обучения и

создании метода стеганодетектирования, имеющего более высокую эффективность обнаружения факта встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений по сравнению с существующими методами. Научная задача декомпозируется на следующие частные задачи:

- анализ существующих методов стеганографии для встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений;
- определение методик оценки эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в неподвижные изображения;
- анализ эффективности существующих методов стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений и определение причин, приводящих к невозможности однозначно обнаружить факт подобного встраивания;
- разработка способов повышения эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений, основанных на использовании машинного обучения;
- разработка метода стеганодетектирования, обеспечивающего более высокую эффективность обнаружения встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений по сравнению с существующими методами.

Научная новизна результатов работы заключается в следующем:

- разработанные способы повышения эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений отличаются от существующих тем, что они основаны, во-первых, на использовании взаимосвязи между параметрами областей коэффициентов, полученных с использованием различных вейвлетов, и параметрами областей коэффициентов, полученных в результате одно- и двумерного вейвлет преобразования, во-вторых, на использовании определенных коэффициентов частотной области изображения, получаемой в результате дискретного косинусного (синусного) преобразования изображения, значения

которых значительно изменяются при встраивании информации в вейвлет область изображения, и в-третьих, на использовании высокой степени сходства характеристик оригинального изображения и низкочастотной LL области, которая позволяет использовать подходы стеганодетектирования пространственной области для анализа низкочастотной LL области коэффициентов;

- разработанный метод стеганодетектирования отличается от существующих тем, что он основан на использовании предложенных в диссертационной работе способов повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений, что обеспечивает более высокую эффективность обнаружения встроенной информации в областях коэффициентов LL, LH и HL вейвлет области изображения по сравнению с существующими методами стеганодетектирования.

Теоретическая и практическая значимость. Разработанные способы повышения эффективности стеганодетектирования могут быть использованы для повышения вероятности обнаружения встроенной информации в неподвижных изображениях. Разработанный в данной работе метод стеганодетектирования, основанный на использовании предложенных в работе способов, обладает более высокой эффективностью обнаружения встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений, что позволяет снизить вероятность реализации риска её несанкционированной утечки по каналам, основанным на встраивании информации в данную область неподвижных изображений. Использование методов стеганодетектирования, исследуемых в данной работе, в системах защиты информации, позволяет противодействовать скрытым каналам передачи информации, основанным на встраивании информации в вейвлет область неподвижных изображений.

Методология и методы исследования. В работе использовались методы теоретического, а также эмпирического исследования, аппарат вычислительной математики, аппарат и методы машинного обучения, методы системного анализа и методы проектирования и программирования.

Объектом исследования являются неподвижные изображения, содержащие встроенную с помощью стеганографии информацию в вейвлет области, которые выступают в качестве стеганоконтейнеров.

Предметом исследования являются способы повышения эффективности методов стеганодетектирования для обнаружения факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений.

Основные положения диссертации, выносимые на защиту:

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в коэффициентах LH и HL областей вейвлет области изображения за счет использования особенностей вейвлет преобразования, в частности, взаимосвязи параметров областей коэффициентов, полученных с использованием различных вейвлетов, а также взаимосвязи параметров областей коэффициентов одно- и двумерного вейвлет преобразования;

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в коэффициентах LH и HL областей вейвлет области изображения за счет использования особенностей определенных коэффициентов частотной области изображения;

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в коэффициентах LL области вейвлет области изображения за счет использования высокой схожести LL области и исходного изображения;

- метод стеганодетектирования, основанный на комбинированном использовании предложенных способов повышения эффективности стеганодетектирования, обеспечивающий более высокую эффективность обнаружения встроенной информации в вейвлет области изображения по сравнению с существующими методами.

Обоснованность и достоверность результатов диссертации обеспечивается использованием апробированного математического аппарата, экспериментальной

проверкой полученных результатов и представлением основных результатов диссертации в докладах на научных конференциях.

Апробация результатов. Результаты исследования докладывались на:

- Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Информационные технологии в профессиональной деятельности и научной работе», Йошкар-Ола 2014.

- II Всероссийском студенческом форуме «Инженерные кадры – будущее инновационной экономики России», 2016.

- X Санкт-Петербургской межрегиональной конференции «**Информационная безопасность регионов России (ИБРР-2017)**», 2017.

- IV, V, VI Конгрессе молодых ученых, Санкт-Петербург 2015-2017.

Публикации по теме диссертации. По материалам диссертационного исследования были опубликованы 12 работ, из них 6 работ в журналах, входящих в перечень ВАК, и одна работа в журнале, индексируемом в Scopus.

Внедрение результатов работы:

- Санкт-Петербургский филиал Института Земного магнетизма, ионосферы и распространения радиоволн им. Н.В.Пушкова РАН.

- АО «Научно-производственное объединение «Импульс».

- СПб НИУ ИТМО, учебная дисциплина «Стеганографические методы защиты информации».

Структура диссертации состоит из введения, четырех глав и заключения. **Общий объем диссертации** составляет 142 страниц. В диссертации насчитывается 56 рисунков и 9 таблиц.

В первой главе диссертации проведен анализ текущего положения дел в области стеганография, существующих методов встраивания информации в различные виды контейнеров и существующих методов стеганодетектирования для обнаружения встроенной информации. Также в данной главе определена взаимосвязь между эффективностью методов стеганоанализа и величиной риска

несанкционированной утечки информации.

Во второй главе в начале описываются методики оценки эффективности методов стеганодетектирования. Также в данной главе проведен анализ характеристик неподвижного изображения и влияния встраивания информации в вейвлет область изображения на данное изображения. Также в данной главе проводится анализ эффективности современных методов стеганодетектирования при обнаружении встраивания в вейвлет область изображения при равных условиях и делаются выводы о причинах их недостаточной эффективности.

Третья глава диссертации посвящена основным результатам проведенных исследований, которые составляют несколько разработанных способов повышения эффективности обнаружения встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений. Данные способы основаны на особенностях вейвлет преобразования, анализе влияния встраивания информации в вейвлет область на частотную область изображения, а также на особенностях низко частотной области вейвлет области изображения.

В четвертой главе диссертации представлен итоговый результат проведенного исследования, заключающийся в разработанном методе стеганодетектирования, основанном на комбинированном использовании предложенных в третьей главе способов повышения эффективности обнаружения встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображения.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

В данной главе:

- проводится обзор текущего состояния дел в области стеганографии и областей использования стеганографии;
- проводится анализ возможных типов контейнеров, которые могут быть использованы для скрытия информации с помощью стеганографии, и определение наиболее популярных типов контейнеров;
- проводится анализ существующих методов встраивания информации для определения основных способов встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений;
- проводится анализ существующих методов стеганодетектирования и их эффективности (по данным авторов) для определения основных способов обнаружения встроенной информации в неподвижных изображениях.

1.1. Введение в предметную область

Значительное развитие компьютерной техники и компьютерных сетей в конце 20-го – начале 21-го века привело к росту объемов передаваемой информации [87], что создало условия для активного развития направления цифровой стеганографии, использующей компьютерные файлы для встраивания информации [105].

Основной целью стеганографии является скрытая передача информации. Первые упоминания об использовании скрытой передачи информации встречаются еще в трудах авторов из Древней Греции, например, Геродота, и датируются 5 веком до нашей эры [80].

В последующие века стеганография активно использовалась при необходимости скрытой передачи информации. Например, в 17 веке в Бордо был арестован францисканский монах Берто, являвшийся агентом кардинала Мазарини. Восставшие разрешили Берто написать письмо знакомому священнику в город Блэй. В конце этого письма религиозного содержания, монах сделал приписку, на которую никто не обратил внимание: "Посылаю Вам глазную мазь; натрите ею глаза и Вы будете лучше видеть". Так он сумел переслать не только скрытое сообщение, но и указал способ его обнаружения [70]. Или, например, стеганографические методы активно использовались в годы гражданской войны между южанами и северянами. Так, в 1779 году два агента северян Сэмюэль Вудхулл и Роберт Тоунсенд передавали информацию Джорджу Вашингтону с использованием специальных чернил [3].

В современном мире стеганография используется для передачи информации между людьми, занимающимися терроризмом [4, 7, 97]. В частности, согласно газете *New York Post* террористы используют стеганографию для скрытной передачи информации через различные интернет ресурсы [5]. Также стеганография применяется и в ряде других задач [63]. Большое количество различных ученых занимается вопросами встраивания информации в различные виды контейнеров с помощью стеганографии, а также вопросами обнаружения такого встраивания [16, 68, 69, 78, 108]. На сегодняшний день разработано большое количество стеганографических средств [102]. Количество доступных стеганографических инструментов, которые могут быть использованы для организации скрытой передачи информации, за десять лет (с 2002 по 2012) выросло более чем в 5 раз [6]. По сообщениям федерального бюро расследований США стеганография также активно используется в шпионской деятельности [8,9] – на сайте ФБР даже приведены примеры изображений, использующихся для данной цели [10].

В качестве контейнера для скрытой передачи информации может использоваться практически любая другая информация [103а]:

- текст;

- изображение;
- аудио;
- видео;
- другая.

Для каждого потенциального типа контейнера существуют различные методы встраивания информации [81, 67, 82, 83, 92, 106], специфичные для каждого конкретного типа контейнера.

Одним из наиболее распространённых видов медиа контента в сети Интернет являются неподвижные цифровые изображения. Например, согласно данным компании Pingdom [11] в 2012 году в социальную сеть facebook загружалось более 300 миллионов изображений каждый день, а в сервис instagram загружалось более 5 миллионов изображений за день (58 изображений в секунду). За прошедшее с 2012 года время количество ежедневно загружаемых изображений выросло в разы, например, на сегодняшний день каждую секунду в Instagram загружается более 812 изображений [12] или около 70 миллионов изображений каждый день. По статистике в среднем интернет страница на сегодняшний день содержит более 40 изображений [13].

Под неподвижными изображениями (static image) понимаются изображения, которые не изменяются, то есть изображают одно и то же в любой момент времени[109].

С точки зрения стеганографии неподвижные изображения удобны в качестве контейнера [110, 111] по следующим причинам:

- обладают большим размером потенциальной полезной нагрузки;
- обладают областями с шумоподобной структурой (например, плоскость наименьших значащих бит);
- разработано большое количество методов скрытия информации в данном виде контейнеров;
- широко распространены (как уже отмечено выше).

Таким образом, на сегодняшний день использование стеганографии в противоправной деятельности со стороны террористических, преступных и разведывательных организаций вынуждает предпринимать меры для обнаружения противоправного использования стеганографии и противодействия ее использованию. В данной работе мы сосредоточимся на обнаружении информации встроенной с помощью стеганографии в неподвижные цифровые изображения [107]. Так как такие изображения являются одним из наиболее используемых видов контейнеров [95] в силу своей распространенности и удобства использования в качестве стенографического контейнера.

1.2. Анализ существующих методов встраивания информации в неподвижные изображения

Для того чтобы эффективно обнаруживать наличие встроенной информации в неподвижных изображениях, которые мы рассматриваем в качестве контейнера, необходимо проанализировать существующие методы встраивания информации в данные изображения.

К методам встраивания информации предъявляются следующие требования [68]:

- **Скрытность.** Встраивание сообщения в контейнер не должно приводить к возникновению заметных искажений в контейнере. Особенно важно отсутствие визуально заметных искажений, так как наличие заметных невооруженным взглядом искажений в контейнере мгновенно вызовет подозрение со стороны противника.
- **Устойчивость.** Встроенное сообщение должно быть устойчиво к различным внешним воздействиям, которым может подвергнуться контейнер в процессе его обработки. Особенно это актуально, если стеганография применяется вместе с криптографией, то есть

встраиваемая информация шифруется, и искажение даже незначительного количества бит встроенного сообщения может привести к тому, что сообщение будет невозможно расшифровать и узнать его содержимое.

- Защищенность от целенаправленного разрушения встроенной информации. Кроме пассивного противодействия скрытой передаче информации, когда противник пытается обнаружить факт встраивания информации в конкретный контейнер и пресечь его передачу, существует методы активного противодействия скрытой передаче информации, когда противник может подвергать все передаваемые контейнеры различным видам обработки, чтобы разрушить потенциально имеющееся в данном контейнере сообщение. Соответственно необходимо, чтобы встроенное сообщение было защищено от подобного противодействия.
- Известность. Метод встраивания информации должен быть известен, так как в стеганографии, также как в криптографии, знание противником алгоритма встраивания (шифрования информации) не должно приводить к возможности обнаружения (дешифрования) данной информации. Например, некоторые форматы файлов допускают добавление в конец файла любой дополнительной информации без вреда для считывания такого файла, что позволяет встроить туда сообщение. С другой стороны, формат файла хорошо известен и зная формат файла противник сможет без труда проанализировать его структуру на предмет наличия в нем встроенной информации и обнаружить наличие встроенной информации.
- Простота реализации. С точки зрения практического использования стеганографии для организации скрытой передачи информации желательно, чтобы метод встраивания был легко реализуем и не требовал специализированного оборудования. Данное требование особенно актуально, если имеет место заметное противодействие противника.

На сегодняшний день существует большое количество методов встраивания информации в цифровые изображения, которые могут быть классифицированы по следующим признакам [16].

- по способу выбора контейнера:
 - суррогатные (без выбора) – методы встраивания информации, для которых может применяться любой контейнер;
 - селективные – методы встраивания информации, для которых выбирается критерий, удовлетворяющий определенным требованиям;
 - конструирующие – метод встраивания информации, который для встраивания информации не использует выбранный контейнер, а создает контейнер, содержащий встроенную информацию.
- по типу организации контейнера:
 - систематические – контейнеры, в которых четко определены области в которых находятся встроенное сообщение и области в которых находится маскирующее данное сообщение информация;
 - несистематические – контейнеры, в которых нет четкого разделения между областями, содержащими скрытое сообщение, и областями, содержащими информацию, скрывающую скрытое сообщение.
- по области встраивания:
 - пространственная область – методы, встраивающие сообщение в значения пикселей изображения, основанные, как правило, на информационной избыточности в изображении и возможности замены младших бит пикселей изображения на биты сообщения;
 - частотная область – методы, встраивающие сообщение в коэффициенты, полученные посредством дискретного косинусного преобразования (ДКП) изображения. Свою популярность получили вместе с распространением формата JPEG, который использует ДКП для сжатия изображения.

- вейвлет коэффициенты – сравнительно новый тип методов встраивания информации, основанный на встраивании информации в коэффициенты, полученные при дискретном вейвлет преобразовании (ДВП) изображения. Данные методы начали активно развиваться вместе с началом распространения формата JPEG2000, использующего ДВП для сжатия изображений;
- прочее – различные специфичные методы встраивания информации в неподвижные изображения, например, существует метод встраивания информации в индексированные изображения, который основан на встраивании информации в палитру изображения.

Одним из перспективных направлений стеганографии на сегодняшний день является скрытие информации за счет ее встраивания в вейвлет область неподвижного изображения. Проблема встраивания в пространственную область заключается в том, что встроенная данными методами информация имеет низкую устойчивость к методам сжатия с потерями (как правило, практически полностью теряется даже при минимальном сжатии), которые крайне широко применяются в таких распространенных форматах как JPEG и JPEG2000 [88]. Преимущество же методов скрытия информации в области ДВП по сравнению с методами встраивания в частотную область, получаемую посредством ДКП в том, что формат JPEG 2000, использующий ДВП, имеет ряд преимуществ по сравнению с форматом JPEG [15]:

- обеспечивает лучшее качество изображения при одинаковом получаемом размере файла;
- более качественное сжатие изображения за счет использования ДВП и более сложного энтропийного кодирования;
- бесшовное сжатие изображения, по сравнению с форматом JPEG, который разбивает изображение на блоки, что приводит к образованию швов между блоками при большой степени сжатия.

Для оценки качества изображений, получаемых при использовании JPEG и JPEG 2000 на рисунке 1 представлены оригинальное изображение (формат BMP), а также сжатые изображения до одинакового объема в байтах с использованием форматов JPEG (4250 байт) и JPEG2000 (4219 байт).



а)



б)



в)

Рисунок 1. Изображение, сохраненное в формате: а) BMP (размер файла 66 614 байт), б) JPEG (размер файла 5241 байт), в) JPEG 2000 (размер файла 5186 байт)

На рисунке 2 приведено оригинальное изображение (рис. 2а). А также изображения, содержащие встроенную информацию в: пространственной области (рис. 2б), области дискретно-косинусного преобразования (рис. 2г) и области дискретного вейвлет преобразования (рис. 2д). Как можно видеть по приведенным изображениям заметной визуальной разницы между изображениями не видно.



а)



б)



в)



г)

Рисунок 2. Изображение: а) оригинальное (не содержит встроенной информации), б) со встроенной информацией в пространственной области, в) со встроенной информацией в области дискретного косинусного преобразования, г) со встроенной информацией в области дискретного вейвлет преобразования

В рамках данной работы будет рассматриваться один из наиболее актуальных способов встраивания, основанный на встраивании в коэффициенты, получаемые при ДВП изображения.

В результате ДВП изображения [86] получается не просто набор коэффициентов (например, пикселей, как в случае с пространственной областью), а пара областей: область низкочастотных коэффициентов и область высокочастотных коэффициентов. В каждую из данных областей может быть произведено встраивание. Более того, когда речь идет об использовании ДВП изображения обычно имеется в виду двумерное ДВП, когда ДВП сначала выполняется для строк пикселей изображения, а затем для полученных областей низкочастотных и высокочастотных коэффициентов данное преобразование выполняется по столбцам. На рисунке 3 представлено оригинальное изображения, а также области коэффициентов, получаемые в результате ДВП изображения.

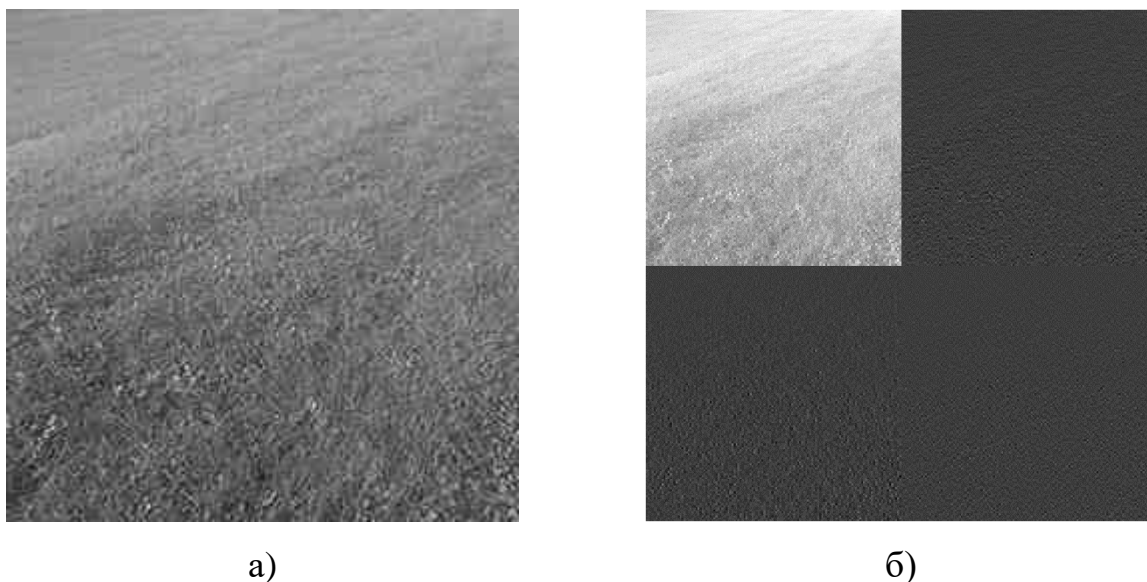


Рисунок 3. Изображение а) оригинальное, б) после применения 2-х мерного ДВП.

Области коэффициентов, представленные на рисунке 3б могут быть разделены на высокочастотные и низкочастотные:

- область низкочастотных коэффициентов LL (находится на рисунке 3б в левом верхнем углу);
- область высокочастотных коэффициентов HL (находится на рисунке 3б в правом верхнем углу);
- область высокочастотных коэффициентов LH (находится на рисунке 3б в левом нижнем углу);
- область высокочастотных коэффициентов HH (находится на рисунке 3б в правом нижнем углу).

Одно из первых упоминаний встраивания информации в коэффициенты, получаемые при ДВП изображения, встречается в работе [14]. В данной работе описан один из самых первых методов встраивания информации в коэффициенты вейвлет области изображения.

Все методы встраивания в коэффициенты вейвлет области изображения, что очевидно, основаны на использовании вейвлет преобразования для встраивания информации, но каждый из методов встраивания имеет свои особенности. Различия между методами может заключаться в:

- используемой для встраивания области коэффициентов (LL, LH, HL, HH), получаемой в результате ДВП изображения;
- вейвлете, который используется для ДВП изображения;
- специфике механизма встраивания;
- прочее.

В таблице 1 перечислены основные методы встраивания информации в вейвлет область изображения с указанием их основных особенностей.

Таблица 1. Методы встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений.

Название метода	Год	Вид разложения	Область встраивания	Примечание
Han-Yang Lo, Sanjeev Topiwala, Joyce Wang [14]	1998	ДВП, вейвлет Хаара	-	Одно из первых описаний метода встраивания информации в область ДВП изображения
I. Badescu, C. Dumitrescu [18]	2014	1 уровневое ДВП, вейвлет Хаара	LH, HL, HH	Встраивание в область ДВП изображения другого изображения, содержащего в себе встроенную информацию
Barnali Gupta Banik, Samir K. Bandyopadhyay [19]	2013	2-х уровневое ДВП, вейвлет Хаара	LH, HL	Встраивание случайного числа, если бит сообщения равен 0
Parul, Manju, Harish Rohil [20]	2014	1 уровневое ДВП	HL, LH, HH	Встраивание изображения, предварительно обработанного преобразование Арнольда

S.Jayasudha [21]	2013	1 уровневое ИВП блоками 8x8, вейвлет Хаара	LL, HL, LH, HH	Встраивание несколько последних бит
Dhanraj. R. Dhotre [22]	2012	3 уровневое ИВП, вейвлет Хаара	HL, LH, HH	
Della Baby, Jitha Thomas , Gisny Augustine , Elsa George , Neenu Rosia Michael [23]	2014	N уровневое ДВП, вейвлет Хаара	LL, HL, LH, HH	
Nicky Saxena, Gaurav Agrawal [24]	2016	1 уровневое ДВП	HH(red), HL(red)	Использование ДКП на областях, полученных в результате ДВП
Amritha G., Meethu Varkey [25]	2013	1 уровневое ДВП	HH	Встраивание происходит в определенный Region of interest (ROI)
Anuradha Goswami, Sarika Khandelwal [26]	2016	2 уровневое ДВП	HH	Второй уровень ДВП применяется к каждой плоскости LL, HL, LH, HH полученной при первом уровне ДВП.
M. Vijay, V. Vignesh Kumar [27]	2014	1 уровневое ИВП		

G. Prabakaran, R. Bhavani, M. Kiruthika [28]	2015	1 уровневое ИВП	LL, HL, LH, HH	Смещение оригинал. изображения со встраиваемым сообщением (которое является изображением)
Swati Goel, Pramod Kumar, Rekha Saraswat [29]	2014	1 уровневое ИВП	LL, HL, LH, HH	Предварительное сжатие встраиваемого изображения с помощью алгоритма LZW
V.Surya, P.Eswaran [30]	2016	1 уровневое ИВП	особое	Используется «алгоритм пчелиной колонии» для выбора коэффициентов области ДВП в которые производится встраивание
Linta Joseph, Нума Joy [31]	2015	1 уровневое ИВП	HL, LH, HH	

Таким образом, на сегодняшний день существует множество методов встраивания информации в неподвижные цифровые изображения. Одним из наиболее популярных форматов изображения [34] является формат JPEG 2000 [98] основанный на использовании ДВП, который имеет ряд преимуществ перед другими форматами изображений. На сегодняшний день существует целый ряд методов встраивания информации в область ДВП, различающихся между собой используемыми для встраивания областями ДВП изображения (LL, LH, HL, HH), уровнем ДВП разложения и методикой встраивания и прочим [101].

В целом существующие методы встраивания можно условно поделить на два вида:

- когда информация встраивается непосредственно в коэффициенты конкретной области коэффициентов, полученной в результате ДВП изображения;
- когда информация встраивается как разница между коэффициентами двух (и более) областей коэффициентов области ДВП изображения.

1.3. Анализ существующих методов стеганодетектирования для неподвижных изображений

Существующие методы стеганодетектирования можно поделить на две разновидности:

- статистические методы стеганодетектирования;
- методы стеганодетектирования основанный на использовании машинного обучения.

1.3.1 Анализ существующих статистических методов стеганодетектирования

Первым типом методов обнаружения факта встраивания информации в цифровое изображение являются статистические методы стеганодетектирования [93]. При обнаружении встраивания в пространственную область изображения данные методы показывают высокую эффективность [32, 73] и продолжают активно развиваться [74, 75, 76, 77]. В тоже время считается, что статистические методы стеганодетектирования не эффективны для обнаружения встраивания в область ДВП изображения. Тем не менее, не лишним будет посмотреть насколько

могут быть эффективны существующие методы статистического стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений.

Статистические методы могут базироваться на анализе различных закономерностей естественного изображения, таких как:

- характеристики гистограммы изображения;
- статистика соседних пар или групп пикселей в изображении;
- значения разницы между значениями соседних пикселей;
- взаимосвязь пикселей между собой;
- и другие.

В таблице 2 представлен сравнительный анализ существующих статистических методов стеганодетектирования.

Таблица 2. Статистические методы стеганодетектирования и их основные особенности.

Метод стеганодетектирования	Используемые закономерности	Примечание
An Asymptotically Universally Most Powerful (AUMP) [35]	Использует адаптивный статистический тест, основанный критериях отношения правдоподобия, за исключением того, что неизвестные параметры заменяются оценками, основанными на локальной модели линейной регрессии	

RS-analysis [36]	Разделение изображения на группы пикселей и классификация этих групп на два типа: «regular» и «singular» и определения факта встраивания по соотношению групп различных типов	
Sample pair analysis [38]	Использование метода конечных автоматов для анализа наборов пикселей, выбранных из изображения	
Gradient energy flipping rate detection [39]	Использование значения градиентной энергии, которое чувствительно к факту встраивания	
Difference image histogram [40]	Анализ гистограммы разницы соседних пикселей	
Triples analysis [41]	Анализ троек пикселей	
Weighted steganalysis [42, 37, 17]	Анализ разницы между предсказанными значениями пикселей и реальными значениями пикселей в изображении.	Существует ряд модификаций оригинального метода, предложенных различными авторами

В данном разделе проведен анализ существующих статистических методов стеганодетектирования. Каждый из рассмотренных методов стеганодетектирования основан на различных, характерных для неподвижных

изображений, статистических закономерностях: распределении разностей значений соседних пикселей, соотношении сигнал-шум в определенных областях изображения и других.

При обнаружении встроенной информации в пространственной области изображения данные методы показывают высокую эффективность. Например, согласно данным авторов, приведенным в [36], данные методы обнаружить встраивание в 5% от максимального объема контейнера и менее. Основным недостатком данных методов является то, что они разрабатывались для обнаружения искажений в изображениях, которые возникают при встраивании информации в наименьшие значащие биты пространственной области изображения. В связи с этим авторами методов не была представлена информация о возможности применения данных методов для обнаружения встроенной информации в вейвлет области изображения.

1.3.2 Анализ существующих методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения

Вторым типом методов стеганодетектирования являются методы, основанные на использовании методов машинного обучения [89]. Методы, основанные на использовании машинного обучения [104], получили популярность, так как считается, что они проще, чем статистические методы стеганодетектирования и более устойчивы к модификациям метода встраивания.

На сегодняшний день существует множество различных методов стеганодетектирования [94, 33], основанных на использовании машинного обучения, предназначенных для обнаружения встроенной информации в неподвижных изображениях.

В таблице 3 представлен сравнительный анализ методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения и их набора параметров.

Таблица 3 – Сравнительный анализ методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения и их набора параметров

Метод стеганодетектирования	Исп. ДВП	Используемые параметры
Sree Rathna Lakshmi [43]	3-х уровневое ДВП	Энергия областей LL, HL, LH, HH
M. Abolghasemi, H. Aghaeinia, K. Faez [44]	3-х уровневое ДВП	1, 2 статистические моменты областей HL, LH, HH
Saeid Fazli, Maryam Zolfaghari-Nejad [45]	1 уровневое ДВП	Энергия, контрастность, энтропия, однородность, корреляция и прочее области HH
Guorong Xuan, Yun Q. Shi, Jianjiong Gao, Dekun Zou, Chengyun Yang, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Chunhua Chen, and Wen Chen [46]	3-х уровневое ДВП	1, 2, 3 статистические моменты LL, HL, LH, HH
Yun Q. Shi, Guorong Xuan, Chengyun Yang, Jianjiong Gao, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Dekun Zou, Chunhua Chen, Wen Chen [47]	2-х уровневое ДВП	1 и 2 статистические моменты LL, HL, LH, HH

Yun Q. Shi, Guorong Xuan, Dekun Zou, Jianjiong Gao, Chengyun Yang, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Wen Chen, Chunhua Chen [48]	3-х уровневое ДВП	1, 2, 3 статистические моменты LL, HL, LH, HH, 1, 2, 3 статистические моменты для prediction error
Mohammad Ali Mehrabi, Hassan Aghaeinia, Mojtaba Abolghasemi [49]	3-х уровневое ДВП	1, 2, 3 статистические моменты дискретного преобразования Фурье гистограммы областей LL, HL, LH, HH
M. Abolghasemii, H. Aghaeiniaii, K. Faez [50]	1 уровневое , ИВП	Матрица совпадения
Subtractive pixel adjacency matrix [51]	-	Параметры, получаемые с помощью марковских цепей
Gireesh Kumar T, Jithin R, Deepa D Shankar [52]	3-х уровневое ДВП	1, 2, 3 и 4 статистические моменты,
Hany Farid [53]	4-х уровневое ДВП	1, 2, 3 и 4 статистические моменты матрицы ошибки предсказания
Changxin Liu, Chunjuan Ouyang, Ming Guo, Huijuan Chen [54]	3-х уровневое ДВП	1, 2, 3 и 4 статистические моменты. Градиентная энергия и энтропия изображения, а также оценка погрешности между реальными и предсказанными значениями коэффициентов областей HL, LH и HH

Большинство из рассмотренных методов стеганодетектирования, представленных в таблице 3, используют статистические моменты областей ДВП

изображения, а также ряд других параметров для обнаружения факта встраивания информации в неподвижные цифровые изображения. Основные различия между методами стеганодетектирования заключаются в уровне используемого ДВП изображения, количестве используемых статистических моментов, а также используемых дополнительных параметров. Также данные методы стеганоанализа используют различные методы машинного обучения для классификации изображений, в частности, машины опорных векторов, байесовский классификатор и другие [99, 100]. К сожалению, согласно оценкам эффективности методов стеганодетектирования, приведенным самими авторами, эффективность данных методов не позволяет однозначно классифицировать изображение как оригинальное или как стегано изображение. Например, согласно данным представленным авторами метода, предложенного Gireesh Kumar T, Jithin R и Deera D Shankar, максимальная эффективность составила 80% верно классифицированных изображений (минимальная 50%) при 20% полезной нагрузки, что оставляет значительную пропускную способность стеганоканала даже при пассивном противодействии, с использованием данного метода.

1.4. Требования к системам стеганодетектирования

К системам стеганодетектирования предъявляются следующие основные требования [66,67]:

- **Эффективность.** В идеале система стеганодетектирования должна безошибочно определять наличие встроенной информации в передаваемом сообщении, то есть 100% стегано контейнеров должны быть обнаружены. При этом не должно быть случаев ложного обнаружения, когда чистые контейнеры ошибочно определяются как содержащие встроенную информацию. Реальные системы стеганодетектирования не всегда позволяют безошибочно определить наличие или отсутствие встроенной

информации, но должны стремиться к максимально высокому числу верно классифицированных контейнеров.

- Независимость эффективности системы стеганодетектирования от параметров контейнера. Используемые контейнеры, как правило, обладают рядом параметров. Например, для цифровых изображений такими параметрами является энтропия, однородность изображения и прочее. В связи с этим, система стеганодетектирования должна обеспечивать требуемый уровень эффективности обнаружения наличия встроенной информации в контейнере независимо от параметров контейнера.
- Независимость эффективности системы стеганодетектирования от способа встраивания. На сегодняшний день существует большое количество различных методов встраивания информации в различные виды контейнеров. Для предотвращения утечки информации по каналам связи основанным на использовании стеганографии система стеганодетектирования должна обеспечивать требуемый уровень эффективности обнаружения наличия встроенной информации в контейнере независимо от использованного способа встраивания информации.
- Низкая вычислительная сложность. Каналы связи, основанные на использовании стеганографии, скрывают передаваемую информацию в контейнере, а сам стегано контейнер скрывает в потоке похожих чистых контейнеров. В связи с этим для выявления стегано контейнера, как правило, приходится анализировать достаточное большое количество контейнеров, чтобы выявить такой канал связи. Поэтому для минимизации затрат на анализ большого количества контейнеров необходимо чтобы система стеганодетектирования обладала низкой вычислительной сложностью.

Ключевым параметром для реальных систем стеганодетектирования является их эффективность. Работающая система стеганодетектирования должна обеспечивать требуемый уровень обнаружения проходящих через нее стегано

контейнеров. В случае, если требуемый уровень не достигается – остальные характеристики системы стеганодетектирования оказываются неважными.

1.5. Защита информации с помощью методов стеганодетектирования

Основной целью защиты информации является предотвращение несанкционированной утечки, уничтожения или модификации защищаемой информации. Стеганография может быть использована для организации скрытых каналов передачи информации, которые могут быть использованы для организации несанкционированной утечки информации.

Риск несанкционированной утечки информации может быть описан следующей формулой [90]:

$$R = (P_{\text{реал}} - \sum P_{\text{сп}}) * U$$

где R – риск утечки информации по несанкционированным каналам связи, основанным на использовании стеганографии, $P_{\text{реал}}$ – вероятность реализации угрозы утечки информации по скрытым каналам связи, $P_{\text{сп}}$ – вероятность успешного противодействия реализации угрозы утечки информации по скрытым каналам связи с помощью средств противодействия, включая методы стеганодетектирования, U – величина ущерба от утечки информации по скрытым каналам связи.

В данном случае методы стеганодетектирования являются одним из средств противодействия несанкционированной утечке информации. При этом вероятность успешного противодействия несанкционированным каналам связи, основанным на использовании стеганографии, зависит от эффективности обнаружения таких каналов с помощью используемых методов стеганодетектирования. Чем более эффективен метод стеганодетектирования –

тем больше вероятность успешного противодействия несанкционированной утечке информации по каналам, основанным на использовании стеганографии.

1.6. Выводы

В данной главе:

1. Проведен анализ текущего состояния дел в области стеганографии и стеганодетектирования. Представлена проблема, связанная с противоправным использованием стеганографии, и обоснована актуальность проблемы обнаружения факта встраивания. Также описаны основные виды контейнеров и обоснован выбор цифровых неподвижных изображений в качестве основного вида контейнеров, рассматриваемого в данной работе.

2. Проанализированы существующие на сегодняшний день методы встраивания информации в неподвижные цифровые изображения. Определена возможность встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений, а также определено наличие большого количества методов, позволяющих осуществить встраивание информации.

3. Проведен анализ существующих методов стеганодетектирования, которые возможно использовать для обнаружения факта встраивания в вейвлет область изображения. Показана невозможность эффективного обнаружения факта встраивания в вейвлет область изображения с помощью существующих на сегодняшний день методов стеганодетектирования.

ГЛАВА 2. АНАЛИЗ ХАРАКТЕРИСТИК НЕПОДВИЖНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ И ЭФФЕКТИВНОСТИ СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ

В данной главе:

- проводится определение методики оценки и сравнения эффективности методов стеганодетектирования;
- проводится сравнительный анализ эффективности существующих методов стеганодетектирования в задаче обнаружения факта встраивания в вейвлет область изображения и анализ причин недостаточной эффективности существующих методов стеганодетектирования при обнаружении встраивания информации в вейвлет область изображения;
- проводится анализ влияния факта встраивания в вейвлет область изображения на различные области коэффициентов, получаемые при ДВП изображения;
- проводится анализ структуры цифрового изображения для определения закономерностей, характерных для естественных изображений.

2.1. Моделирование встраивания информации в вейвлет область неподвижного изображения

Большинство существующих методов встраивания информации в вейвлет область изображения основаны на разложении изображения на области коэффициентов посредством ДВП и встраивания информации в одну или несколько полученных областей коэффициентов. Методы встраивания информации в область ДВП, рассмотренные в разделе 1.2, различаются между собой по областям коэффициентов, используемых для встраивания информации, способом выбора конкретных коэффициентов для встраивания информации, а

также непосредственным способом встраивания бита информации в конкретный коэффициент.

В общем случае встраивание в область ДВП можно представить, как внесение искажений в младшие биты коэффициентов одной или нескольких областей ДВП изображения. При этом желательно встраивать в наименее значащие биты коэффициентов. В тоже время если встраивать в последний бит одной из областей ДВП изображения, то это будет давать заметное искажение в другие области ДВП коэффициентов, возникающие при обратном вейвлет преобразовании, в частности затрагивается область LL коэффициентов, искажения в которой наиболее заметны, что показано на рисунке 4.

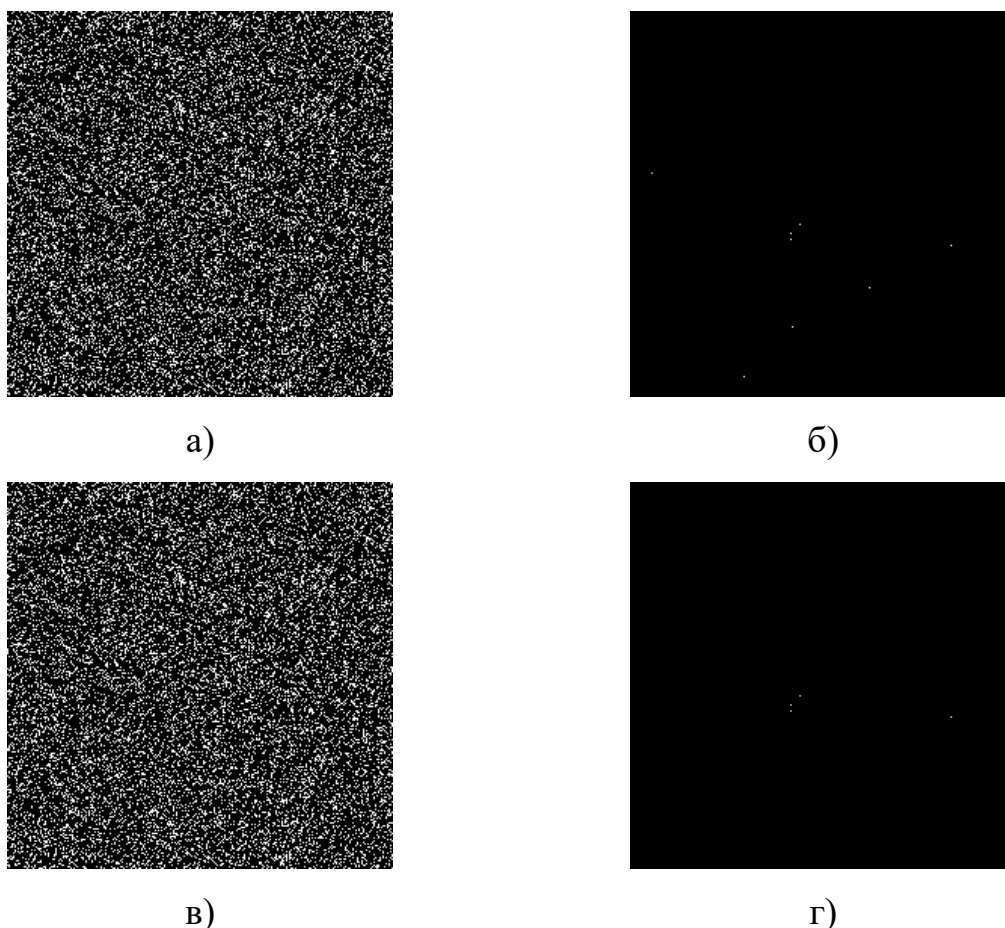


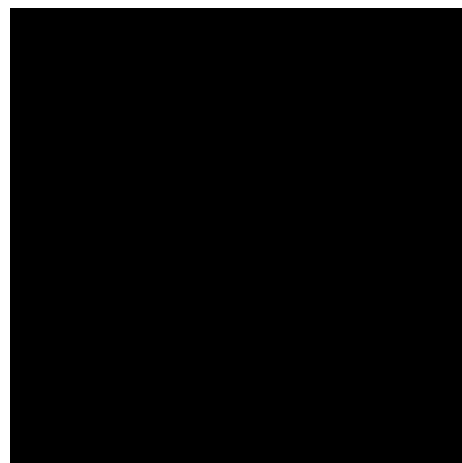
Рисунок 4. Искажения при встраивании в последний бит HL области (белые точки – измененные встраиванием коэффициенты) в а) LL области б) LH области в) HL области г) HH области

Эти искажения возникают при обратном ДВП изображения. В тоже время если встраивать информацию в предпоследние биты коэффициентов области ДВП, то искажения, возникающие в других областях ДВП, будут минимальными.

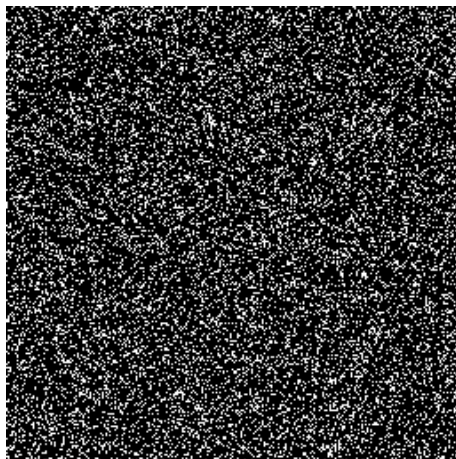
На рисунке 5 представлены искажения, возникающие при встраивании информации в предпоследние биты коэффициентов ДВП изображения.



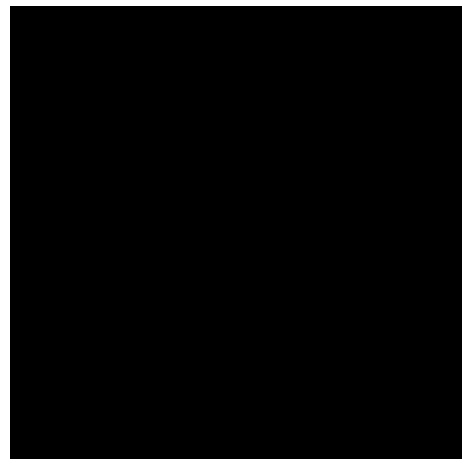
а)



б)



в)



г)

Рисунок 5. Искажения при встраивании в последний бит HL области (белые точки – измененные встраиванием коэффициенты) в а) LL области б) LH области в) HL области г) HH области

Так же, как показывают исследования, характеристики встраиваемой информации оказывают определенное влияние на эффективность обнаружения факта встраивания такой информации с помощью методов стеганодетектирования.

На рисунке 6 приведена эффективность нескольких статистических алгоритмов стеганодетектирования при обнаружении встроеной информации с различной энтропией в пространственную область неподвижного изображения.

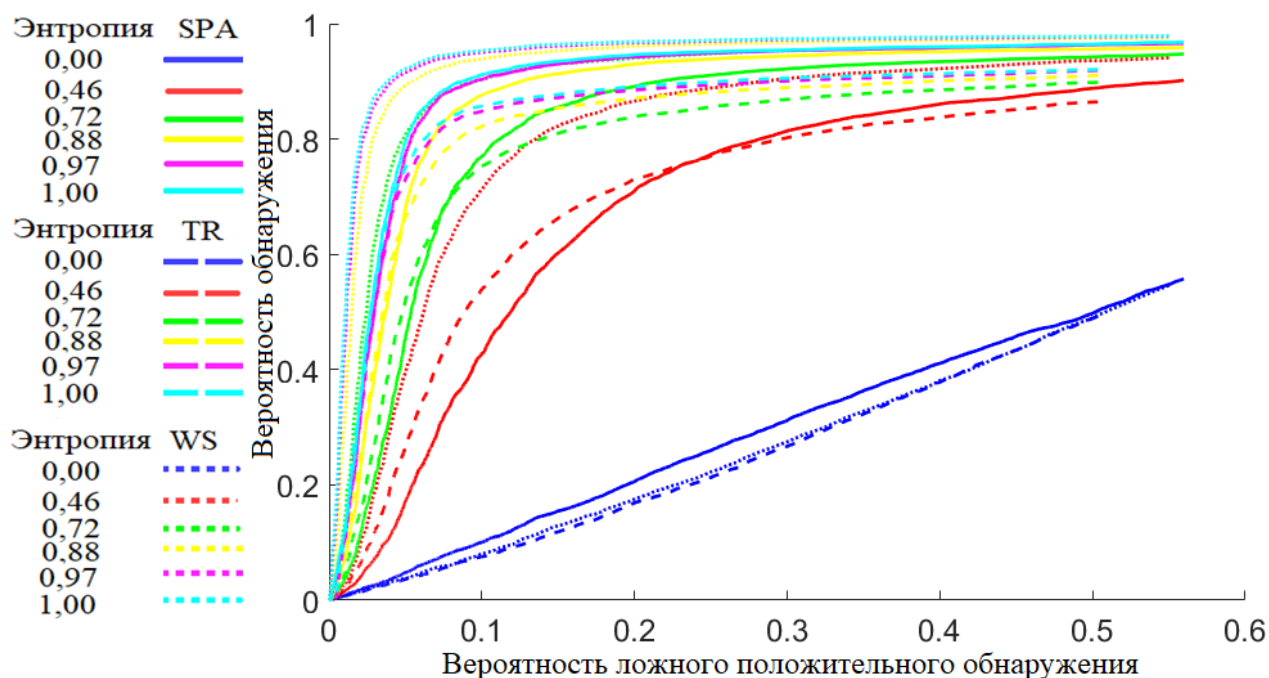


Рисунок 6. График доверительных областей при обнаружении встраивания информации с различным значением энтропии в пространственной области изображения.

По графику на рисунке 6 видно, что статистические методы стеганодетектирования практически не обнаруживают факт встраивания в пространственную область информации с нулевой энтропией (все биты встраиваемой информации равны 1). При 50% верно классифицированных стегано изображений около 50% оригинальных изображений также будут

ошибочно классифицированы как стегано изображения – на практике это обозначает невозможность обнаружить с помощью данных методов встроенную информацию с нулевой энтропией. Наибольшая эффективность статистических алгоритмов наблюдается при обнаружении встраивания информации с энтропией равной 1, то есть 50% бит встроенного сообщения равны 0 и 50% бит встроенного сообщения равны 1.

Таким образом, низкая энтропия встроенного сообщения может приводить к снижению эффективности стеганодетектирования. В тоже время стеганография при организации скрытых каналов связи, как правило, используется совместно с криптографией для того, чтобы даже в случае извлечения встроенной информации третьим лицом – невозможно было понять содержимое встроенной информации без знания ключа шифрования. Применение криптографических методов защиты информации к встраиваемому сообщению скрывает индивидуальные особенности встраиваемого сообщения и приближает его по характеристикам (таким как энтропия) к белому шуму. Также заметное влияние на эффективность стеганодетектирования оказывают дополнительная обработка используемого в качестве контейнера изображения [72].

В данной работе для оценки эффективности обнаружения факта встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений будет моделироваться воздействие производимое стеганографическим встраиванием информации в вейвлет область неподвижного изображения. Моделирование встраивания будет производиться путем модификации предпоследних бит коэффициентов одной или нескольких областей коэффициентов (LL, LH, HL, HH) ДВП изображения. В качестве встраиваемой информации, встраивание которой моделируется, используется случайная последовательность близкая по своим характеристикам к зашифрованной информацией.

Для оценки степени искажений возникающих при моделировании стеганографического встраивания в область ДВП изображения в таблице 4 представлены значения PSNR и MSE при искажении последнего бита коэффициентов, а также еще двух предпоследних бит:

Таблица 4. Объем искажений возникающих при 20% объеме полезной нагрузке в одной из областей коэффициентов ДВП изображения

Область встраивания	Значение	Среднее значение		
		Номер бита, используемого для встраивания		
		0 (последний)	1	2
LL	PSNR	58.14	55.12	49.10
	MSE	0.09	0.19	0.79
LH	PSNR	58.17	55.14	49.13
	MSE	0.09	0.19	0.79
HL	PSNR	58.17	55.14	49.13
	MSE	0.09	0.19	0.79
HH	PSNR	58.17	55.14	49.13
	MSE	0.09	0.19	0.79

2.2. Методика оценки и сравнения эффективности методов стеганодетектирования

Эффективность методов стеганодетектирования определяется корректностью определения наличия факта встраивания в изображении: содержит или не содержит изображение встроенную информацию. Для идеального метода стеганодетектирования 100% изображений, содержащих встроенную информацию, должны быть определены как стегано изображения, а 100% изображений, не содержащих встроенную информацию, должны быть

определены как оригинальные изображения (изображения не содержащие встроеной информации). В действительности точность реального метода стеганодетектирования всегда будет иметь некоторую погрешность.

Методы стеганодетектирования можно разделить по принципу работы:

- статистические методы стеганодетектирования;
- методы стеганодетектирования на основе машинного обучения.

2.1.1 Методика оценки эффективности статистических методов

В идеальном случае для оригинальных изображений объем полезной нагрузки, полученный с помощью статистического метода стеганодетектирования, должен быть равен нулю, а для стегано изображения объем полезной нагрузки должен быть больше нуля и пропорционален объему искажений, возникших при встраивании сообщения. К сожалению, в реальных условиях при оценке объема полезной нагрузки в естественных изображениях возникает определенная погрешность объема полезной нагрузки, даваемого статистическим методом, что создает проблему однозначной классификации изображений с использованием статистических методов.

Проблема однозначной классификации изображений с использованием статистических методов представлена на рисунке 7.

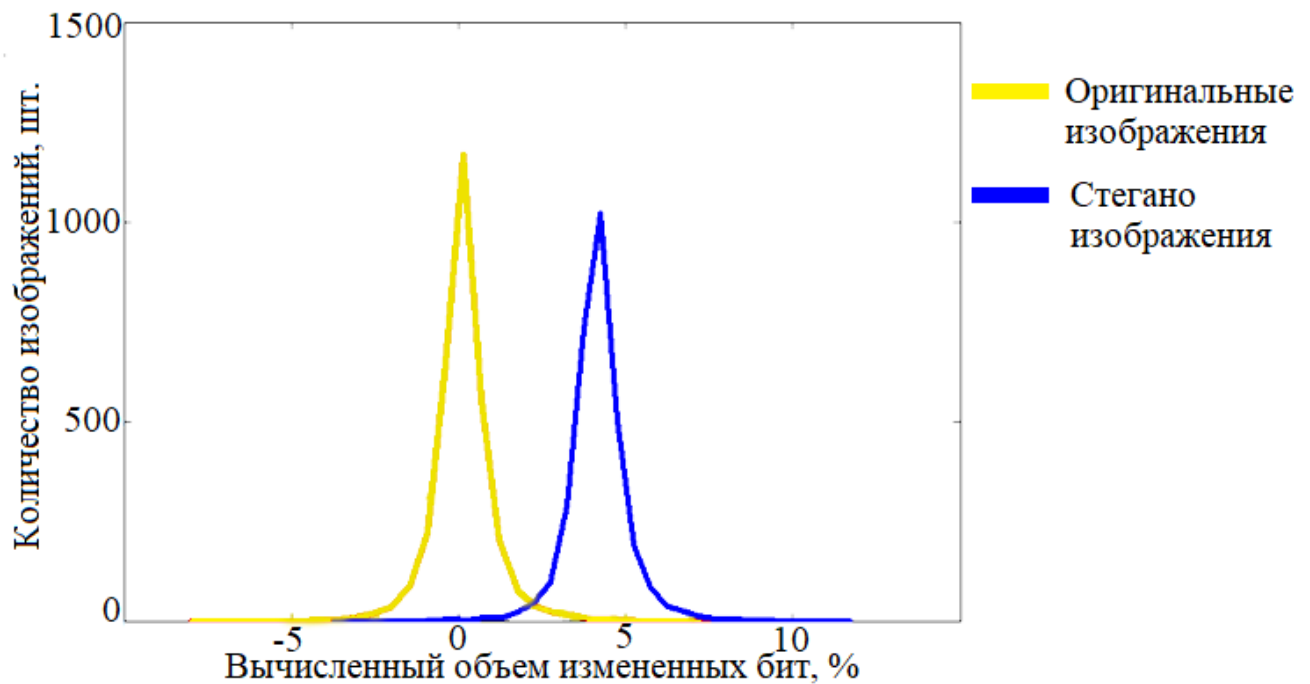


Рисунок 7. Гистограмма полученного объема встроенной информации для оригинальных изображений и для стегано изображений.

На рисунке 7 видно, что гистограммы значений объемов полезной нагрузки, полученных с помощью метода стеганодетектирования для оригинальных и стегано изображений, имеют область пересечения для части изображений. Таким образом часть изображений, для которых полученное с помощью метода стеганодетектирования, оказывается на пересечении гистограмм невозможно однозначно классифицировать изображение. Данные гистограммы позволяет наглядно проиллюстрировать проблему однозначной классификации изображений. Данный график позволяет обнаружить наличие взаимосвязи между оценкой объема полезной нагрузки, рассчитываемой с помощью статистического метода, и внесением этих искажений посредством встраивания, но с его помощью сложно оценить и сравнить эффективность двух методов стеганодетектирования.

Для сравнения статистических методов между собой больше подходит так называемый график доверительных областей [84], пример которого приведен на рисунке 8 [32]. На данном рисунке приведены кривые соотношения количества верно классифицированных стегано изображений к количеству неверно классифицированных оригинальных изображения для различных методов [40, 36, 38, 41, 42] стеганодетектирования с различным объемом полезной нагрузки.

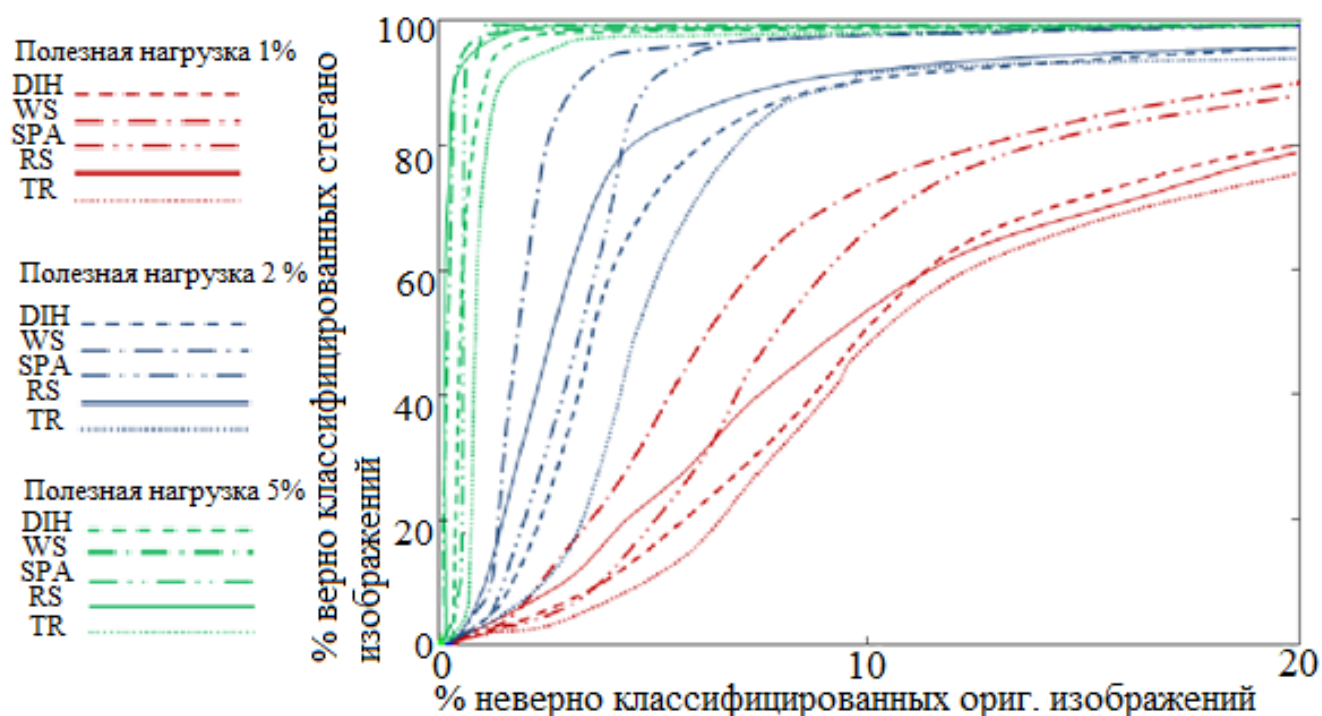


Рисунок 8. График доверительных областей для нескольких статистических методов.

Конечной целью применения статистического метода стеганодетектирования является определение наличия в анализируемом изображении скрытой информации на основе оценки объема полезной нагрузки полученной с использованием конкретного метода. Для этого применяется так называемое пороговое значение. Превышение данного значения означает наличие в изображении встроенной информации информации, в противном случае – ее отсутствие. График доверительных областей по сути показывает соотношение

вероятности верного обнаружения к вероятности ложного обнаружения при различных значениях порогового значения. Идеальный статистический метод должен давать 100% вероятность обнаружения при отсутствии ложных случаев обнаружения встроенной информации – на графике это была бы точка на оси Y в области 100 %. К сожалению, реальные методы статистического стеганодетектирования как правило не дают 100% вероятности обнаружения и допускают случаи ложного обнаружения, что приводит к тому, что график получается в виде кривой линии. Чем более крутой получает данная кривая линия и чем ближе для нее вероятность обнаружения к 100% - тем больше эффективен конкретный статистический метод стеганодетектирования.

1.7.2 Методика оценка эффективности методов стеганодетектирования на основе машинного обучения

Методы классификации на основе методов машинного обучения, в отличие от методов статистического стеганодетектирования, на выходе дают уже готовую бинарную классификацию изображения [91]: оригинальное изображение или стегано изображение. Эффективность метода складывается из правильности классификации оригинальных изображений и правильности классификации стегано изображений. Также стоит учитывать, что правильность классификации стегано изображений может зависеть от объема встроенной в изображение информации.

Для оценки эффективности методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения предлагается использовать следующую методику, которая показана на рисунке 9.

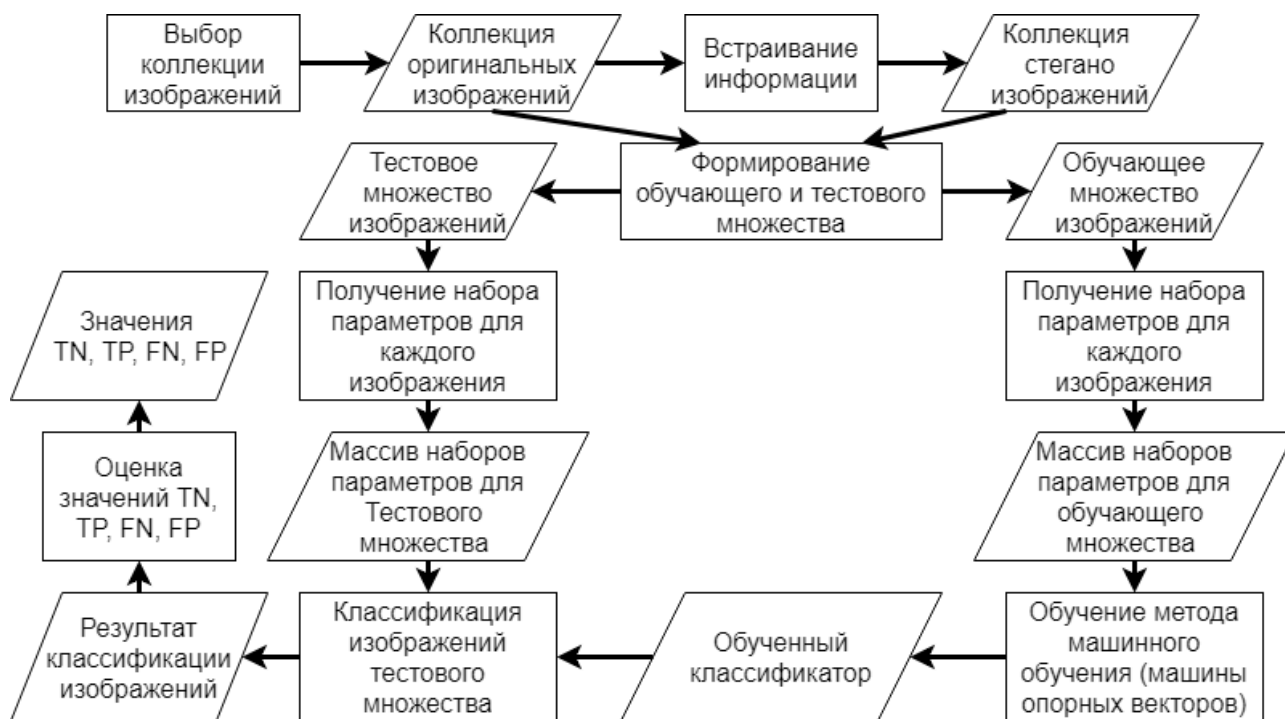


Рисунок 9. Методика оценки эффективности методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения

В первую очередь для оценки эффективности методов стеганодетектирования по данной методике, представленной на рисунке 9, необходимо выбрать тестовую коллекцию изображений, для которой должны выполняться следующие условия:

- являться оригинальными изображениями;
- насчитывать достаточно большое количество изображений (более 8000 штук);
- изображения должны соответствовать необходимым дополнительным параметрам;
- находиться в открытом доступе;

На основе выбранной коллекции изображений формируются два множества изображений:

- множество оригинальных изображений;
- множество стегано изображений, содержащих встроенную информацию с необходимыми параметрами встраивания (область встраивания, объем встраивания и прочее).

На основе данных множеств изображений формируются две выборки изображений:

- обучающее множество, используемое для обучения метода машинного обучения, используемого для классификации изображений на предмет наличия встроенной информации;
- тестовое множество, используемое для проверки качества обучения метода машинного обучения.

Для обучающего и тестового множества получают наборы параметров, которые используются методом машинного обучения для классификации изображений.

Результатом работы обученного метода машинного обучения является классификация изображения как оригинального или как стегано изображения. При этом часть изображений, в силу наличия погрешностей, может быть классифицирована ошибочно.

В итоге возможны четыре варианта классификации, представленные на рисунке 10.

		Фактическое состояние изображения	
		Оригинальное	Стегано
Результат классификации изображения	Оригинальное	TN	FP
	Стегано	FN	TP

Рисунок 10. Возможные варианты классификации изображения с помощью метода машинного обучения.

Наглядно оценить эффективность метода стеганодетектирования на основе методов машинного обучения можно с помощью графика, представленного на рисунке 11

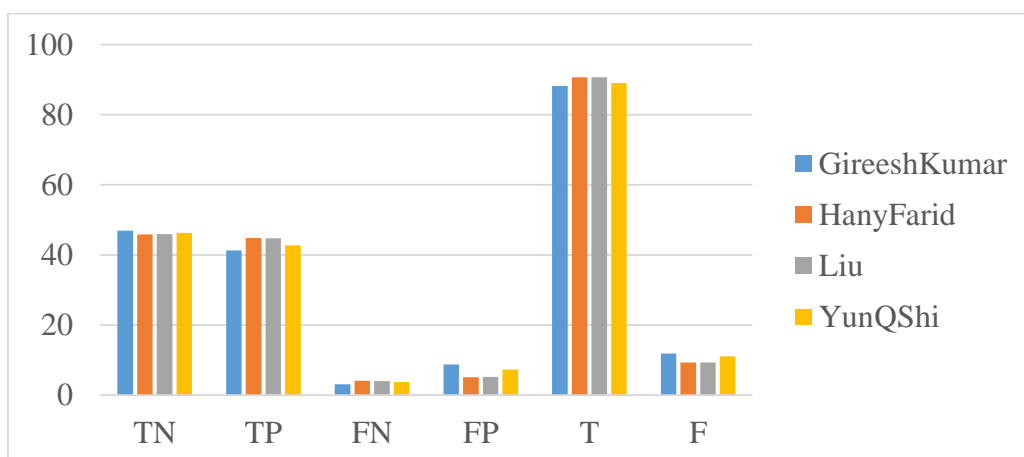


Рисунок 11. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, F для нескольких методов стеганодетектирования.

На данном рисунке представлен график соотношения TN (true negative – истинно отрицательные), TP (true positive – истинно положительные), FN (false negative – ложно отрицательные), FP (false positive – ложно положительные) позволяющего оценить количество верно и неверно классифицированных оригинальных и стегано изображений. Также для большей наглядности на данный график целесообразно добавить общее количество истинных результатов (T – true) и ложных результатов (F – false). Данный график позволяет наглядно оценить эффективность каждого из методов, а также сравнить эффективность методов между собой.

В качестве итоговой оценки эффективности в случае равного количества оригинальных и стегано изображений в тестовой выборке (именно такая выборка использовалась в экспериментах в данной работе) можно использовать общее количество верно классифицированных изображений. При необходимости по значениям TN, TP, FN, FP можно рассчитать и другие метрики качества обучения, в частности F-меру, точность и полнота. В разделе представлен обзор способов оценки и сравнения эффективности различных методов стеганодетектирования. Показано, что для определения наиболее эффективного метода статистического стеганодетектирования удобно использовать график доверительных областей, который позволяет оценить и наглядно сравнить эффективность различных статистических методов стеганодетектирования. Для определения наиболее эффективного метода стеганодетектирования, использующего методы машинного обучения, можно оценить с помощью соотношения истинно положительного (TP) и отрицательного (TN) и ложно положительного (FP) и отрицательного (FN), а наглядно продемонстрировать эффективность и сравнить методы между собой можно с помощью графика соотношения TP, TN, FP и FN.

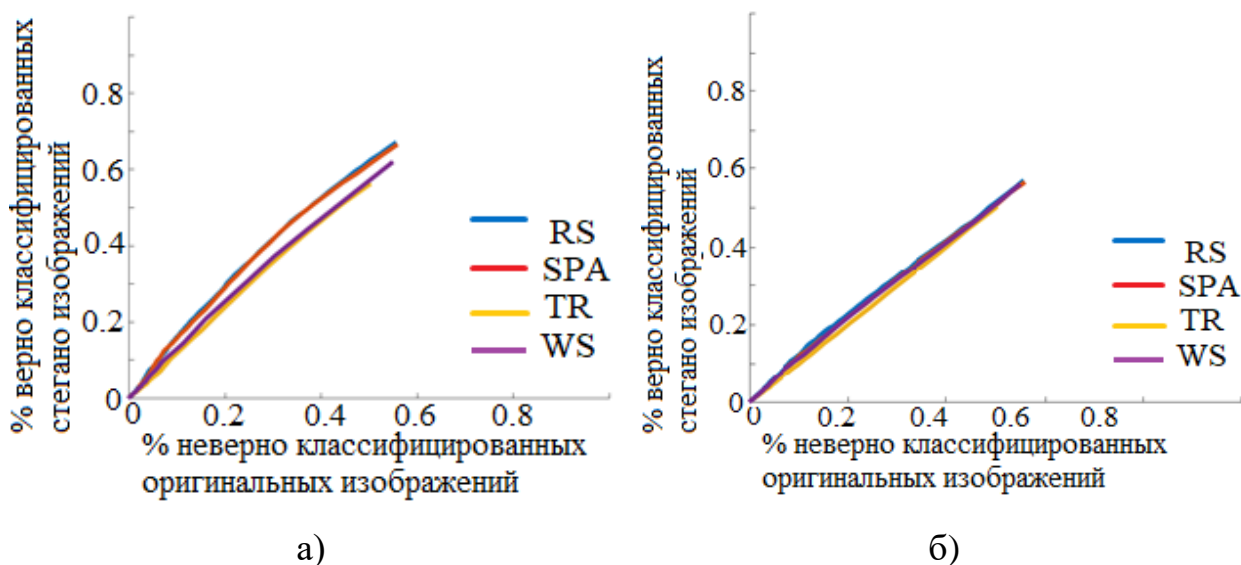
2.3. Эффективность существующих статистических методов стеганодетектирования

Из рассмотренных в разделе 1.3 выберем следующие наиболее популярные методы статистического стеганодетектирования, использующие различные характеристики для обнаружения факта встраивания:

- RS-analysis (RS) [36];
- Sample pair analysis (SPA) [38];
- Triples analysis (TR) [41];
- Weighted stego (WS) [42].

Проверим выбранные методы на предмет обнаружения факта встраивания в коэффициенты вейвлет области изображения.

Для наглядной оценки эффективности обнаружения факта встраивания в область ДВП изображения представим графики доверительных областей, получающиеся при анализе изображения на наличие встроенного сообщения в каждую из возможных областей ДВП (LL, LH, HL, HH) на рисунке 12.



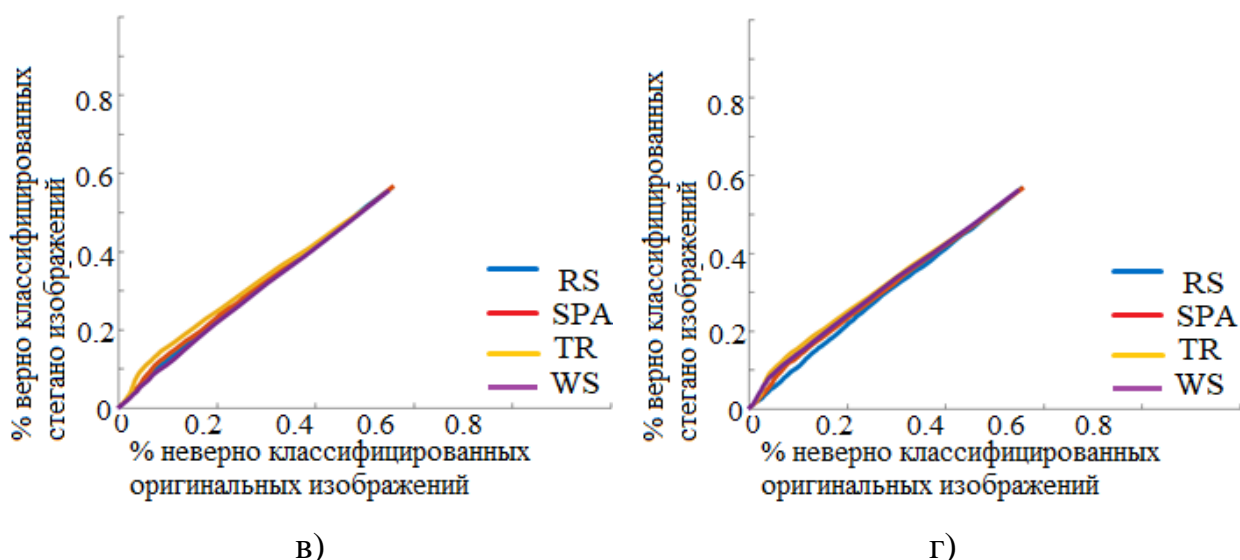


Рисунок 12. График соотношения количества верно определенных стегано изображений от количества неверно определенных стегано изображений для изображений содержащих встраивание в: а) LL области, б) LH области, в) HL области, г) HH области.

По представленным на рисунке 12 графикам доверительных областей видно, что максимальное значение вероятности обнаружения факта встраивания в область ДВП изображения составляет 50%. При этом вероятность ложного обнаружения составляет также 50%. На практике такое соотношение результатов обозначает, что невозможно достоверно определить содержит изображение встроенную информацию или нет. Таким образом методы статистического стеганодетектирования, не позволяют достоверно обнаружить факт встраивания в область ДВП изображения.

2.4. Эффективность существующих методов стеганодетектирования с использованием методов машинного обучения

Из рассмотренных в разделе 1.3 методов стеганодетектирования было выбрано несколько наиболее известных и часто цитируемых методов для более

детальной оценки эффективности в задаче обнаружения факта встраивания в область ДВП изображения, а также изучения методики обнаружения факта встраивания и факторов, препятствующих возможности однозначной классификации изображений с помощью данных методов [57]. Были выбраны следующие методы:

- Gireesh Kumar и другими [52];
- Hany Farid [53];
- Changxin Liu и другими [54];
- Yun Q. Shi и другими [47].

Авторами настоящей работы был проведен сравнительный анализ набора параметров, используемых каждым из методов [47, 52-54]. Большинство выбранных методов стеганодетектирования, для обнаружения факта встраивания информации используют статистические моменты, полученные для областей LL, HL, LH и HH при ДВП изображения. Основная разница между рассматриваемыми методами заключается в количестве уровней вейвлет преобразования, а также в используемых дополнительных параметрах изображения, составляющих опорный вектор.

С учетом описания [47, 52-54] в таблице 5 приведено сравнение основных и дополнительных параметров, используемых методами стеганодетектирования.

Таблица 5 Сравнение основных и дополнительных параметров, используемых методами стеганодетектирования

Метод Стегано- детектирования	Уровень ДВП	Статистические моменты	Дополнительные параметры
GireeshKumar	3	1, 2, 3 и 4	Не используются

Hany Farid	4	1, 2, 3 и 4	Оценка погрешности между реальными и предсказанными значениями коэффициентов областей HL, LH и HH (по приведенной авторами метода формуле)
Changxin Liu	3	1, 2, 3 и 4	Градиентная энергия и энтропия изображения, а также оценка погрешности между реальными и предсказанными значениями коэффициентов областей HL, LH и HH (по приведенной авторами метода формуле)
Yun Q. Shi	2	1, 2 (по формулам прив. в статье)	Не используются

Для проведения экспериментов были выбраны следующие коллекции изображений:

- коллекция 1 содержащая 9500 полутоновых изображений имеющих разрешение 640x480 пикселей;
- коллекция 2 содержащая 9000 полутоновых изображений имеющих разрешение 800x600 пикселей.

Данные коллекции сформированы на основе массивов цветных фотографий. Данные цветные фотографии были конвертированы в полутоновые изображения после чего из них были вырезаны изображения с требуемым разрешением.

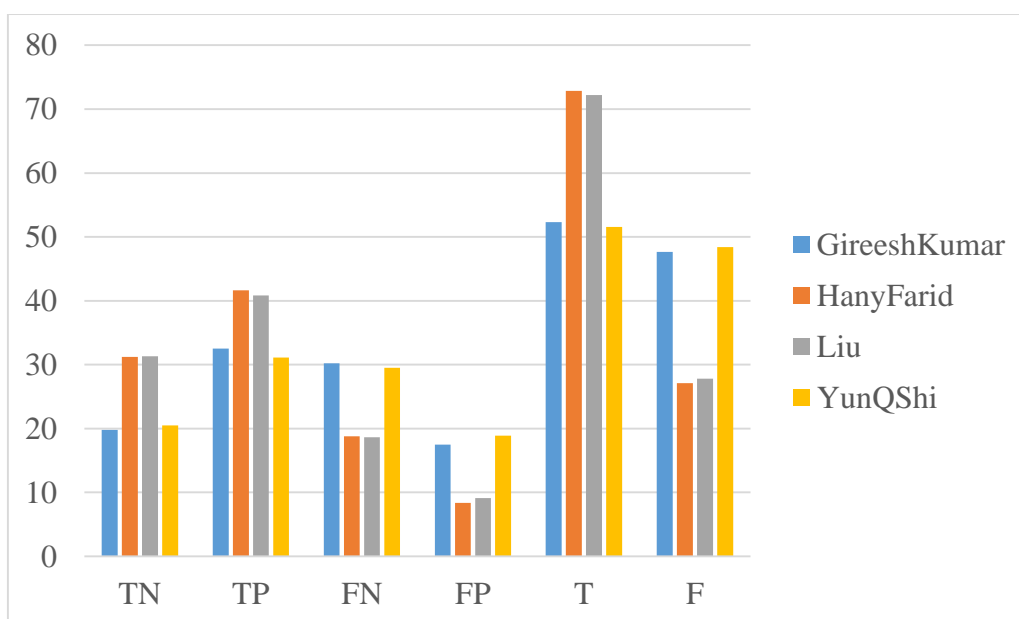
На основе данных коллекций цифровых изображений формируется подмножество оригинальных изображений и подмножество стегано изображений.

Для стегано изображений моделируется встраивание информации в определенную область коэффициентов с заданным объемом полезной нагрузки.

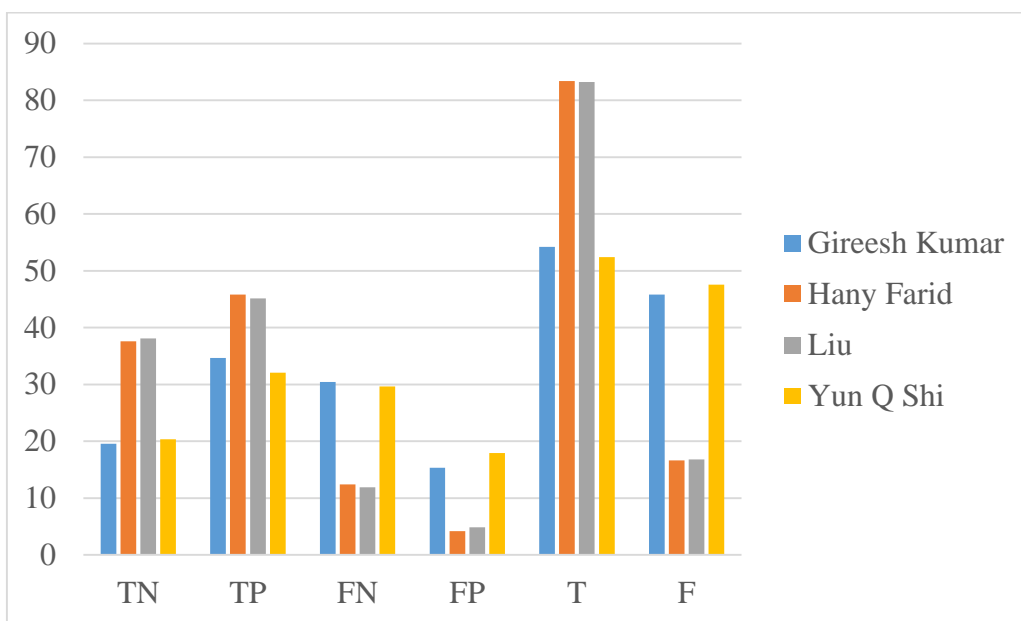
Для формирования обучающей выборки из каждой коллекции использовалось 20% изображений. Остальные 80% изображений коллекции использовались в качестве тестовой выборки. В каждой выборке количество оригинальных и стегано изображений было равным.

Оценим соотношение истинно положительного (TP), ложноположительного (FP), истинно отрицательного (TN), ложноотрицательного (FN), а также общего соотношения корректных (T) и некорректных (F) результатов классификации для каждого метода для каждой из коллекций.

На рисунке 13-20 представлены графики соотношения TP, FP, TN, FN, T и F, позволяющие наглядно оценить эффективность данных методов при обнаружении факта встраивания в предпоследний бит вейвелет коэффициента в зависимости от области коэффициентов ДВП, а также в зависимости от объема встраивания.

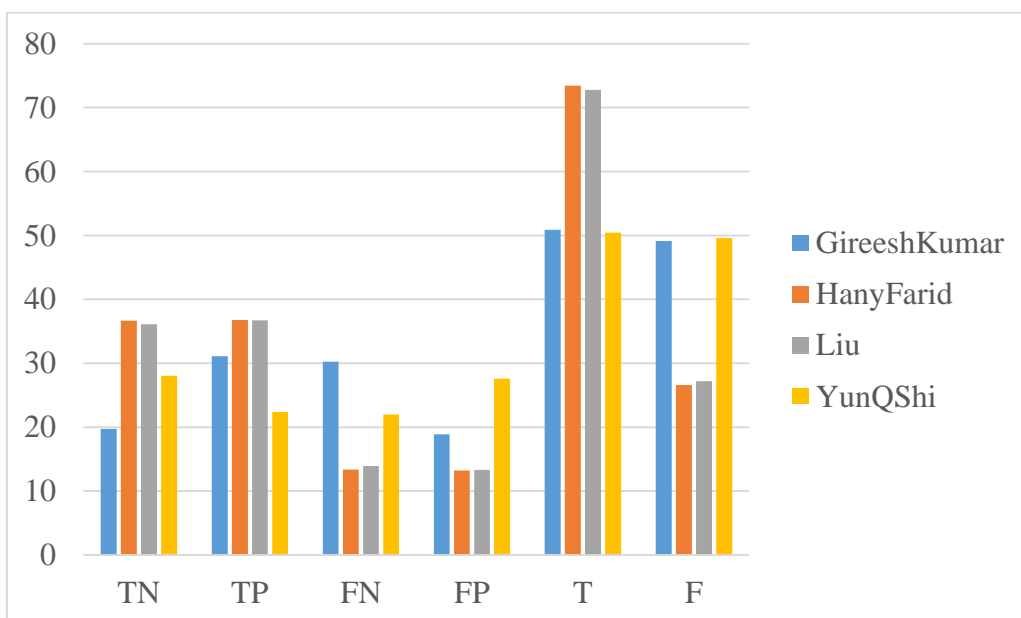


a)

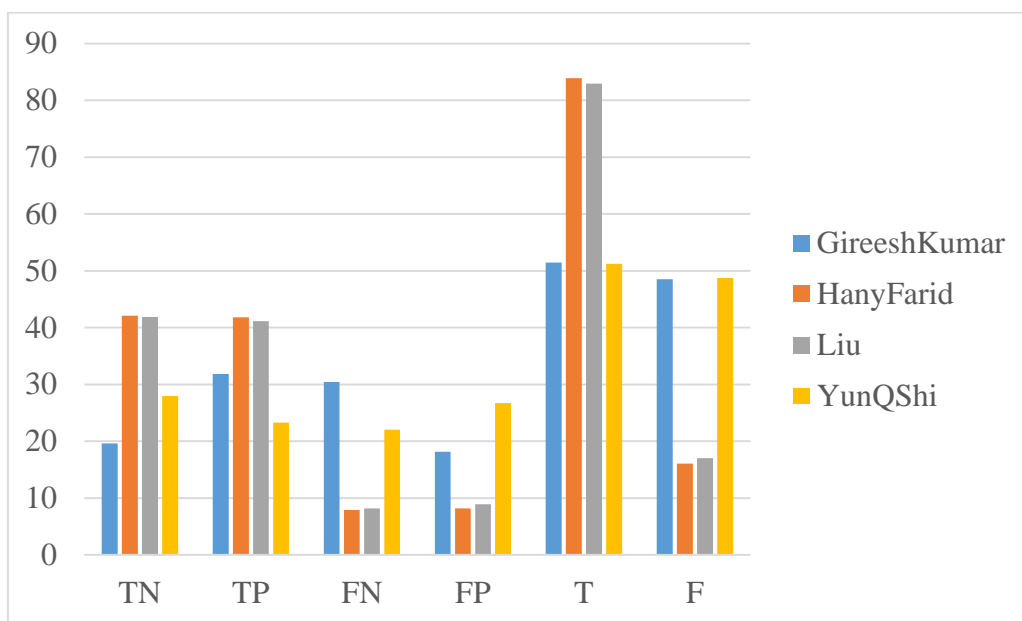


б)

Рисунок 13. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в LL области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 1 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

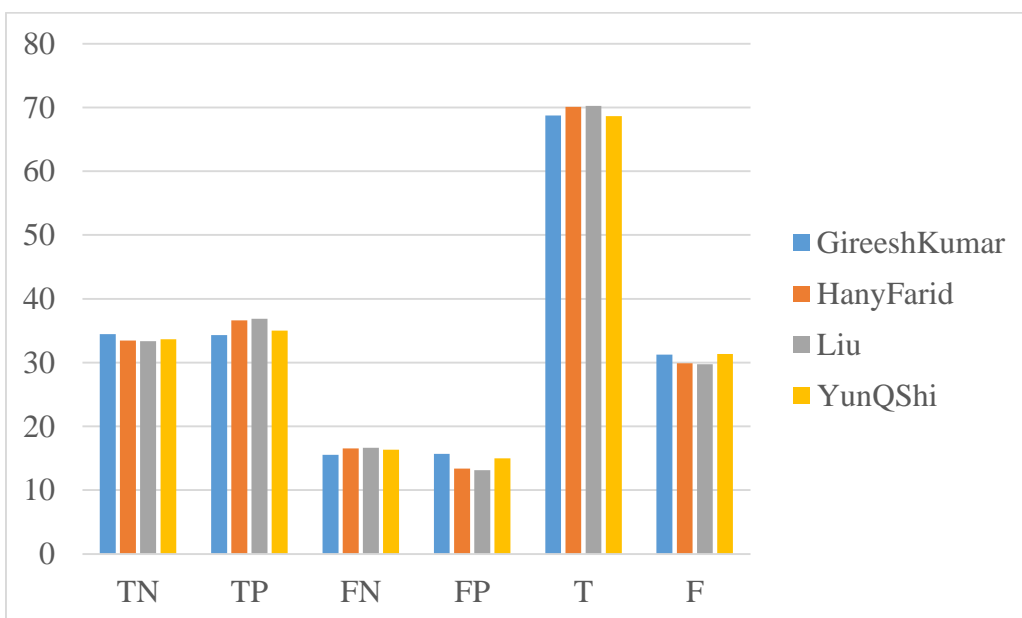


а)

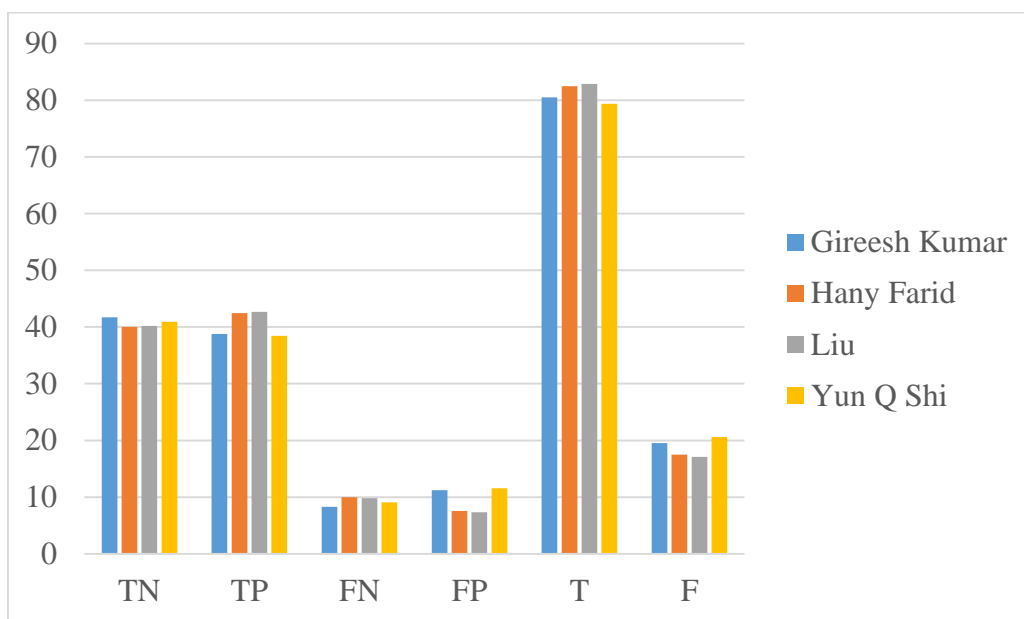


б)

Рисунок 14. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в LL области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 2 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

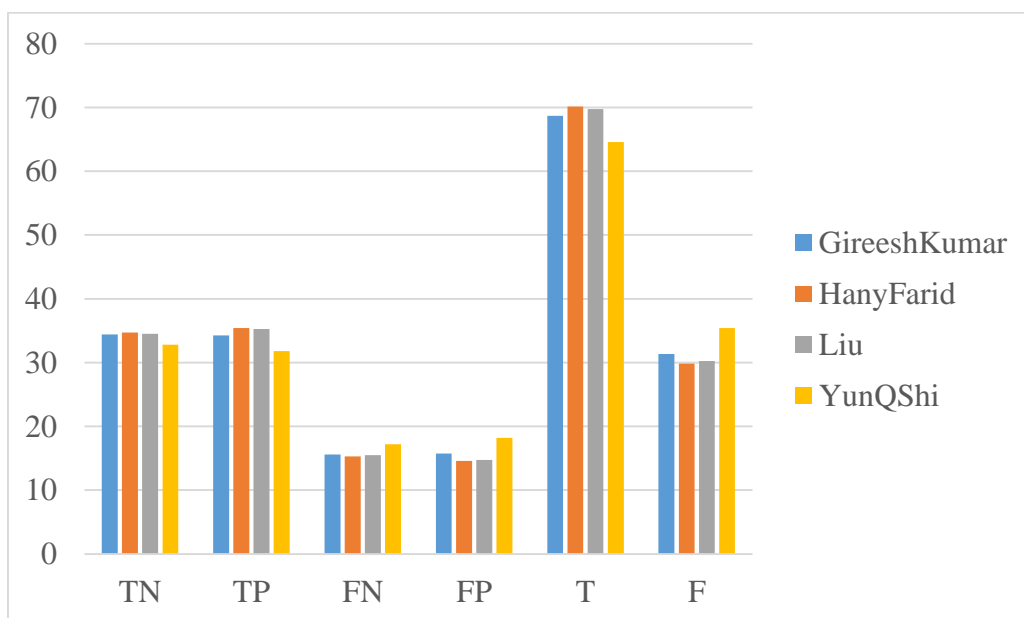


а)

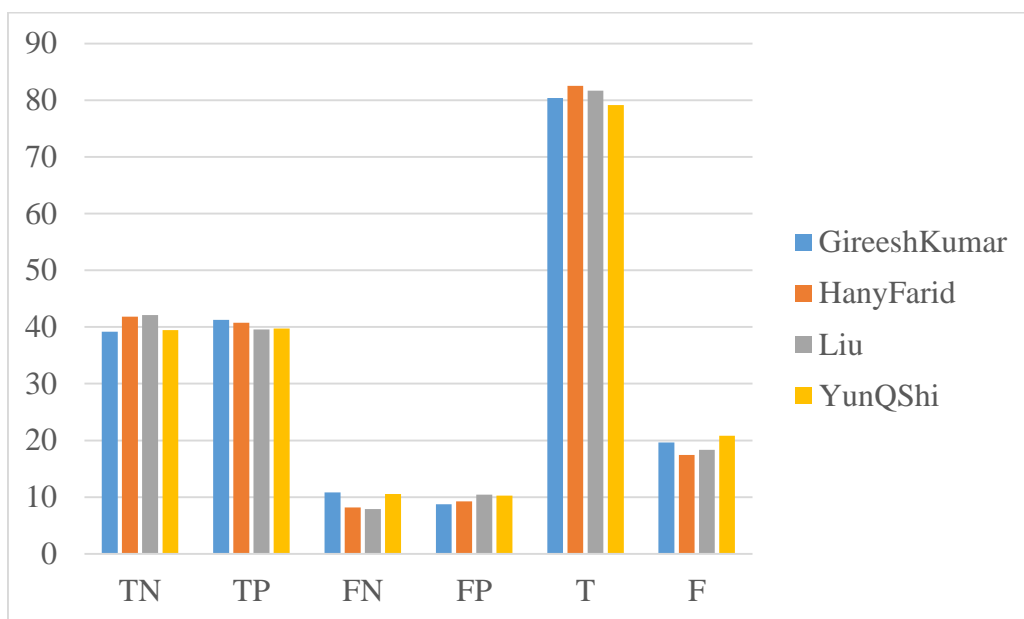


б)

Рисунок 15. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в LH области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 1 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

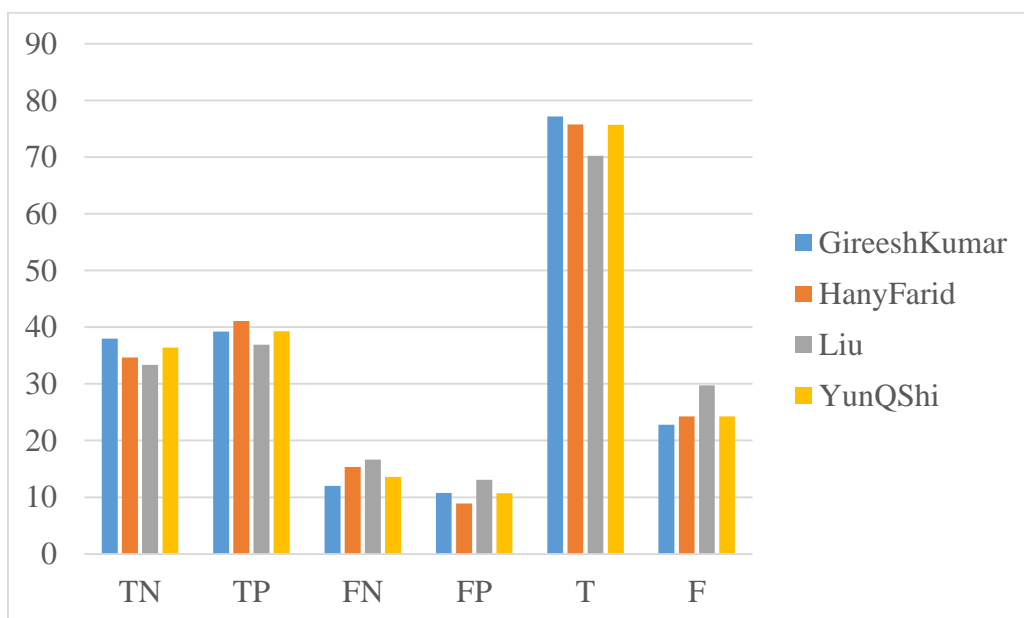


а)

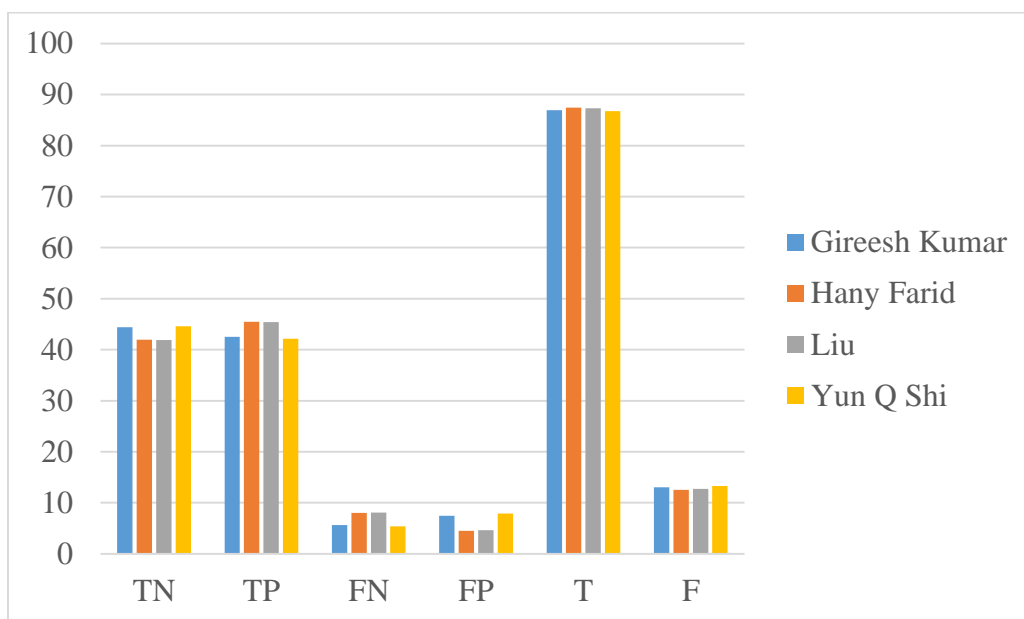


б)

Рисунок 16. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в LH области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 2 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

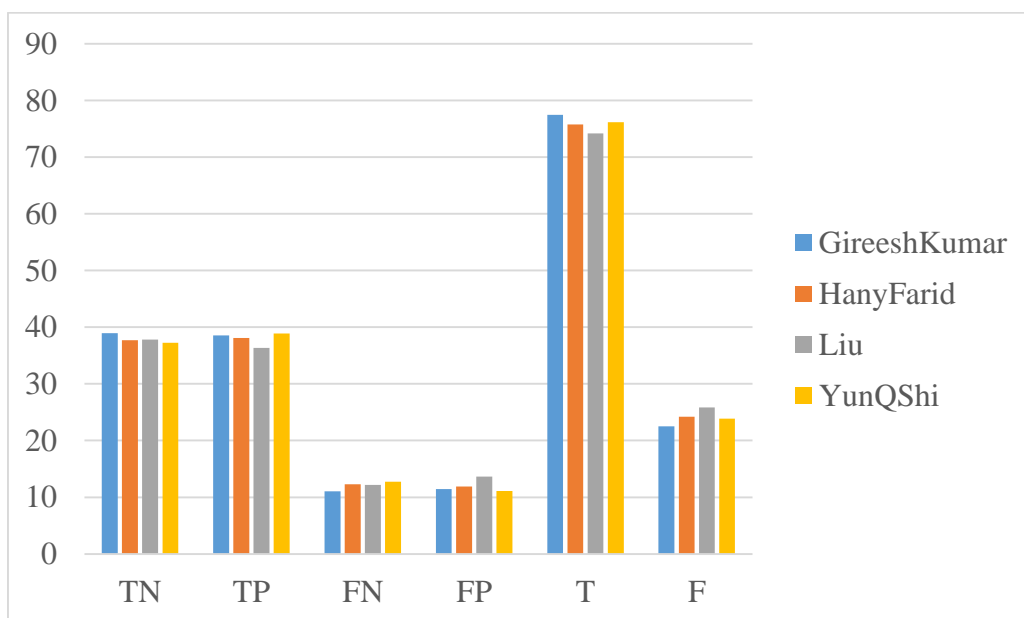


а)

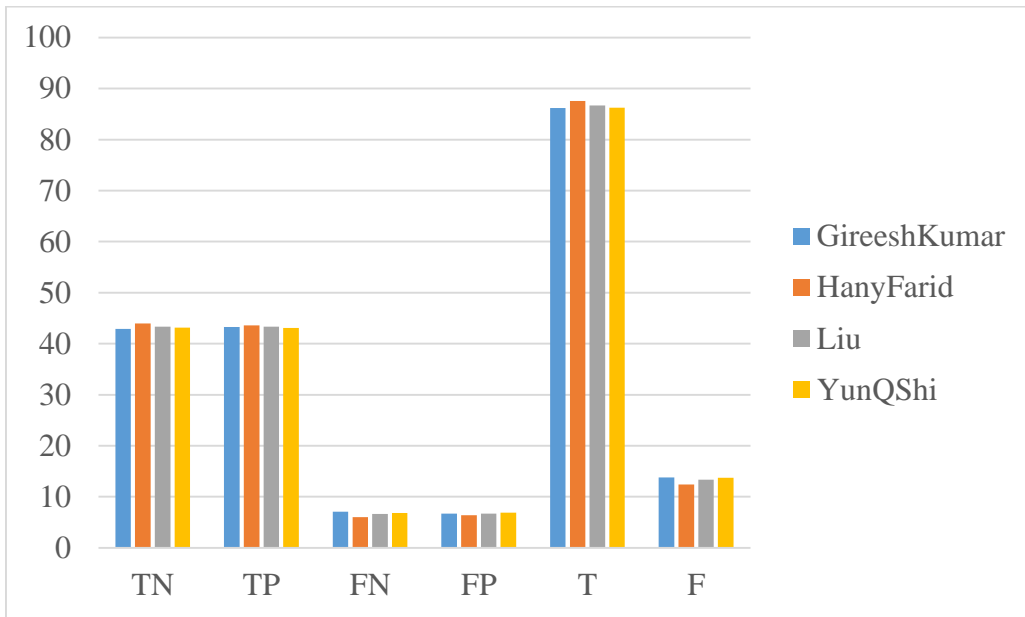


б)

Рисунок 17. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в HL области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 1 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

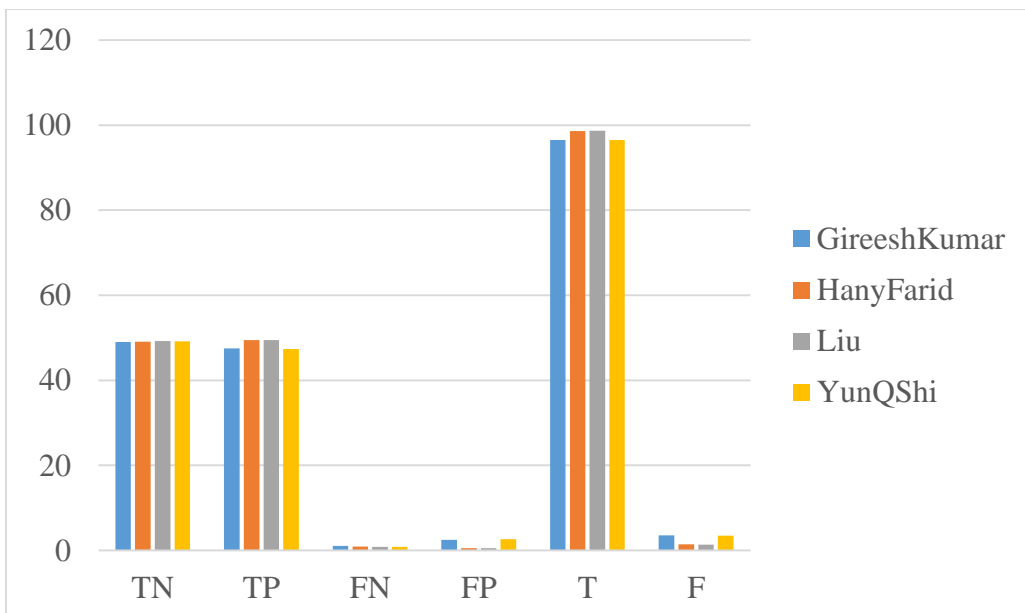


а)

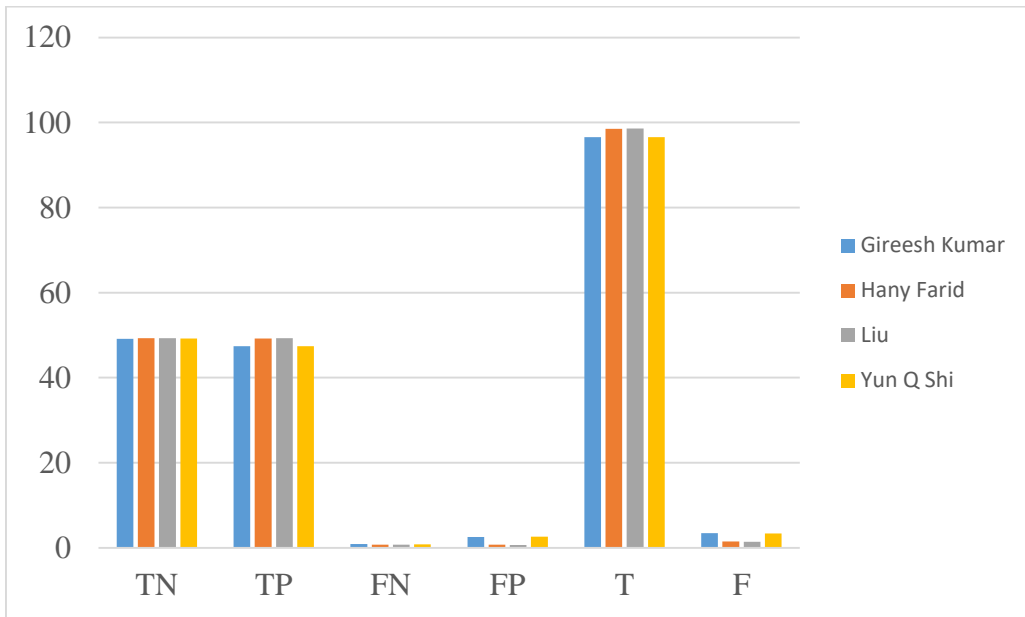


б)

Рисунок 18. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в HL области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 2 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

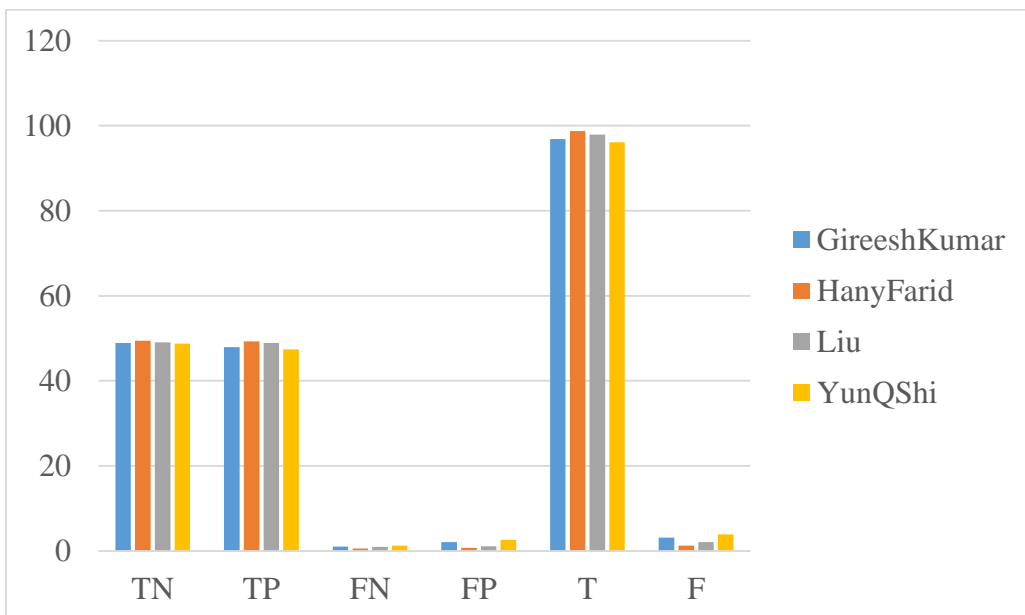


а)

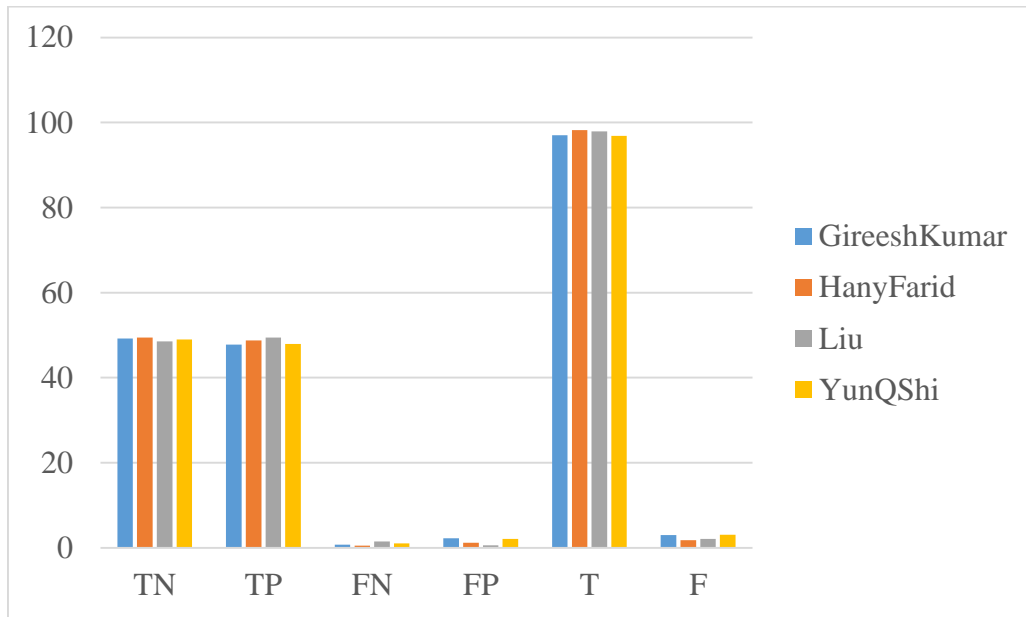


б)

Рисунок 19. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в НН области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 1 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.



а)



б)

Рисунок 20. Соотношение TN, TP, FN, FP, T и F при обнаружении факта встраивания в НН области при встраивании в предпоследние биты для коллекции 2 с объемом полезной нагрузки а) 10% б) 20%.

По представленным на рисунках 13-20 графикам видно, что вышеперечисленные методы показывают достаточно хорошие результаты (более 90% корректно классифицированных изображений) при обнаружении встраивания в область НН. При обнаружении встраивания в область LL данные методы недостаточно эффективны (около 80% верно классифицированных изображений при 20% полезной нагрузке). Наиболее проблемными с точки зрения обнаружения является встраивания информации в области LH, HL и LL для которых эффективность обнаружения встраивания составила около 80% при 20% полезной нагрузке.

Причиной низкой эффективности обнаружения факта встраивания в HL, LH и LL области заключается в невозможности однозначного разделения значений параметров для оригинальных и стегано изображений, в частности значений статистических моментов, используемых почти всеми методами.

На рисунке 21 представлены значения 1 статистического момента для ЛН области.

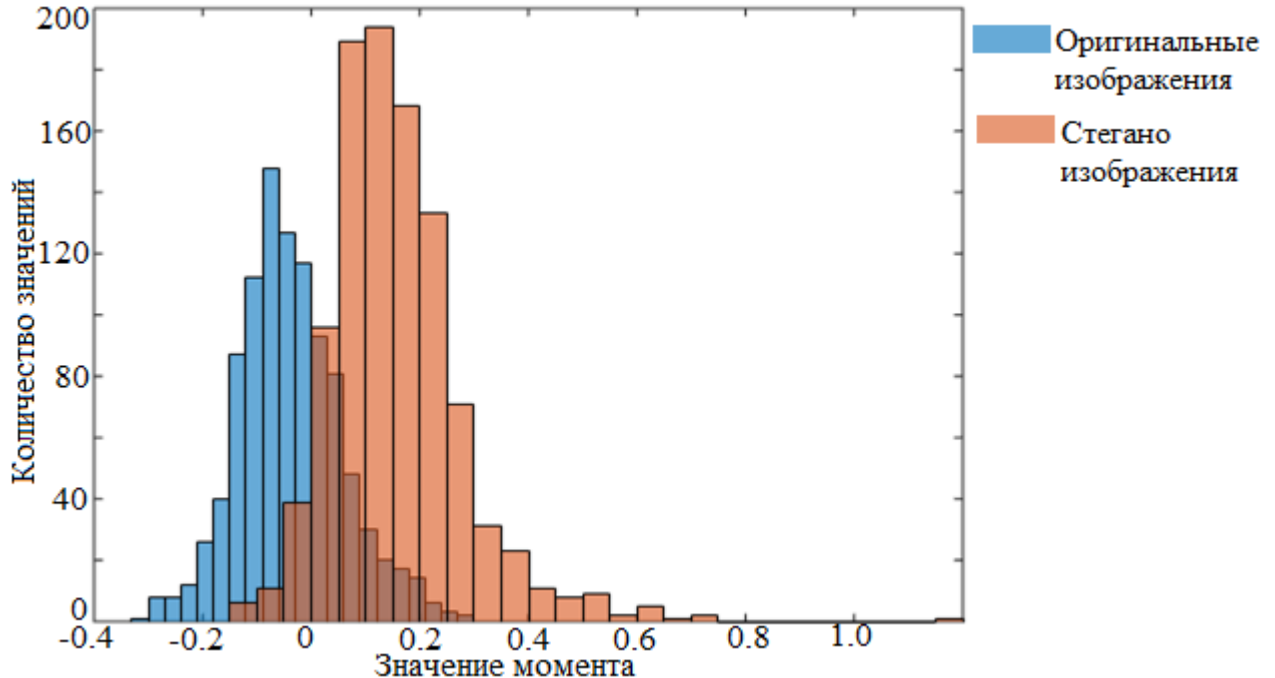


Рисунок 21 Значения первого статистического момента для оригинальных (синий) и стегано (оранжевый) изображений для ЛН области.

Как видно по данному рисунку значения статистического момента для оригинальных (синий цвет) и стегано (оранжевый цвет) изображений имеют достаточно большую область пересечения (темно оранжевый цвет). Таким образом, значительную часть изображений невозможно однозначно классифицировать на оригинальные или стегано изображения по данному параметру. За счет использования различных дополнительных параметров разные методы стеганодетектирования стараются улучшить результат классификации изображений, но используемые дополнительные параметры не позволяют добиться необходимого уровня обнаружения факта встраивания (более 90% корректно классифицированных изображений).

2.5. Анализ характеристик неподвижного изображения

Поскольку в данной работе в качестве контейнера для встраивания информации с помощью стеганографии рассматриваются цифровые изображения, то необходимо более детально рассмотреть их характеристики. В частности, закономерности, характерные для пространственной, частотной и вейвлет области изображения.

2.1.1. Анализ характеристик пространственной области изображения

Неподвижное цифровое изображение можно представить, как цифровой сигнал, содержащий в себе информацию о цвете отдельных точек, называемых пикселями, из которых впоследствии получается целое изображение [59]. В отличие от случайного сигнала, например, гауссова шума, для цифрового изображения характерны определенные закономерности.

Если взять два случайных изображения и посмотреть гистограммы значений пикселей данных изображений, то будет видно, что для разных изображений они могут заметно отличаться как по своей форме, так и по местоположению минимума и максимум – на рисунке 22 представлены два тестовых изображения, а на рисунке 23 гистограммы значений пикселей данных изображений.

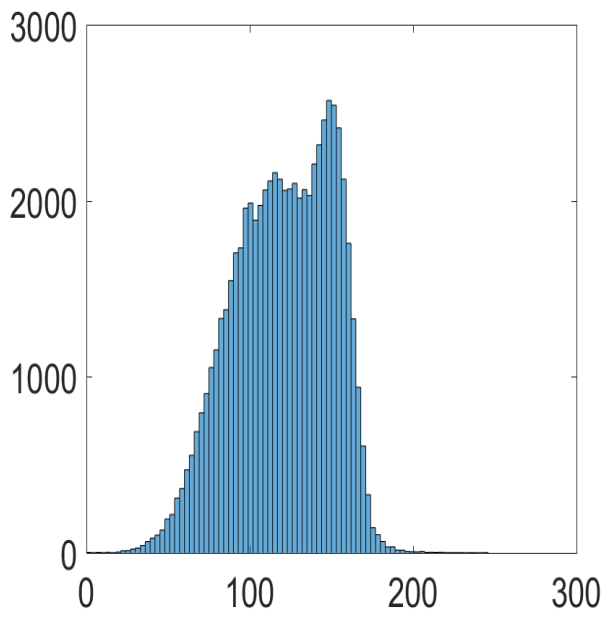


а)

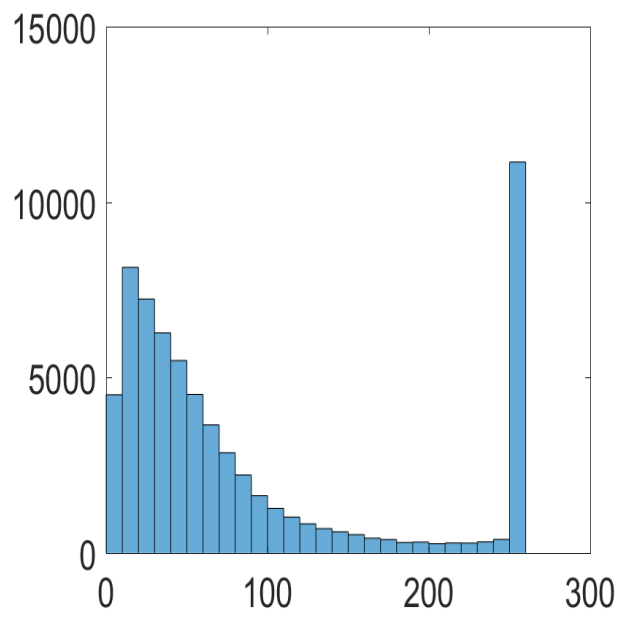


б)

Рисунок 22. Тестовые изображения



а)



б)

Рисунок 23. Гистограмма значений пикселей изображения а) с рисунка 22а б) с рисунка 22б

С другой стороны, если посмотреть на сами изображения, то видно, что значения соседних пикселей в изображении отличаются слабо. Особенно хорошо это видно, если посмотреть на гистограмму, составленную для матрицы разностей значений соседних пикселей, показанные на рисунке 24.

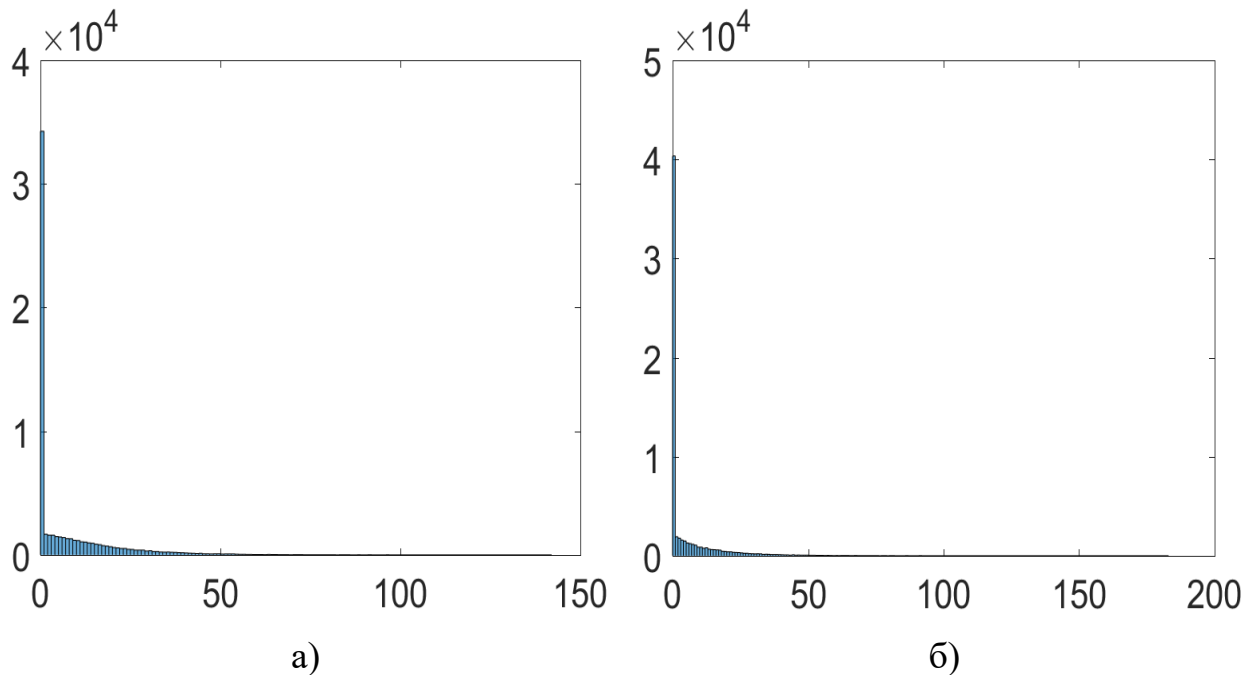


Рисунок 24. Гистограмма разницы значений соседних пикселей для изображения а) с рисунка 23а б) с рисунка 23б

Как видно из представленных на рисунке 24 гистограмм, разница между значениями соседних пикселей в большинстве случаев равна или близка к нулю. Чтобы выяснить в каких пределах колеблется процент пар соседних пикселей, разница между которыми близка или равна нулю, возьмем коллекцию из 1000 изображений и посчитаем для каждого процент пар пикселей, которые равны между собой, а также незначительно отличаются друг от друга.

Результаты приведены в таблице 6.

Таблица 6. Статистика по соотношениям соседних пикселей.

Значение разницы между соседними пикселями	Минимальное количество пар пикселей, %	Максимальное количество пар пикселей, %	Среднее количество пар пикселей, %
0	50,8	92,8	64,7
1	2,3	23,9	15,1
2	1,2	10,3	6,6
3	0,5	7,0	3,4
4	0,2	5,1	2,0
5	0,1	4,0	1,3
ИТОГО	-	-	93,1

В соответствии с полученной статистикой можно заключить, что в среднем почти 80% соседних пикселей в естественных изображениях либо равны между собой, либо отличаются на 1.

Таким образом, изображение можно приближенно рассматривать как математическую модель сигнала, где каждое следующее значение сигнала либо равно предыдущему, либо отличается от него на незначительно значение для большинства случаев составляющее +1 или -1.

2.1.2. Анализ характеристик частотной области изображения

В области анализа различных сигналов часто применяется преобразование Фурье [85]. Преобразование Фурье используется для решения сложных

уравнений, описывающих различные процессы, которые возникают под воздействием электрической, тепловой или световой энергии. В том числе изображений, так как неподвижное цифровое изображение – это результат воздействия световой энергии. По сути, изображение состоит из пикселей – массива измерений световой энергии пришедшейся на линзу фотоаппарата. Преобразование Фурье — это функция, описывающая амплитуду и фазу каждой синусоиды, соответствующей определённой частоте. Амплитуда представляет высоту кривой, а фаза — начальную точку синусоиды.

Для двумерного массива чисел, например, цифрового изображения, прямое и обратное преобразование Фурье вычисляется по следующим формулам:

$$F(x, y) = \frac{1}{NM} \sum_{n=1}^{N-1} \sum_{m=1}^{M-1} f(n, m) e^{-2\pi i \left(\frac{nx}{N} + \frac{my}{M} \right)}$$

$$f(n, m) = \sum_{x=1}^{N-1} \sum_{y=1}^{M-1} F(x, y) e^{2\pi i \left(\frac{nx}{N} + \frac{my}{M} \right)}$$

где x, y, n, m – координаты положения пикселя/коэффициента, N, M – общие размеры изображения по ширине и высоте, $f(n, m)$ – значение пикселя изображения с координатами n и m , а $F(x, y)$ – значение коэффициента с координатами x и y .

Одним из популярных методов преобразования изображений является дискретное косинусное преобразование [61]. Дискретное косинусное преобразование – это одна из разновидностей гармонического анализа, которое осуществляет разложение имеющегося сигнала на ряд гармоник отдельных сигналов. В результате дискретного косинусного преобразования получается массив коэффициентов дискретного косинусного преобразования. Коэффициент – это число, выражающее степень присутствия конкретной пространственной частоты, имеющейся в изображении. Например, чем больше, коэффициент перед базисной функцией, расположенной более справа, тем больше резких переходов

изображения в горизонтальной плоскости имеется. Прямое и обратное дискретное косинусное преобразование вычисляется по следующим формулам:

$$B(p, q) = f(p)f(q) \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} A(m, n) \cos\left(\frac{\pi(2m+1)p}{2M}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)q}{2N}\right)$$

$$A(m, n) = \sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} f(p)f(q)B(p, q) \cos\left(\frac{\pi(2m+1)p}{2M}\right) \cos\left(\frac{\pi(2n+1)q}{2N}\right)$$

где $0 \leq p \leq M - 1$ и $0 \leq q \leq N - 1$, а $f(x)$ вычисляется следующим образом:

$$f(p) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}}, & \text{если } p = 0; \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & \text{если } 1 \leq p \leq M; \end{cases} \quad f(q) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{M}}, & \text{если } q = 0; \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & \text{если } 1 \leq q \leq N; \end{cases}$$

где M и N - размеры изображения, m и n - координаты положения пикселя в изображении, p и q - координаты положения коэффициента, $A(m, n)$ - значение пикселя изображения с координатами m и n , $B(p, q)$ значение коэффициента с координатами p и q .

При применении дискретного косинусного преобразования к изображению в результате получается массив коэффициентов, состоящий из высокочастотных, среднечастотных и низкочастотных коэффициентов.

На рисунке 25 приведен пример получаемого массива коэффициентов для случайного изображения.

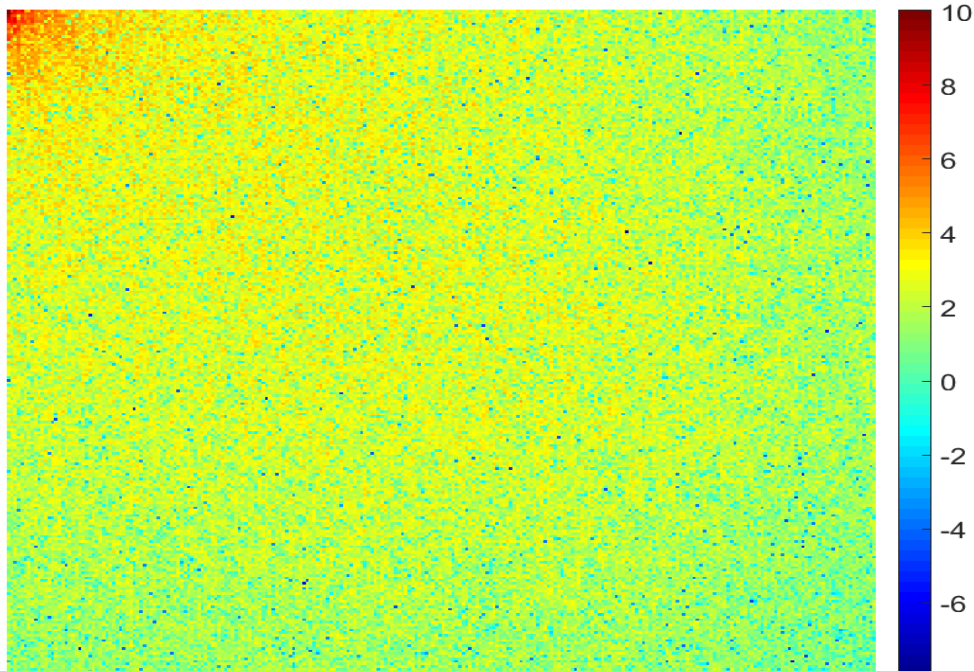


Рисунок 25. Расположение коэффициентов дискретного косинусного преобразования для обычного изображения.

Коэффициенты в массиве коэффициентов, приведенном на рисунке 25 располагаются следующим образом:

- область рисунка в верхнем левом углу – область низкочастотных коэффициентов;
- область рисунка в нижнем правом углу – область высокочастотных коэффициентов;
- область рисунка между ними – область среднечастотных коэффициентов.

Низкочастотные коэффициенты в данном случае несут основную информацию об изображении, а высокочастотные коэффициенты несут информацию о мелких деталях в изображении, в том числе шумовой

составляющей, присутствующих практически в каждом изображении из-за несовершенства существующей техники.

С точки зрения стеганодетектирования частотная область изображения представляет определенный интерес в связи с тем, что высокочастотные коэффициенты являются чувствительными к внесению даже небольших изменений в изображение.

Для примера, возьмем случайное изображение, добавим в него шум Гаусса и рассмотрим, как это скажется на самом изображении, а также на ДКП области данного изображения. На рисунке 26 представлено данное изображение, а на рисунке 27 представлены коэффициенты области ДКП данного изображения.

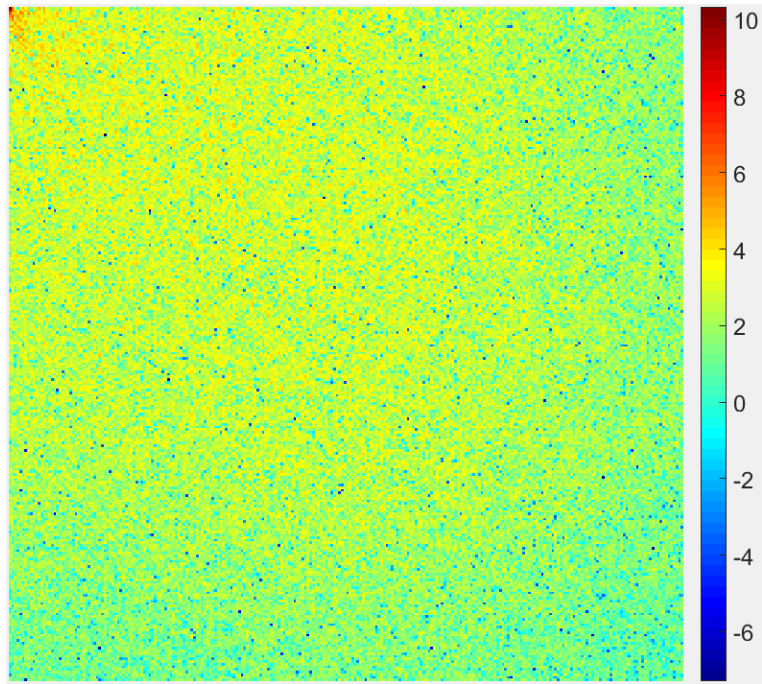


а)

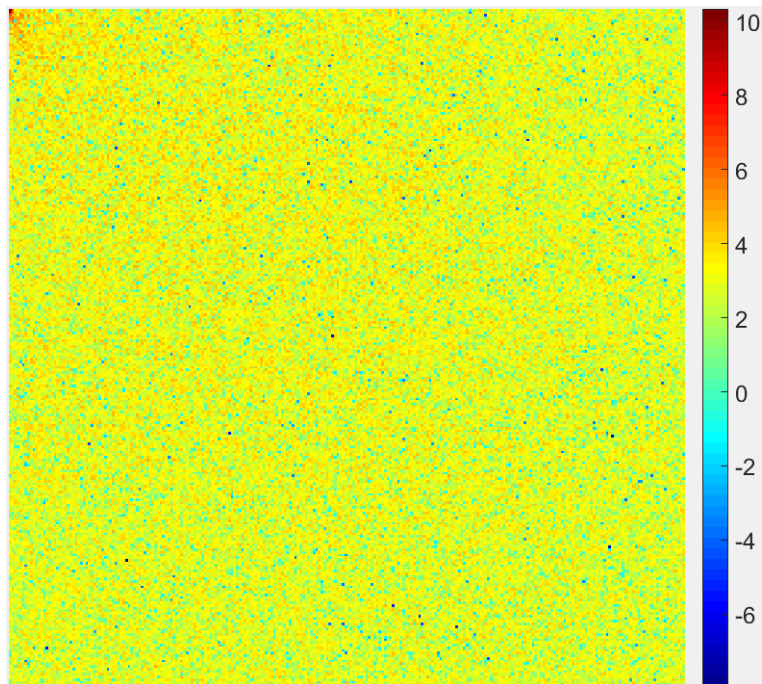


б)

Рисунок 26. Изображение: а) оригинальное, б) с добавлением шума Гаусса



а)



б)

Рисунок 27. Коэффициенты области ДКП для а) оригинального изображения с рисунка 26а б) изображения с добавленным шумом Гаусса с рисунка 26б

В случае с добавлением в изображение шума Гаусса видна существенная разница между оригинальным изображением, представленном на

рисунке 26а, и изображением с шумом Гаусса, представленном на рисунке 26б. Аналогично даже невооруженным глазом заметна существенная разница между областью ДКП оригинального изображения, представленной на рисунке 27а, и областью ДКП изображения с шумом Гаусса, представленной на рисунке 27б.

2.1.3. Анализ характеристик вейвлет области изображения

Поскольку в данной работе в качестве основной области для встраивания рассматриваются области коэффициентов получаемые при вейвлет преобразовании изображения [60], то необходимо проанализировать, что происходит при вейвлет преобразовании изображения.

В качестве вейвлет преобразования рассмотрим преобразование Хаара, так как именно данное преобразование часто используется как в методах встраивания информации в вейвлет область изображения, так и для обнаружения данного встраивания.

Вейвлет преобразование изображения, по сути, заключается в умножение групп пикселей изображения на матрицу коэффициентов вейвлета, которая для преобразования Хаара представлена в следующем виде:

$$\begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}}, -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{cases}$$

где первую строчку составляют низкочастотные коэффициенты (l_1 и l_2), а вторую строчку составляют высокочастотные коэффициенты (h_1 и h_2). При умножении пары пикселей x и y , получается следующая пара коэффициентов:

$$k_l = x * l_1 + y * l_2$$

$$k_h = x * h_1 + y * h_2$$

где k_l – получаемый низкочастотный коэффициент, а k_h – получаемый высокочастотный коэффициент, l_1 и l_2 – низкочастотные коэффициенты вейвлета,

h_1 и h_2 – высокочастотные коэффициенты вейвлета, x и y – значения пары пикселей.

Если низкочастотные коэффициенты в данном случае похожи на некоторое среднее значение из группы пикселей, то значения высокочастотных коэффициентов, представляющие собой разность между пикселями, скорее стремятся к нулю, так как значения соседних пикселей близки между собой. Это хорошо видно, если представить матрицы низкочастотных и высокочастотных в виде изображений показанных на рисунке 28.

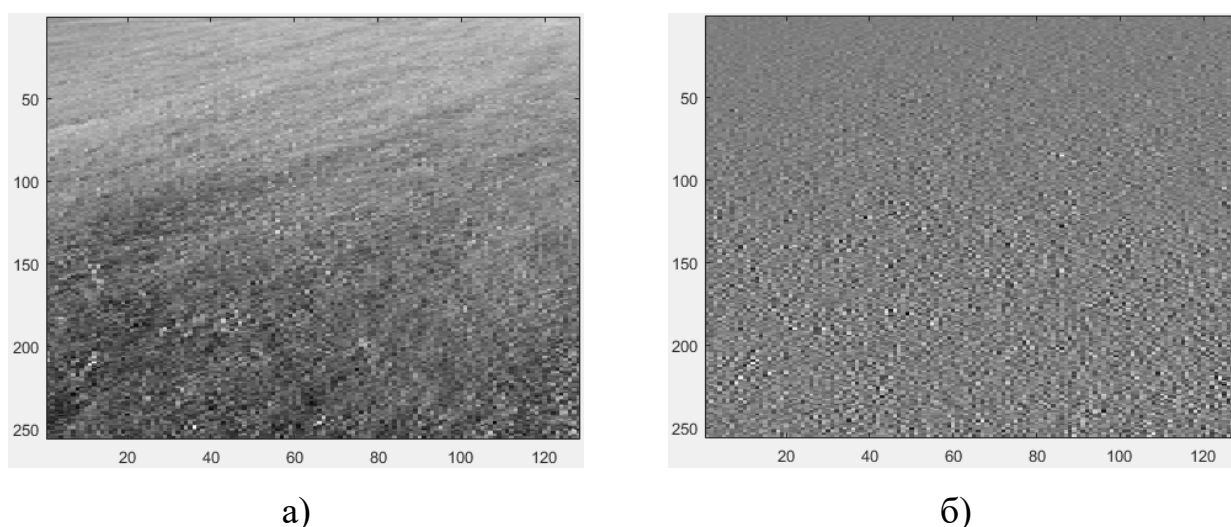
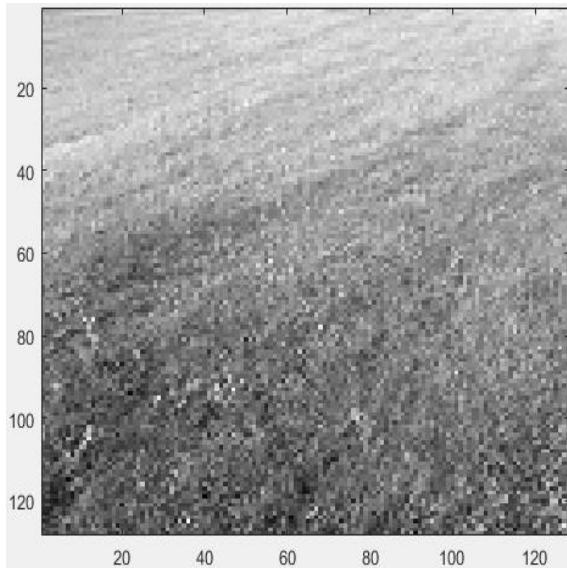


Рисунок 28. Матрица области а) низкочастотных коэффициентов полученная в результате одномерного ДВП, б) высокочастотных коэффициентов, полученная в результате одномерного ДВП

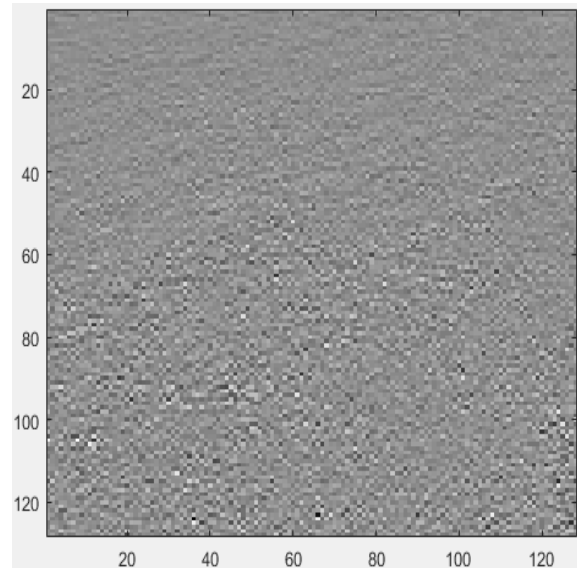
По рисунку 28 видно, что матрица низкочастотных коэффициентов похожа на оригинальное изображение, только уменьшенное в два раза, в то время как матрица высокочастотных коэффициентов имеет преимущественно темно серый цвет, так как состоит из близких к нулю значений.

В тоже время при вейвлет преобразовании изображения речь, как правило, идет о двукратном выполнении данного преобразования. Сначала вейвлет преобразование выполняется для строк изображения, а затем для полученной

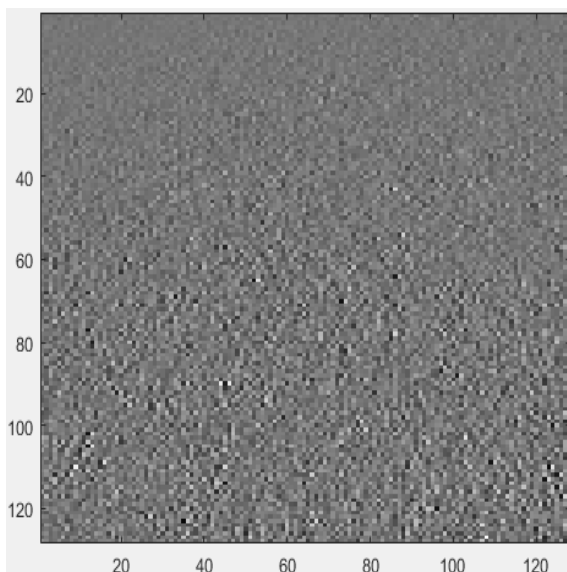
областей коэффициентов – оно выполняется по столбцам. Результат выполнения двумерного вейвлет преобразования изображения представлен на рисунке 29.



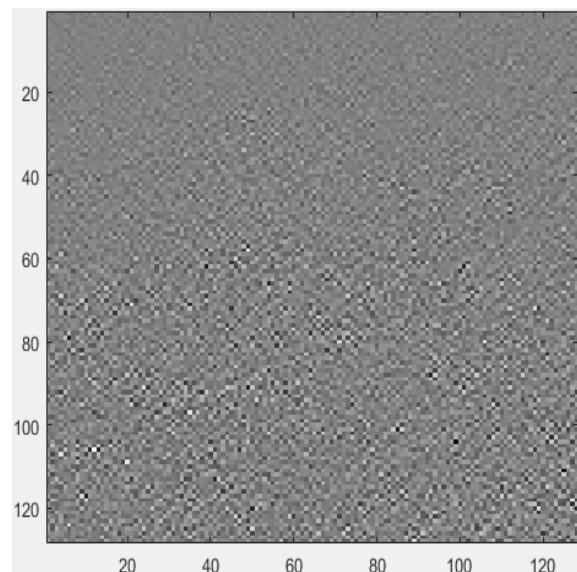
а)



б)



в)



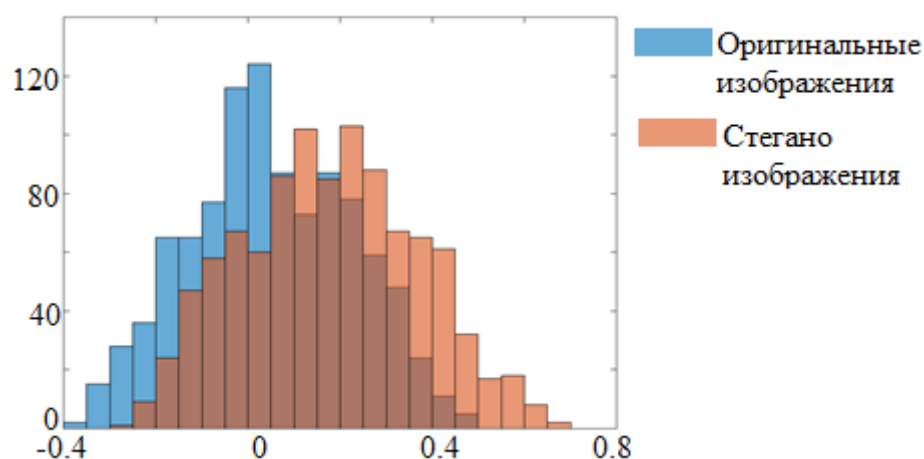
г)

Рисунок 29. Матрица коэффициентов области а) LL полученная в результате двумерного ДВП, б) LH полученная в результате двумерного ДВП, в) HL полученная в результате двумерного ДВП, г) HH полученная в результате двумерного ДВП

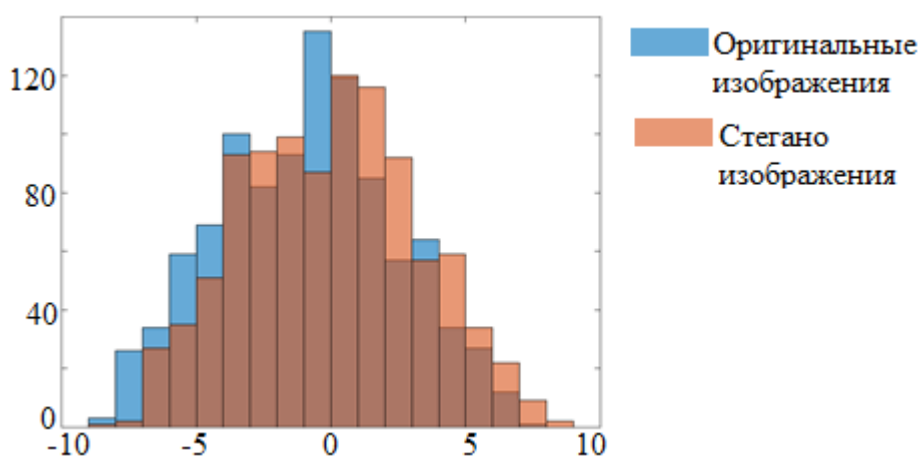
Здесь важно отметить, что, несмотря на кажущуюся схожесть между областями LH и HL, между ними присутствует определенное различие. Дело в том, что Коэффициенты области HL получены на основе матрицы низкочастотных коэффициентов одномерного ДВП изображения, которая похожа на оригинальное изображение. В то время как коэффициенты матрицы LH получены на основе матрицы высокочастотных коэффициентов одномерного ДВП изображения, значения которых близки к нулю. Также стоит отметить высокую схожесть между исходным изображением и низкочастотной LL областью, получаемой при ДВП изображения.

Существующие методы стеганодетектирования для обнаружения факта встраивания в вейвлет область изображения используют много различных параметров вейвлет области, в частности значения статистических моментов для областей коэффициентов LL, HL, LH, HH, получаемых при ДВП изображения. Встраивание в область вейвлет коэффициентов оказывает заметное влияние на значения данных статистических моментов. Если сравнить значения данных параметров для оригинальных и для стегано изображения – то заметна определенная разница между значением данного параметра в оригинальном и в стегано изображении. С другой стороны значения статистических моментов имеют определенный разброс, что не позволяет однозначно определить факт встраивания. В тоже время установлено, что на степень изменения значений статистических моментов при встраивании информации в вейвлет область изображения оказывает заметное влияние конкретный использованный вейвлет фильтр.

На рисунке 30 показаны гистограммы одного из статистических моментов. Разницу между изменением статистических моментов при использовании двух различных вейвлетов можно наглядно увидеть при сравнении гистограмм на рисунках 30а и 30б.



а)



б)

Рисунок 30. Гистограмма значений первого статистического момента для ЛН области оригинальных (синий) и стегано (оранжевый) изображений (темно оранжевый – область пересечения гистограмм) при использовании а) вейвлета Хаара б) случайно выбранного вейвлета

При использовании вейвлета Хаара (рисунок 30а) заметна достаточно большая разница между гистограммами статистического момента для

оригинальных и стегано изображений. В тоже время при использовании вейвлета с произвольно выбранными коэффициентами (рисунок 30б) гистограммы имеют значительно большую область пересечения. При этом между значениями данного параметра при использовании вейвлета Хаара и случайного вейвлета существует взаимосвязь.

Еще одной особенностью вейвлет области является взаимосвязь между собой получаемых при ДВП областей коэффициентов. Данную взаимосвязь используют некоторые из рассмотренных методов стеганодетектирования при анализе изображения на предмет наличия встроенной информации.

2.6. Выводы

В данной главе:

1. Представлены методики оценки эффективности методов стеганодетектирования, позволяющие наглядно оценить и сравнить эффективность нескольких методов стеганодетектирования между собой.
2. Проведен сравнительный анализ эффективности существующих методов стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в каждую из частотных областей коэффициентов (LL, HL, LH, HH), получающихся в результате ДВП изображения.
3. По результатам сравнительного анализа установлена недостаточная эффективность существующих методов стеганодетектирования для обнаружения факта встраивания в область ДВП (особенно областей LH, HL и LL). Определена причина недостаточной эффективности существующих методов стеганодетектирования, при обнаружении факта встраивания в вейвлет область изображения.
4. Проанализировано влияние, оказываемое фактом встраивания, на различные области коэффициентов вейвлет области изображения.

Определены искажения, возникающие при встраивании в вейвлет область изображения. Представлена методика моделирования стеганографического воздействия, возникающего при встраивании информации в вейвлет область изображения.

5. Проанализирована структура изображения: пространственная, частотная и вейвлет области изображения. Определены закономерности, характерные для каждой из проанализированных областей изображения, которые могут быть полезны при стеганодетектировании.

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА СПОСОБОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ ПРИ ОБНАРУЖЕНИИ ВСТРОЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ В ВЕЙВЛЕТ ОБЛАСТИ НЕПОДВИЖНОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

В данной главе:

- предлагается несколько способов повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встраивания в области высокочастотных коэффициентов LH и HL, получаемых при ДВП неподвижного изображения.
- предлагается способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встраивания в область низкочастотных коэффициентов LL, получаемую при ДВП неподвижного изображения.

3.1. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения путем использования особенностей вейвлет преобразования

Идея первого способа повышения эффективности основана на отмеченной в разделе 2.5 взаимосвязи между областями коэффициентов, получаемых с использованием различных вейвлетов, а также на взаимосвязи между областями коэффициентов, получаемыми в результате одномерного и двумерного вейвлет преобразования.

Данные взаимосвязи позволяют оценить значения определенных параметров, используемых для стеганодетектирования, в оригинальном изображении, что позволяет повысить эффективность стеганодетектирования при обнаружении встраивания в вейвлет область изображения.

3.1.1 Повышение эффективности стеганодетектирования путем использования взаимосвязи параметров областей коэффициентов, получаемых с помощью различных вейвлетов

Идея предложенного способа повышения эффективности стеганодетектирования состоит в том, чтобы подобрать специализированный вейвлет (набор низко- и высокочастотных коэффициентов), таким образом, чтобы он удовлетворял следующим критериям:

- факт встраивания в вейвлет область изображения не должен оказывать заметное влияние на значения статистических моментов для областей ДВП изображения, получаемых с использованием данного специализированного вейвлета;
- значения статистических моментов для областей коэффициентов, получаемых при использовании специализированного вейвлета, должны быть связаны со значениями статистических моментов для областей коэффициентов, получаемых при использовании вейвлета Хаара;

Для определения специализированного вейвлета максимально удовлетворяющего вышеперечисленным критериям необходимо иметь возможность численно оценить степень соответствия каждому из критериев:

1. Оценка степени «чувствительности» вейвлета (статистических моментов областей LL, HL, LH, HH) к факту встраивания в область ДВП изображения.

Степень «чувствительности» вейвлета к встраиванию информации должна характеризовать степень отличия параметров вейвлет области стегано изображений от параметров вейвлет области оригинальных изображений. Очевидно, что данная величина связана с разницей между значениями таких параметров, в частности, данная величина должна быть связана с разницей между статистическими моментами для оригинальных и стегано изображений. В тоже время необходимо учитывать степень разброса значений статистических

моментов, так как разброс значений снижает возможность обнаружения разницы между значениями статистических моментов для оригинальных и стегано изображений. Таким образом, для получения численной оценки степени «чувствительности» конкретного вейвлета предлагается следующая формула:

$$G_1 = \frac{\sum_{i=1}^N |M_i - M'_i|}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - \bar{M})^2}},$$

где, M_i – значение статистического момента области коэффициентов ДВП i -го оригинального изображения (M'_i – стегано изображения) из коллекции изображений, \bar{M} – среднее значение статистического момента для массива изображений.

Для абсолютно «нечувствительного» к встраиванию вейвлета значение степени чувствительно вейвлета G_1 , полученное по указанной формуле, составит 0. Чем больше значение G_1 – тем более «чувствителен» вейвлет к встраиванию в вейвлет область изображения.

2. Оценка степени взаимосвязи между значениями статистических моментов, получаемых посредством вейвлета Хаара и специализированного вейвлета.

Взаимосвязь между статистическим моментом, полученным с помощью вейвлета Хаара (M^{haar}), и статистическим моментом, полученным с помощью специализированного вейвлета ($M^{special}$), можно представить в виде функции [96]:

$$M^{haar'} = f(M^{special}),$$

где $M^{haar'}$ значение M^{haar} , предсказанное на основе $M^{special}$.

Коэффициенты данной функции взаимосвязи могут быть определены посредством метода наименьших квадратов.

Оценить степень взаимосвязи между значениями M^{haar} и $M^{special}$ можно посредством оценки разницы между значениями $M^{haar'}$ и M^{haar} по следующей формуле:

$$G_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |M_i^{haar} - M_i^{haar'}|,$$

где M_i^{haar} – значение статистического момента области ДВП (LL, HL, LH, HH), полученного с использованием вейвлета Хаара ($M_i^{special}$ – с использованием специализированного вейвлета) для i -го оригинального изображения.

Для идеально взаимосвязанных значений значения M^{haar} и $M^{special}$ значения M^{haar} и $M^{haar'}$ будут равны, а оценка взаимосвязи G_2 , рассчитанная по формуле (3), будет равна 0. Чем больше значение G_2 – тем меньше взаимосвязь между статистическими моментами.

В результате был определен следующий вейвлет, максимально удовлетворяющим вышеуказанным критериям [62]. Низко- и высокочастотные фильтры описывающие подобранный специализированный вейвлет представлены в таблице 7.

Таблица 7. Низко и высокочастотные коэффициенты вейвлет-разложения

Низкочастотные коэффициенты	Высокочастотные коэффициенты
0.417; 0.916; 0.011; 0.389; 0.579; 0.527; 1.007	0.417; 0.916; 0.011; -0.389; 0.579; -0.527; -1.007

На рисунке 31 приведены гистограммы значений первого статистического момента для областей коэффициентов HL, LH и HH вейвлет области изображения, получаемые при использовании данного специализированного вейвлета.

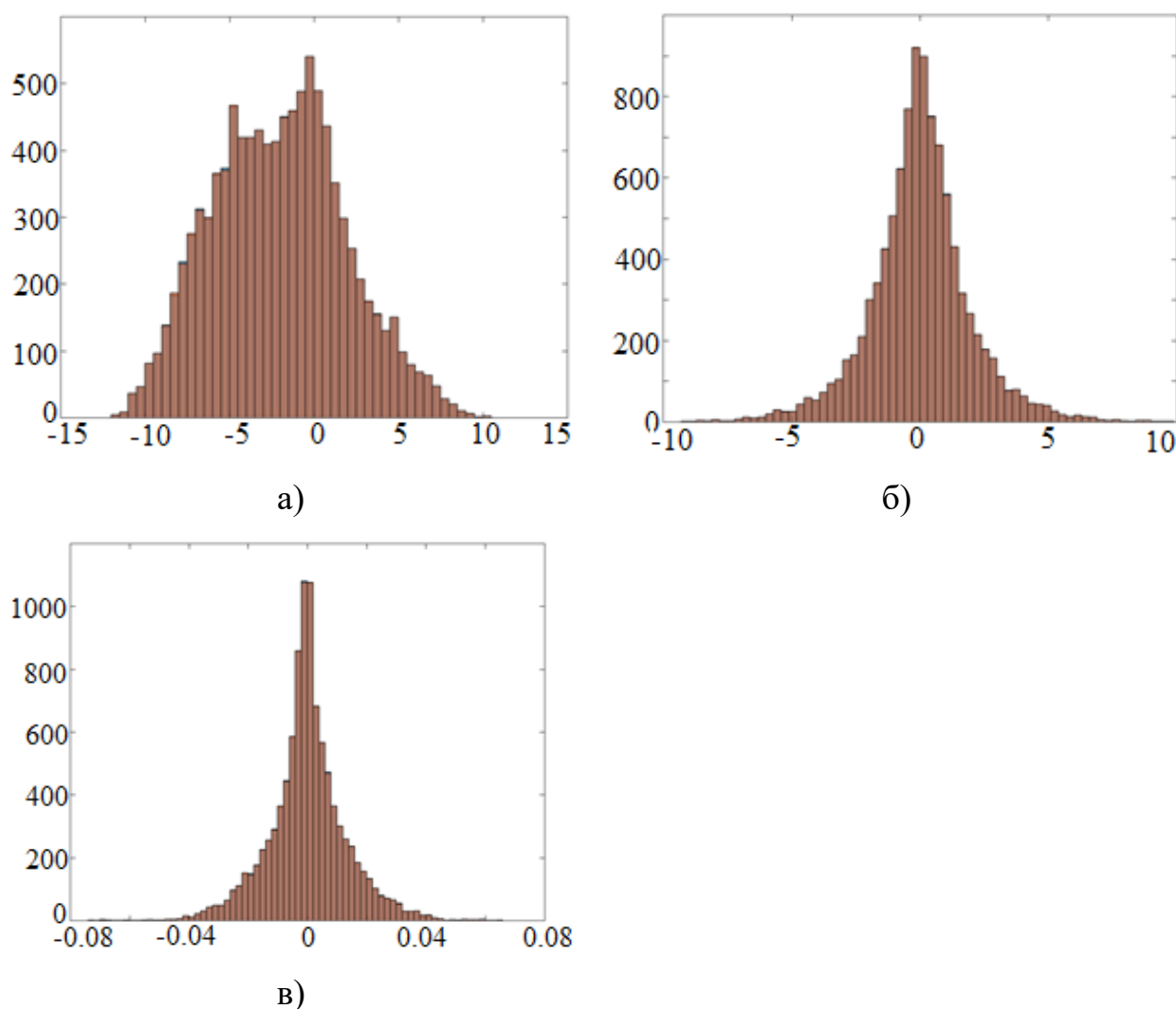


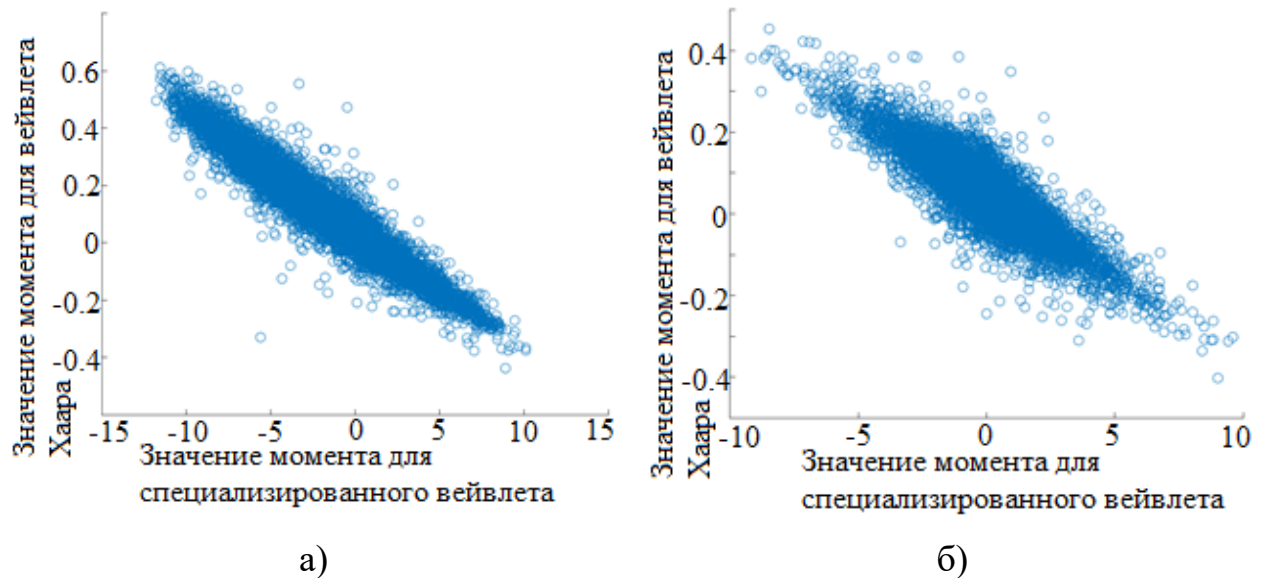
Рисунок 31. Гистограмма значений первого статистического момента оригинальных (синий) и стегано- (оранжевый) изображений с использованием специализированного вейвлета (темно оранжевый – область пересечения гистограмм) для а) для LH области б) HL области в) HH области

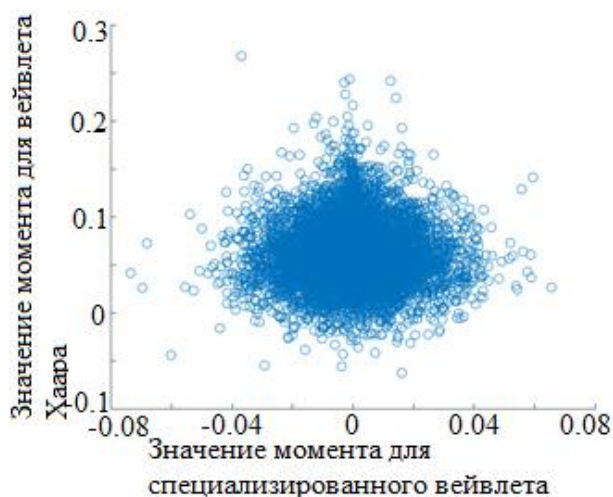
На гистограммах на рисунке 31 видно, что гистограммы значений статистических моментов для оригинальных и стегано изображений практически

полностью совпадают, следовательно, можно констатировать что предлагаемый специализированный вейвлет обладает практически полной «нечувствительностью» к факту встраивания в области коэффициентов LH, HL, HH вейвлет области изображения.

В тоже время значения статистических моментов, получаемые с использованием предложенного в статье специализированного вейвлета, оказываются связаны со значениями статистических моментов, получаемых с использованием вейвлета Хаара.

Наличие данной связи показано на рисунке 32, на котором можно увидеть наличие достаточно прямой закономерности между значениями статистических моментов областей ДВП изображения, полученных с использованием вейвлета Хаара и с использованием предлагаемого специализированного вейвлета для областей LH и HL.





в)

Рисунок 32. График зависимости первого статистического момента для вейвлета Хаара (ось X) и специализированного вейвлета (ось Y) для а) LH области б) HL области в) HH области

Использование значений статистических моментов, полученных с помощью специализированного вейвлета, за счет вышеописанных закономерностей, могут быть использованы для повышения эффективности методов стеганодетектирования основанных на использовании машинного обучения. Таким образом, для обнаружения факта встраивания в область ДВП в рамках данного способа предлагается использовать следующий набор параметров для метода машинного обучения, состоящий из:

- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов для областей LL, HL, LH, HH, используемых в методах [52,53,54,47];
- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов для областей LL, HL, LH, HH, полученных с помощью описанного в таблице 7 специализированного вейвлета.

Первая часть данных параметров является "чувствительной к встраиванию информации в области коэффициентов LH HL вейвлет области изображения и значения данных параметров заметно изменяются при встраивании информации в области LH и HL ДВП изображения, что позволяет методам машинного обучения

классифицировать изображения как оригинальные или стегано изображения. Вторая часть данных параметров используется для предсказания значений параметров первой части в оригинальном изображении, что позволяет методу машинного обучения более четко обнаруживать факт изменения значений параметров первой части при встраивании информации в области коэффициентов LH и HL.

Общая схема предлагаемого способа представлена на рисунке 33

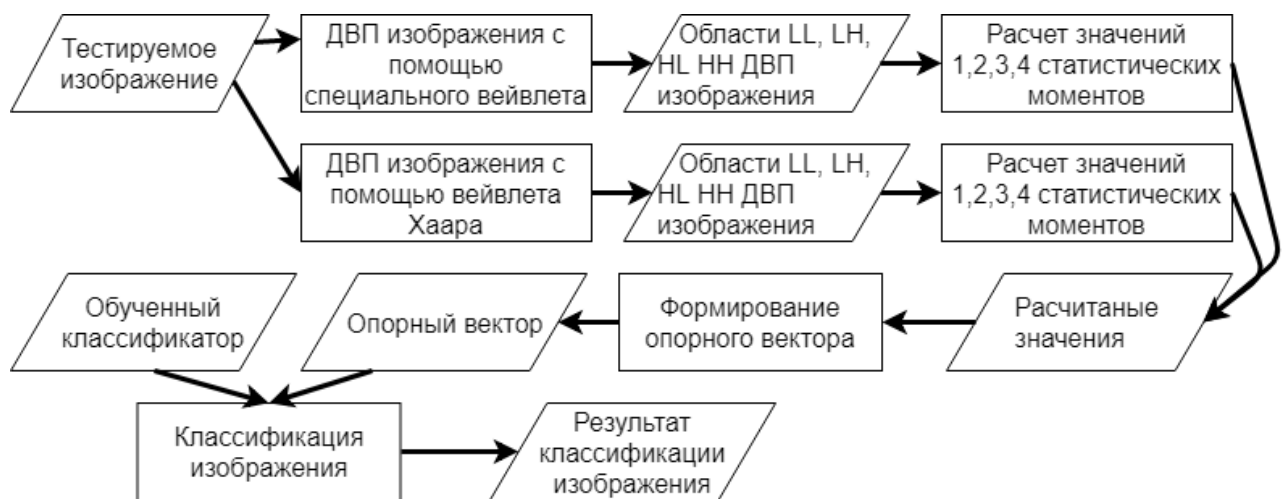


Рисунок 33. Схема предлагаемого способа.

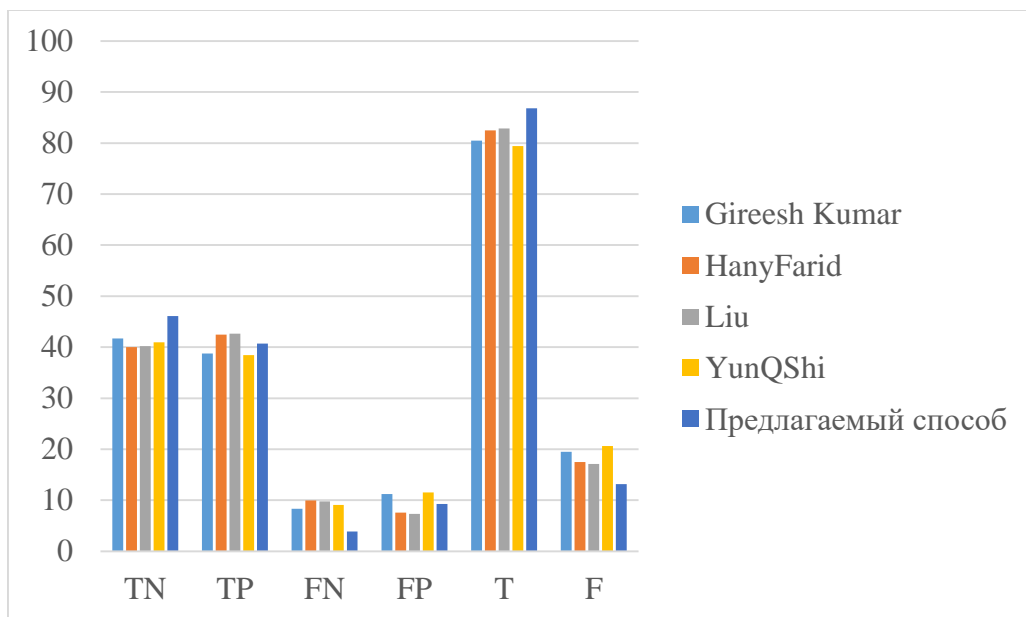
В соответствии со схемой на рисунке 33 для анализа изображения на наличие встроенной информации в первую очередь необходимо выполнить его двумерное ДВП с использованием вейвлета Хаара и с использованием специального вейвлета и получить области коэффициентов LL, LH, HL и HH. Затем для данных областей коэффициентов необходимо вычислить вышеописанные статистические моменты, которые составят опорный вектор для машины опорных векторов. Полученный опорный вектор следует подать на вход предварительно обученной машины опорных векторов результатом работы которой является бинарная классификация изображения: оригинальное или стегано изображение.

Предлагаемый набор параметров, полученный для тестируемого изображения, подается в качестве опорного вектора на вход машине опорных

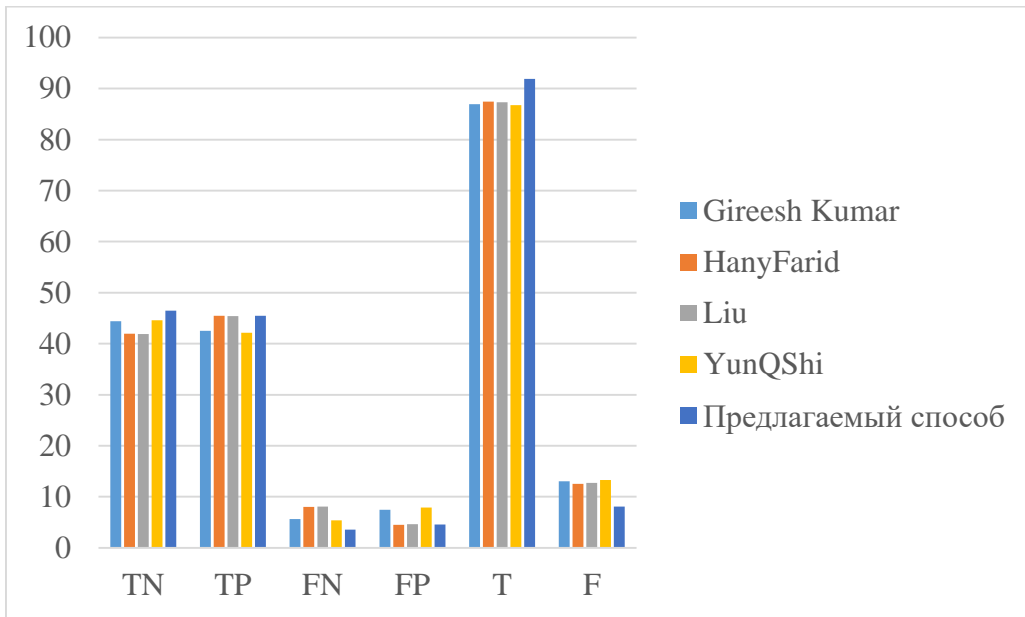
векторов, используемой в качестве метода машинного обучения, для классификации изображения на предмет наличия встроенной информации. Результатом работы машины опорных векторов является бинарная классификация изображения: оригинальное изображение или стегано изображение.

Проведем оценку эффективности стеганодетектирования с использованием описанного набора параметров при обнаружении встраивания в вейвлет область неподвижных изображений аналогично разделу 2.4 для двух выбранных коллекций и сравним ее с эффективностью других методов стеганодетектирования [52,53,54,47].

На рисунках 34-35 представлены графики соотношения TP, TN, FP, FN, T, F, для предлагаемого способа, а также других методов стеганодетектирования для сравнения.

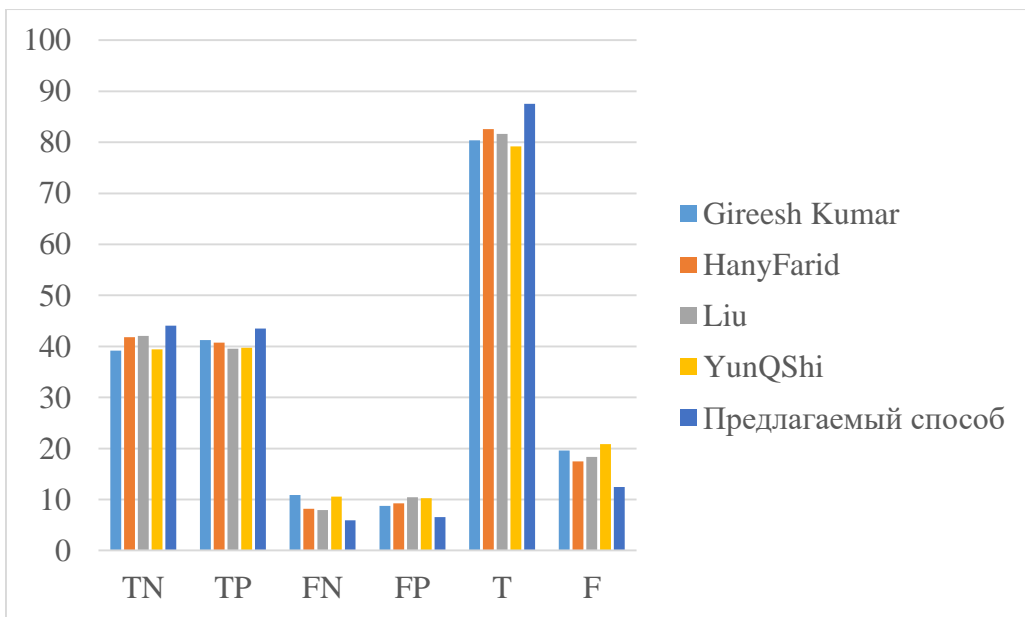


a)

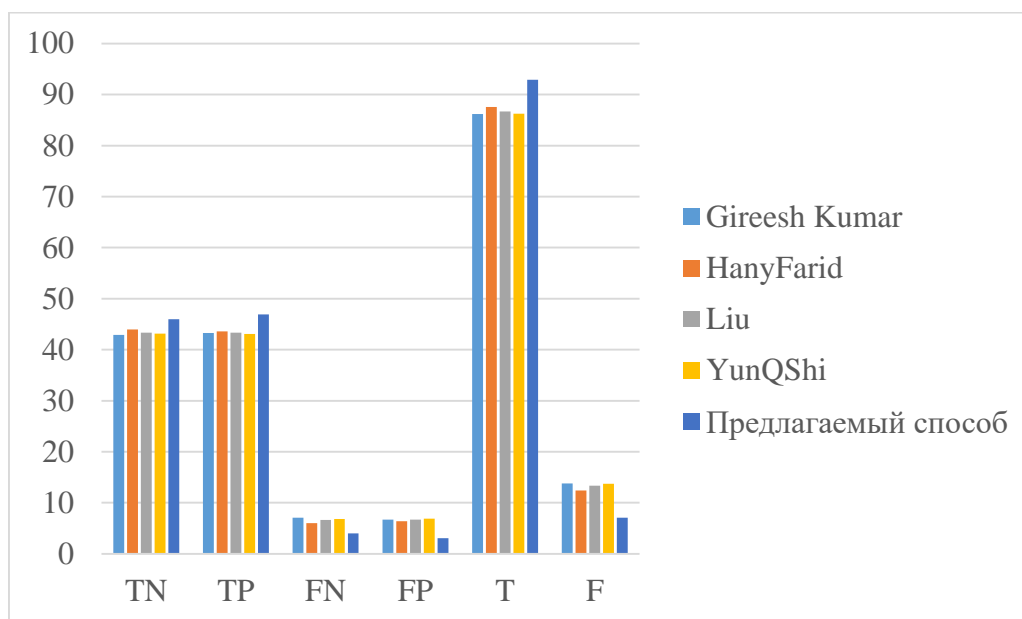


б)

Рисунок 34. График соотношения TN, TP, FP, FN, T, F с 20% полезной нагрузке для коллекции 1 при встраивании в а) LH область б) HL область



а)



б)

Рисунок 35. График соотношения TN, TP, FP, FN, T, F с 20% полезной нагрузке для коллекции 2 при встраивании в а) LH область б) HL область

Представленные на рисунках 34-35 графики наглядно демонстрируют, что предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования, основанный на использовании специализированного вейвлета, дает более высокую эффективность обнаружения для областей LH и HL.

Для LH области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 3,95-4,97% (среднее 4,46%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для HL области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 4,44%-5,38% (среднее 4,91%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для областей LL и HH предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования не дает повышения эффективности по сравнению с

существующими методами стеганодетектирования и даже немного уступает им по эффективности.

3.1.2 Повышение эффективности стеганодетектирования путем использования взаимосвязи параметров областей коэффициентов между областями одномерного и двумерного вейвлет преобразования

Как было определено выше проблема с низкой эффективностью обнаружения факта встраивания заключается в том, что значения параметров для оригинальных и стегано изображений имеют определенную погрешность, что приводит к тому, что невозможно четко разделить между собой оригинальные и стегано изображения.

Проанализируем причину возникновения погрешности. Рассмотрим одномерное вейвлет преобразование на примере группы из двух пикселей x_1 и x_2 . Как видно из модели изображения большинство соседних пикселей равны между собой либо отличаются не более чем на 1.

Таким образом, для пары соседних пикселей возможны следующие, представленные в таблице 8, значения вейвлет коэффициентов.

Таблица 8. Значения вейвлет коэффициентов для пары пикселей

x_1	x_2	НЧ коэффициент	ВЧ коэффициент
X	$x-1$	$(2x - 1)/\sqrt{2}$	$1/\sqrt{2}$
X	x	$(2x)/\sqrt{2}$	0
X	$x+1$	$(2x + 1)/\sqrt{2}$	$-1/\sqrt{2}$

Таким образом, если количество ситуаций, когда $x_2 > x_1$ и $x_2 < x_1$ одинаковое, то значение первого статистического момента должно быть равно нулю. Но, если взять реальное изображение, то видно, что количество ситуаций близко между собой, но не равно, что видно по таблице 9.

Таблица 9. Количество рассматриваемых ситуаций в реальном изображении

Ситуация	Количество в реальном изображении
$x_1 > x_2$	54631
$x_1 = x_2$	46306
$x_1 < x_2$	52983

Теперь рассмотрим, как получается значение вейвлет коэффициентов из области LH, а также остальных коэффициентов, при двумерной вейвлет разложении изображения на примере группы из четырех пикселей x_1 , x_2 , x_3 и x_4 , чтобы понять откуда берется погрешность:

- коэффициент $L_{1D}(x_1, x_2) = (x_1 + x_2)/\sqrt{2}$;
- коэффициент $L_{1D}(x_3, x_4) = (x_3 + x_4)/\sqrt{2}$;
- коэффициент $H_{1D}(x_1, x_2) = (x_1 - x_2)/\sqrt{2}$;
- коэффициент $H_{1D}(x_3, x_4) = (x_3 - x_4)/\sqrt{2}$;
- коэффициент $LL_{2D}(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{L_{1D}(x_1, x_2) + L_{1D}(x_3, x_4)}{\sqrt{2}} = (x_1 + x_2 + x_3 + x_4)/2$;
- коэффициент $HL_{2D}(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{H_{1D}(x_1, x_2) + H_{1D}(x_3, x_4)}{\sqrt{2}} = (x_1 - x_2 + x_3 - x_4)/2$;
- коэффициент $LH_{2D}(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{L_{1D}(x_1, x_2) - L_{1D}(x_3, x_4)}{\sqrt{2}} = (x_1 + x_2 - x_3 - x_4)/2$;

- коэффициент $HH_{2D}(x_1, x_2, x_3, x_4) = \frac{H_{1D}(x_1, x_2) - H_{1D}(x_3, x_4)}{\sqrt{2}} = (x_1 - x_2 - x_3 + x_4)/2$.

Как видно погрешность в данном случае представляет собой сумму разностей между двумя парами соседних пикселей. В тоже время, как видно по формулам, оценить значения погрешности статистических моментов для областей LH и HL можно используя области L и H, получаемые с помощью одномерное ДВП преобразования. Для этого следует рассчитать массивы разностей $Dif_x(L)$, $Dif_y(L)$ по следующим формулам:

$$Dif_x(L) = L_{1D}(x + 1, y) - L_{1D}(x, y);$$

$$Dif_y(L) = L_{1D}(x, y + 1) - L_{1D}(x, y);$$

Согласно проведенным исследованиям статистические моменты, полученные для массива разностей, получаемых на основе области низкочастотных коэффициентов при одномерном ДВП, имеют корреляцию с низкочастотными коэффициентами, получаемыми при двумерном ДВП изображения, что продемонстрировано на рисунке 36 [58].

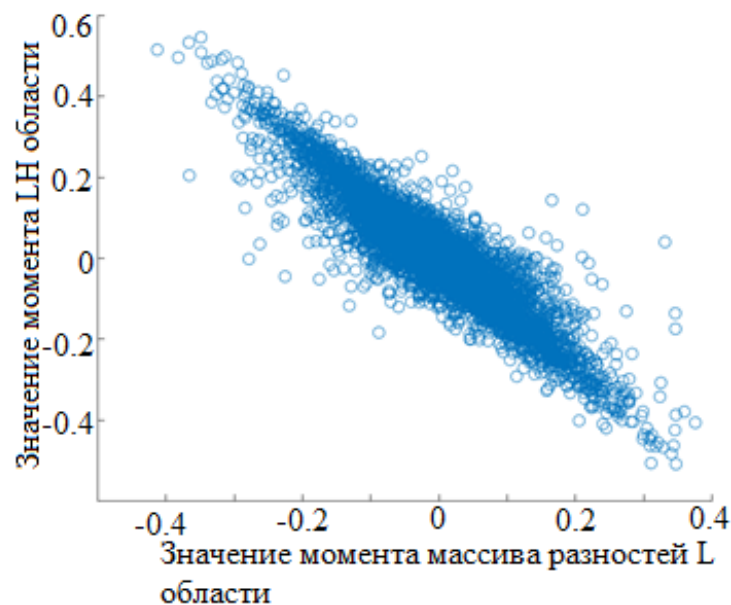


Рисунок 36. График зависимости первого статистического момента массива разностей L области от первого статистического момента LH области

Отличие массива разностей $Dif_y(L)$ от получаемой при двумерном ДВП изображения области LH, для которой не прослеживается связи с областью HL (показано на рисунке 37), в том, что массив разностей $Dif_y(L)$ считается для пересекающихся групп пикселей.

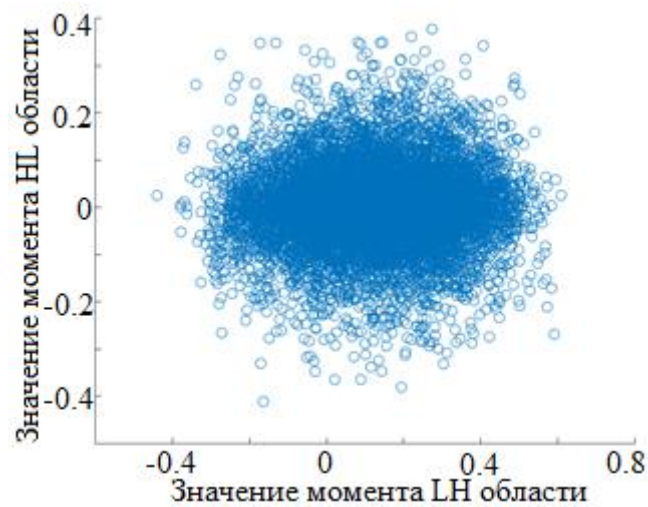


Рисунок 37. График зависимости первого статистического момента для LH области от первого статистического момента HL области

При этом стеганографическое встраивание с использованием двумерного ДВП не оказывает существенного влияния на параметры областей, получаемых в результате одномерном ДВП изображения.

На рисунке 38 приведен график значения первого статистического момента массива разности L области для оригинальных и стегано изображений (каждая точка графика обозначает одно изображение: координата по оси X – значение параметра в оригинальном изображении, по оси Y – значение параметра в стегано изображении).

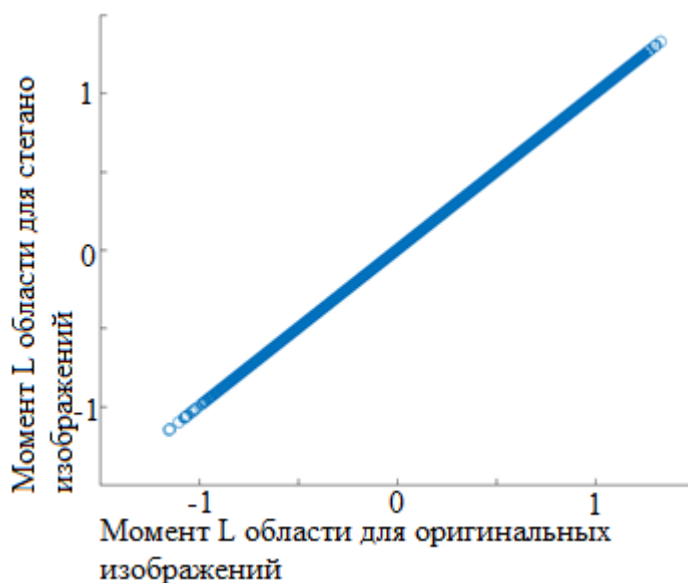


Рисунок 38. График зависимости значений первого статистического момента L области оригинальных (ось X) и стегано (ось Y) изображений

График, представленный на рисунке 38, представляет собой прямую линию, что означает, что значения моментов для оригинальных и стегано изображений равны между собой – таким образом стеганографическое встраивание не оказывает влияния на значение статистических моментов массива разностей L области.

Таким образом, взаимосвязь значений статистических моментов двумерного и одномерного ДВП изображения может быть использована для повышения эффективности методов стеганодетектирования, основанных на использовании машинного обучения.

Таким образом, для обнаружения факта встраивания в область ДВП в рамках данного способа предлагается использовать следующий набор параметров для метода машинного обучения, состоящий из:

- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов, полученных для каждой из областей, получаемых при двумерном ДВП изображения (LL, HL, LH и HH), которые предлагают использовать авторы в методах [52,53,54,47];
- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов, полученных для вертикальных и горизонтальных массивов разностей Dif_x и Dif_y , полученных из областей L и H, полученных при одномерном ДВП изображения.

Первая часть данных параметров является чувствительной к встраиванию информации в области коэффициентов LH HL вейвлет области изображения и значения данных параметров заметно изменяются при встраивании информации в области LH и HL ДВП изображения, что позволяет методам машинного обучения разделять изображения на оригинальные и стегано изображения. Вторая часть данных параметров используется для предсказания значений параметров первой части в оригинальном изображении, что позволяет методу машинного обучения более четко обнаруживать факт изменения значений параметров первой части вследствие встраивания информации в области коэффициентов LH и HL вейвлет области изображения.

Предлагаемый набор параметров, полученный для тестируемого изображения, подается в качестве опорного вектора на вход машине опорных векторов, используемой в качестве метода машинного обучения, для классификации изображения на предмет наличия встроенной информации. Результатом работы машины опорных векторов является бинарная классификация изображения: оригинальное изображение или стегано изображение.

Общая схема предлагаемого способа представлена на рисунке 39

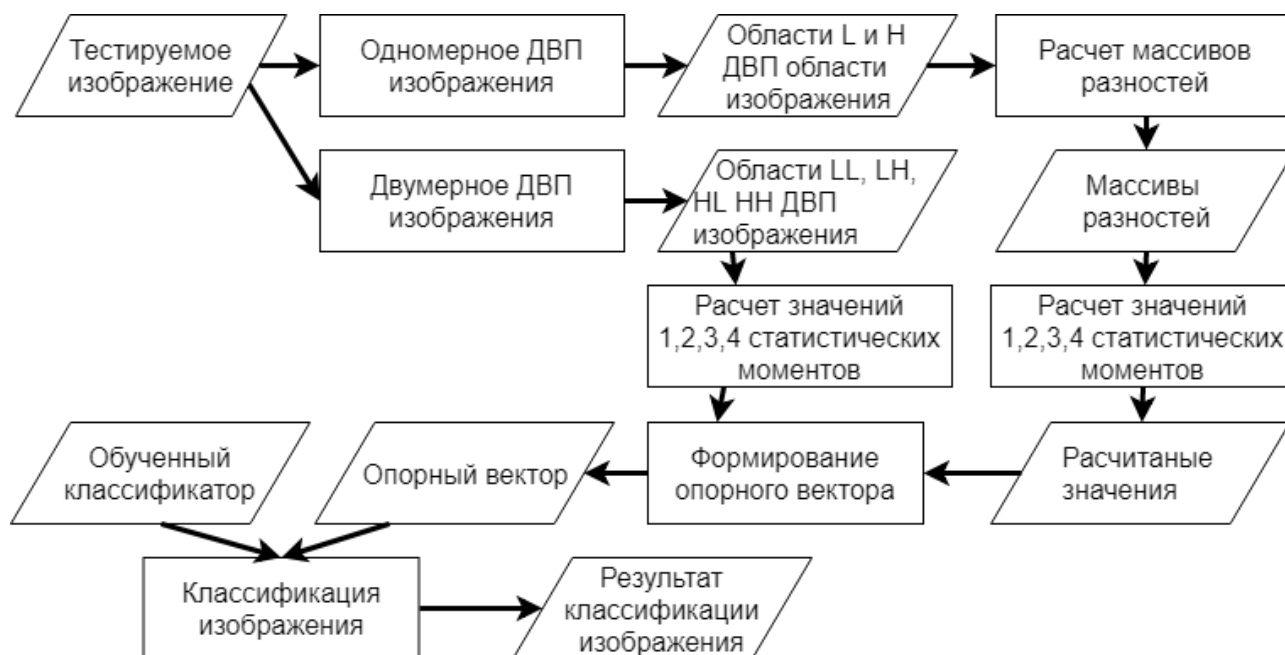
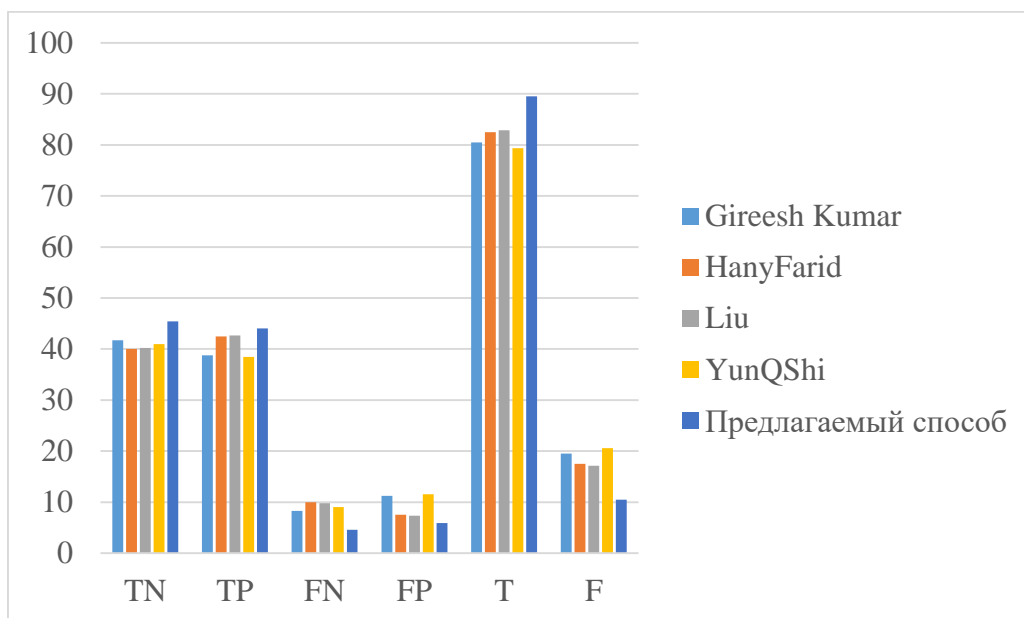


Рисунок 39. Схема предлагаемого способа.

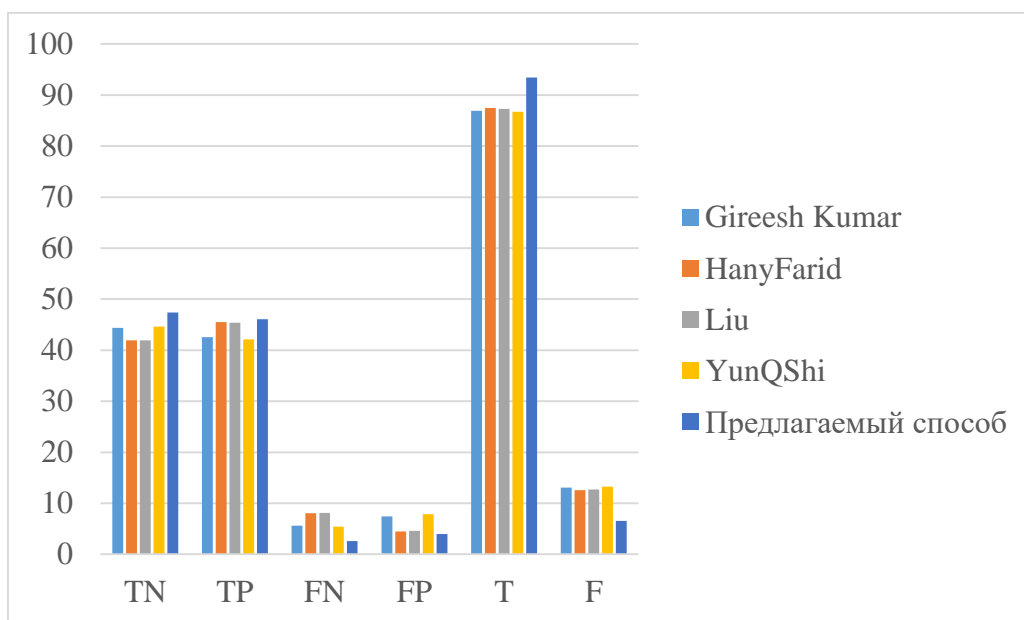
В соответствии со схемой на рисунке 39 для анализа изображения на наличие встроенной информации вначале необходимо выполнить его одномерное и двумерное ДВП. После этого на основании областей L и H, полученных в результате одномерного ДВП изображения, необходимо рассчитать массивы разностей. Затем вычислить вышеописанные параметры, которые составят опорный вектор для машины опорных векторов, которая будет использована для классификации изображений. Полученный опорный вектор следует подать на вход предварительно обученной машине опорных векторов результатом работы которой является бинарная классификация изображения: оригинальное или стегано изображение.

Проведем оценку эффективности классификации изображений на предмет встраивания с использованием предлагаемого набора параметров аналогично разделу 2.4 и сравним ее с эффективностью других методов стеганодетектирования [52,53,54,47].

На рисунках 40-41 представлены графики соотношения TP, TN, FP, FN, T, F, для предлагаемого способа, а также других методов стеганодетектирования для сравнения для коллекций, описанных в разделе 2.4.

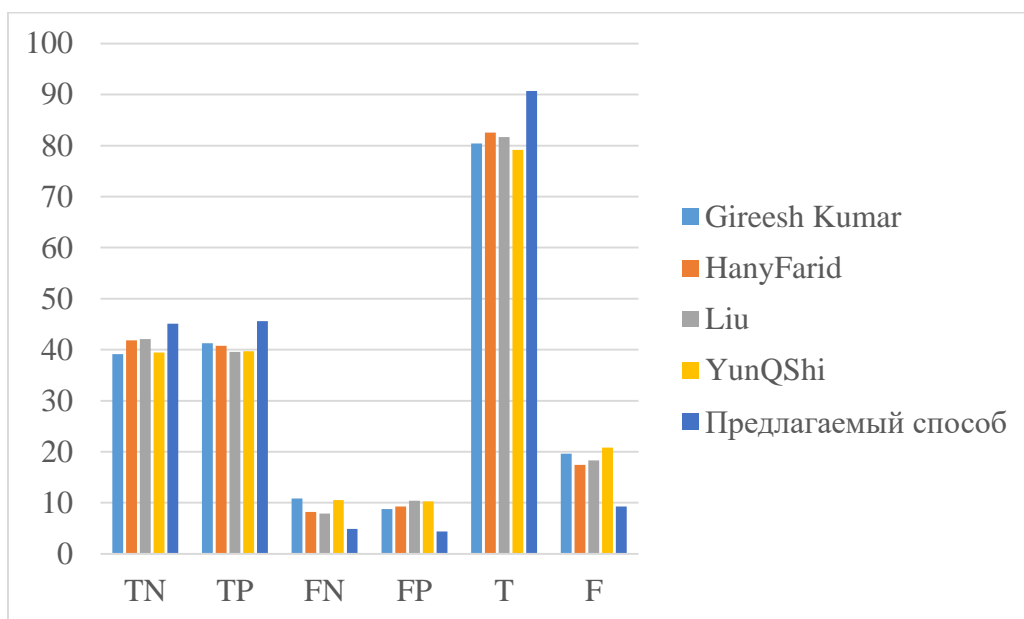


а)

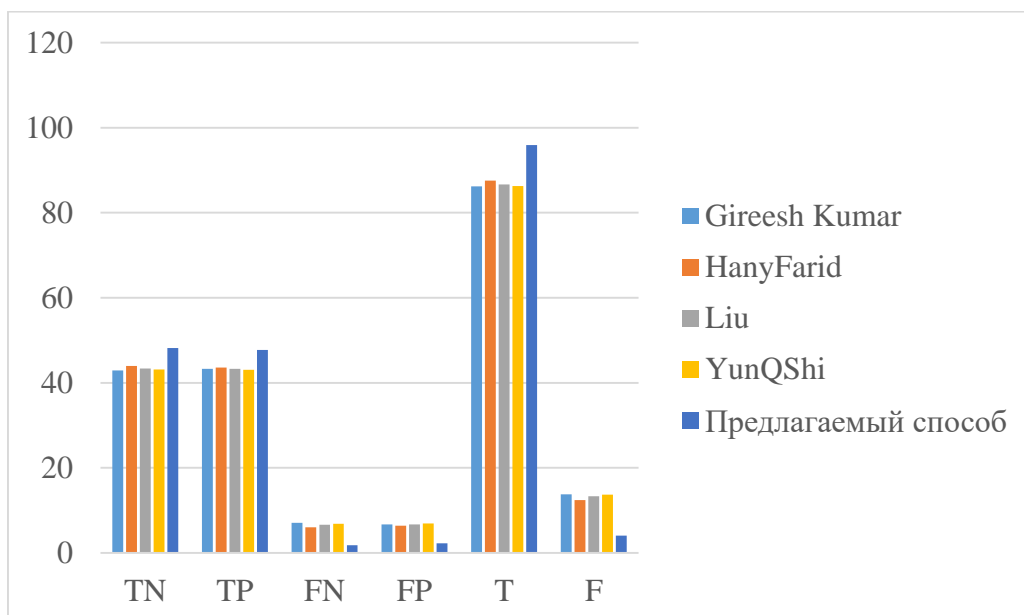


б)

Рисунок 40. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, N с объемом полезной нагрузки 20% коллекции 1 для а) LH области б) NL области



а)



б)

Рисунок 41. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, N с объемом полезной нагрузки 20% коллекции 2 для а) LH области б) HL области

Представленные на рисунках 40-41 графики наглядно демонстрируют, что предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования, основанный на использовании взаимосвязи между областями одномерного и

двумерного ДВП, дает более высокую эффективность обнаружения при обнаружении встроенной информации в областях LH и HL.

Для LH области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 6,61-8,15% (среднее 7,38%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для HL области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 5,96%-8,34% (среднее 7,15%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для областей LL и HH предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования не дает повышения эффективности по сравнению с существующими методами стеганодетектирования и даже немного уступает им по эффективности.

3.2. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения путем использования влияния встраивания информации в вейвлет область изображения на определенные параметры частотной области изображения

Одним из возможных способов повышения эффективности обнаружения факта встраивания в область ДВП изображения с помощью методов машинного обучения является анализ частотной области изображения [65].

Как отмечалось в разделе 2.5 частотная область изображения, особенно ее высокочастотные коэффициенты, являются высокочувствительными к внесению искажений в изображение. В принципе можно представить стеганографическое встраивание в изображение как добавление дополнительного сигнала, несущего

определенную информацию, наподобие Гауссова шума. Рассмотрим какое влияние оказывает факт встраивания информации в область ДВП (например, в область LH) на изображение и на область ДКП данного изображения показанные на рисунках 42 и 43.

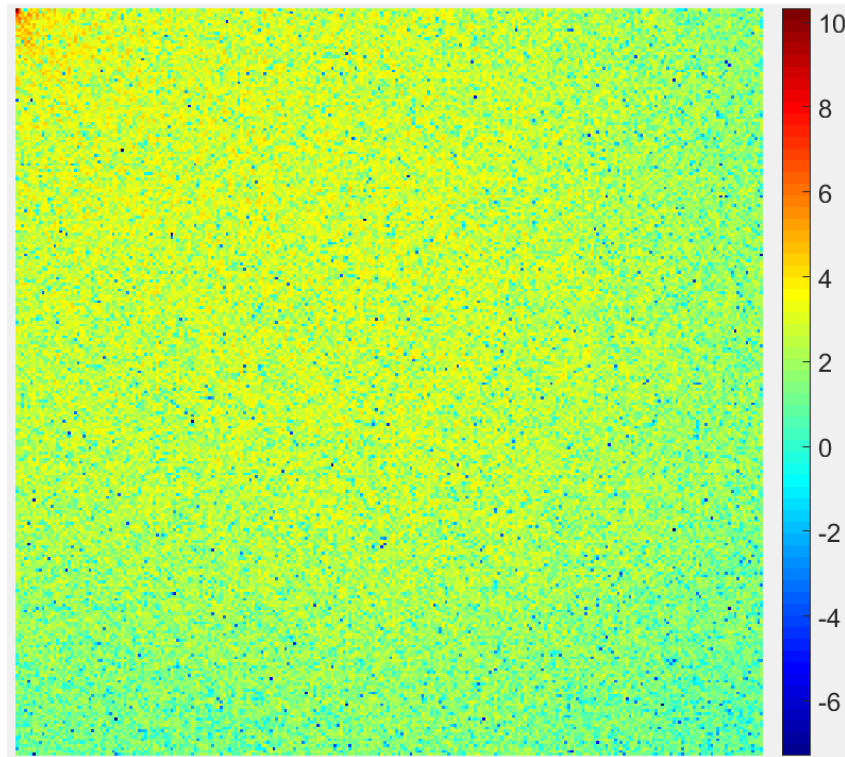


а)

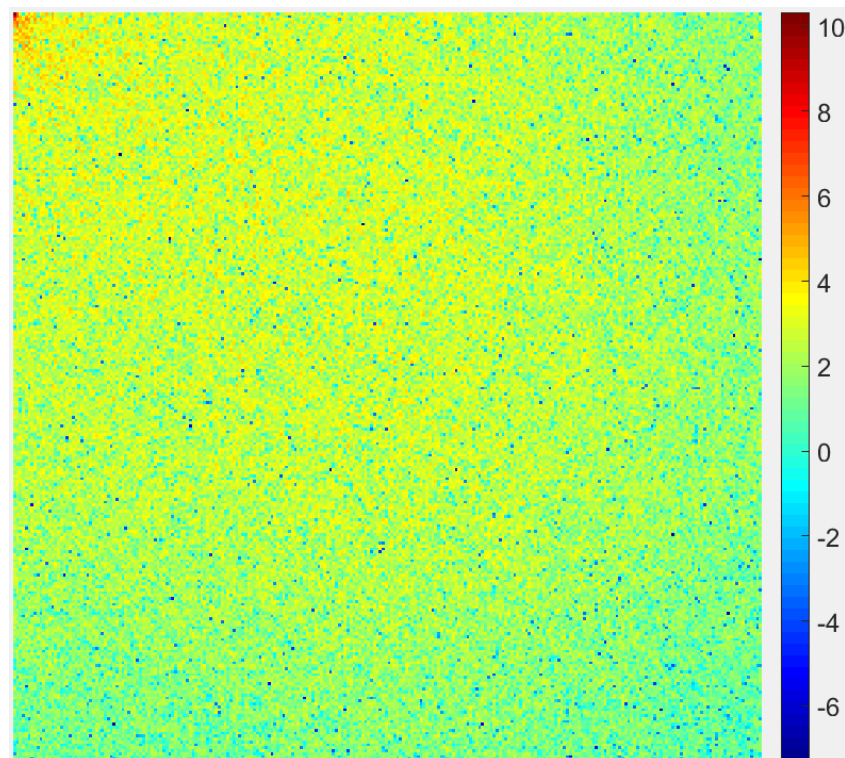


б)

Рисунок 42. Изображение: а) оригинальное, б) стегано со встроенным сообщением в LH область (20% от максимальной полезной нагрузки).



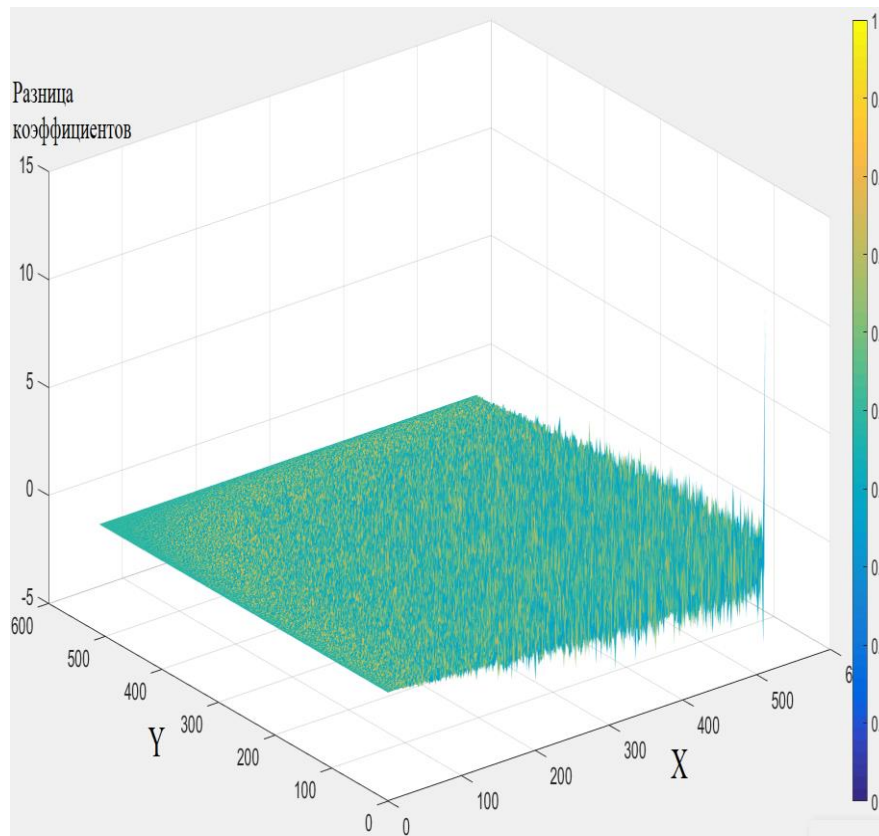
а)



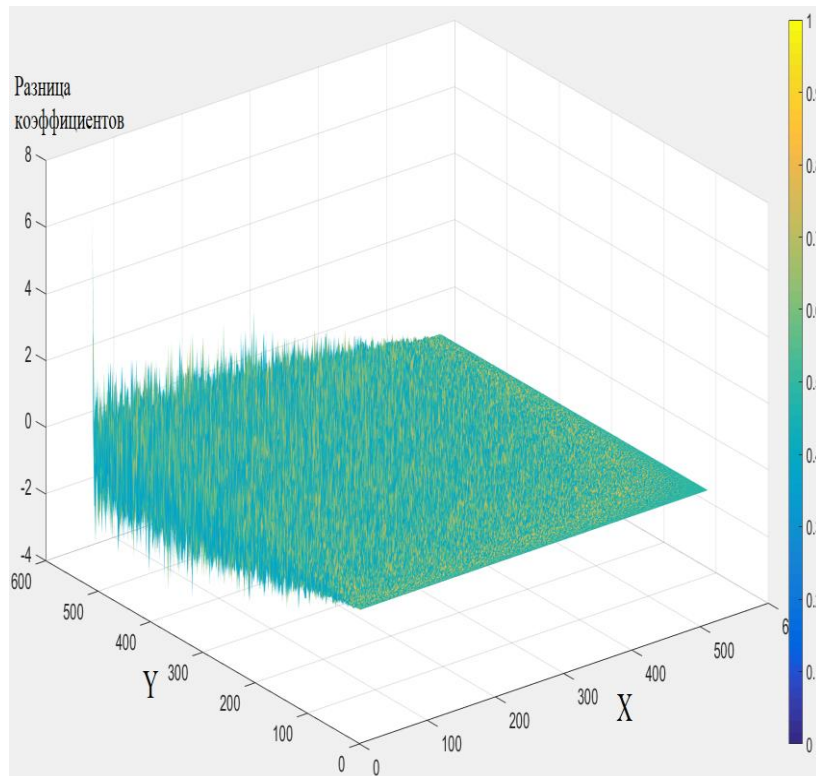
б)

Рисунок 43. Область коэффициентов ДКП для а) оригинального изображения с рисунка 42а б) стегано изображения с рисунка 42б

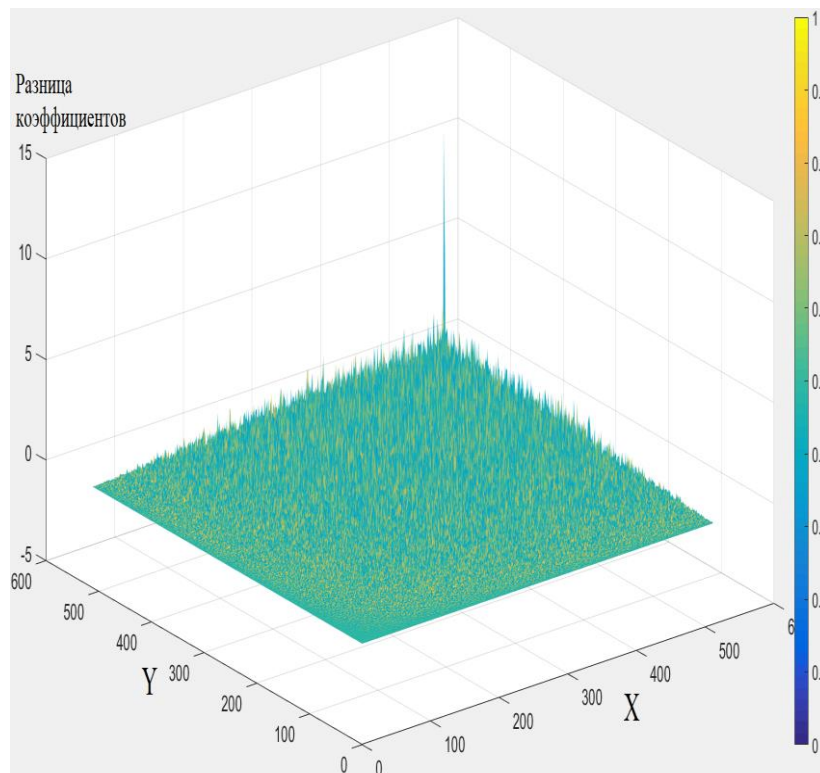
Существенной визуальной разницы между оригинальным и стегано изображением (рисунок 42), а также между областями ДКП оригинального и стегано изображения (рисунок 43) визуально не заметно. В тоже время, если сравнить между собой ДКП области оригинального и стегано изображения, показанные на рисунке 44, – то видно, что значения большое количество коэффициентов изменились вследствие встраивания.



a)



б)



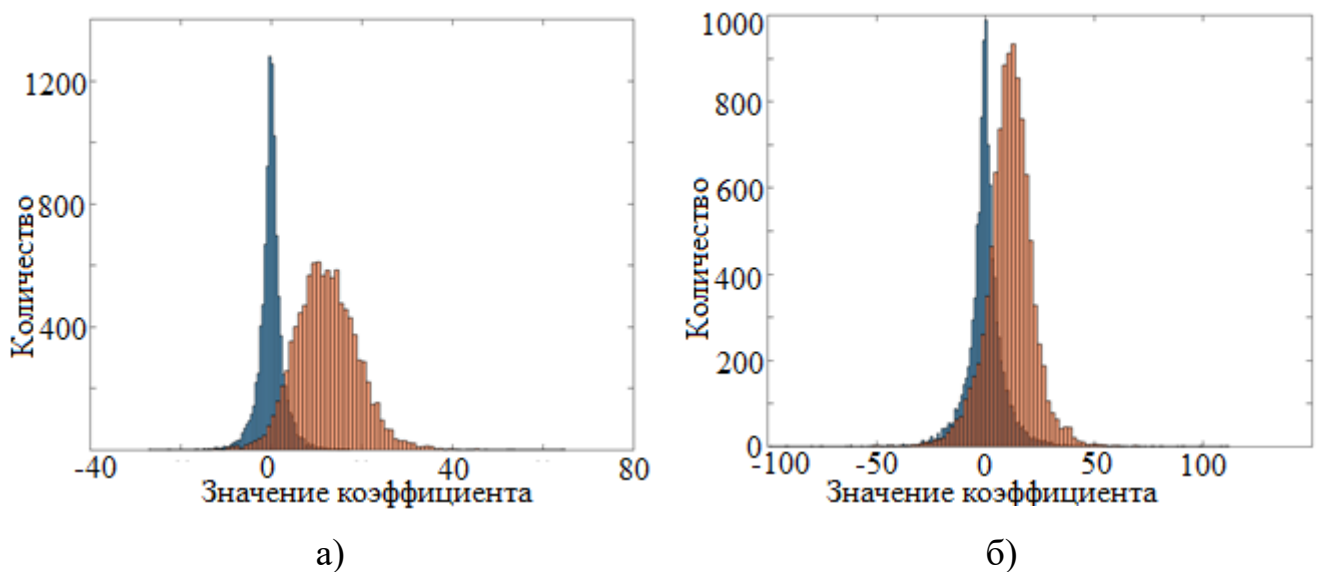
в)

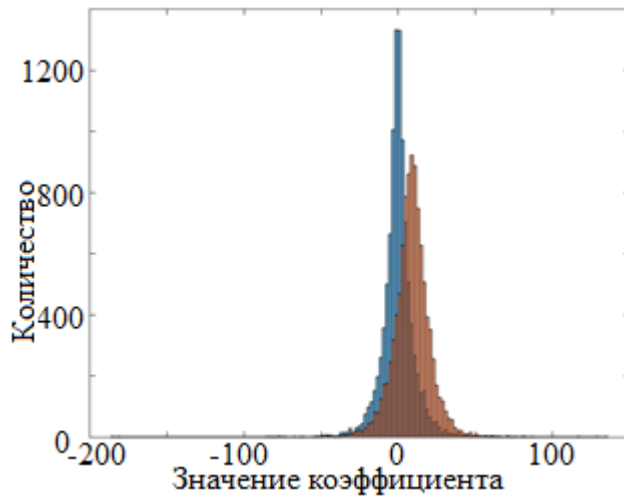
Рисунок 44. График разницы между коэффициентами области ДКП между оригинальным и стегано изображением при встраивании в область а) HL; б) LH; в) HH.

По рисунку 44 видно, что изменение абсолютного большинства коэффициентов области ДКП изображения вследствие встраивания в область ДВП лежит в пределах от -2 до 2. Однако «угловые» коэффициенты матрицы ДКП подвергаются заметному большему изменению вследствие встраивания в область ДВП изображения.

Таким образом при встраивании в область ЛН наибольшему влиянию подвергается коэффициент области ДКП расположенный в правом верхнем углу области коэффициентов ДКП ($K(1,end)$), при встраивании в область НЛ наибольшему влиянию подвергается коэффициент области ДКП расположенный в правом верхнем углу области коэффициентов ДКП ($K(end,1)$), а при встраивании в область НН – в нижнем правом углу области коэффициентов ДКП ($K(end,end)$). Также большое влияние встраивание в область ДВП оказывает на «угловые» коэффициенты области ДСП.

На рисунке 45 показано влияние встраивания в область ДВП на значения вышеуказанных «угловых» коэффициентов.





в)

Рисунок 45. Влияние встраивания в область а) НН на «угловой» коэффициент $K(\text{end},\text{end})$ матрицы, получаемой в результате ДКП б) НЛ на «угловой» коэффициент $K(\text{end},1)$ матрицы, получаемой в результате ДКП в) ЛН на «угловой» коэффициент $K(1,\text{end})$ матрицы, получаемой в результате ДКП

Данные значения «угловых» коэффициентов областей ДКП/ДСП, так как являются сильно чувствительными к встраиванию в вейвлет область изображения, могут быть использованы для повышения эффективности методов стеганодетектирования основанных на использовании машинного обучения. Таким образом для обнаружения факта встраивания в область ДВП в рамках данного способа предлагается использовать следующий набором параметров для метода машинного обучения, состоящий из:

- 1, 2, 3 и 4 статистические моменты для областей LL, LH, HL, HH, получаемые при двумерном ДВП изображения, которые также используются в других методах стеганодетектирования [52,53,54,47];
- «Угловые» коэффициенты ($K(\text{end},1)$, $K(1,\text{end})$, $K(\text{end},\text{end})$) матрицы коэффициентов, получаемые при двумерном ДКП изображения;
- «Угловые» коэффициенты ($K(\text{end},1)$, $K(1,\text{end})$, $K(\text{end},\text{end})$) матрицы коэффициентов, получаемые при двумерном ДСП изображения.

Первая часть данных параметров является чувствительной к встраиванию информации в области коэффициентов LH HL вейвлет области изображения и значения данных параметров заметно изменяются при встраивании информации в области LH и HL ДВП изображения, что позволяет методам машинного обучения разделять изображения на оригинальные и стегано изображения. Вторая и третья часть данных параметров также заметно изменяется при встраивании информации в области коэффициентов LH и HL ДВП изображения, что позволяет методу машинного обучения более четко обнаруживать факт изменения значений параметров первой части вследствие встраивания в области LH и HL.

Предлагаемый набор параметров, полученный для тестируемого изображения, подается в качестве опорного вектора на вход машине опорных векторов, используемой в качестве метода машинного обучения, для классификации изображения на предмет наличия встроенной информации. Результатом работы машины опорных векторов является бинарная классификация изображения: оригинальное изображение или стегано изображение.

Общая схема предлагаемого способа представлена на рисунке 46:

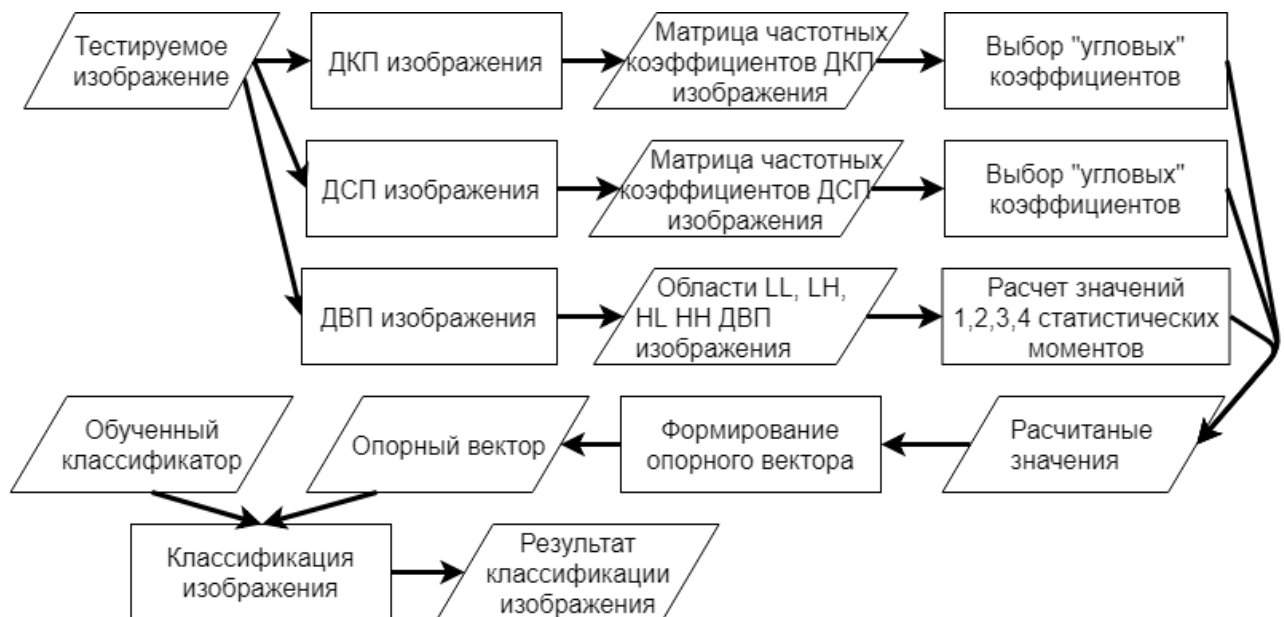
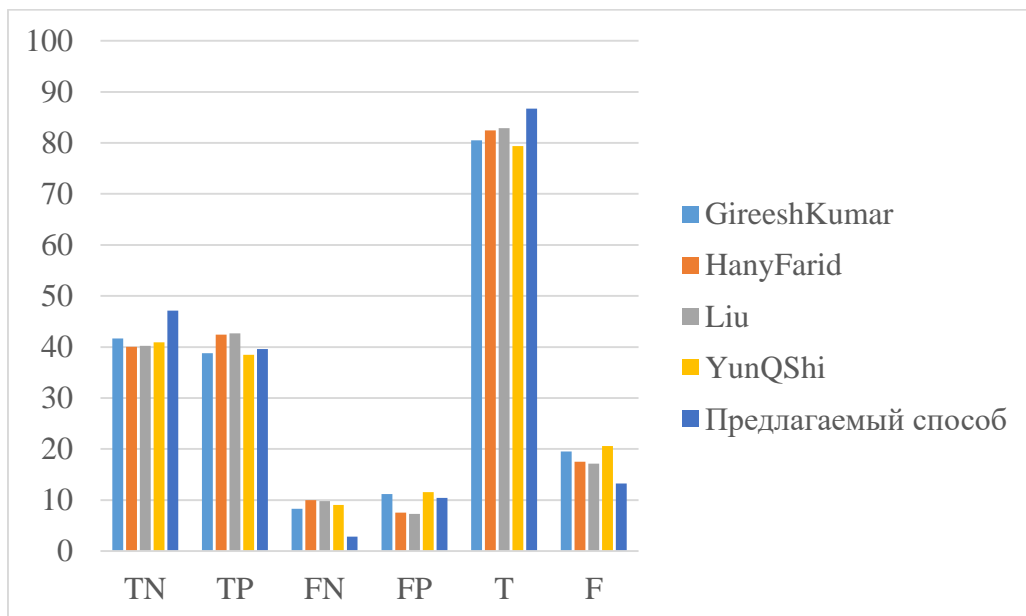


Рисунок 46. Схема предлагаемого способа.

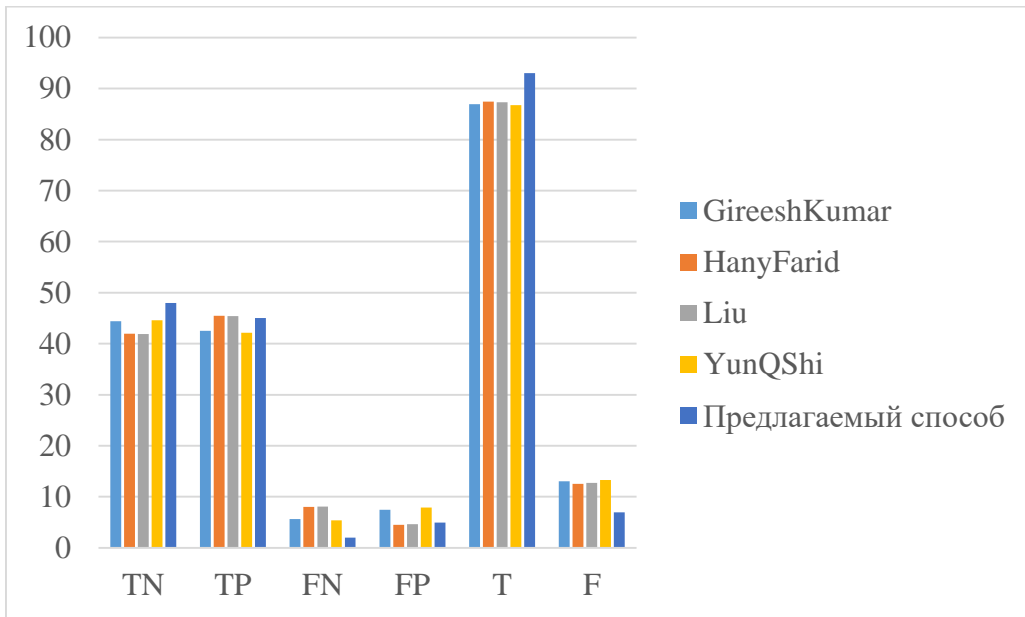
В соответствии со схемой на рисунке 46 для анализа изображения на наличие встроенной информации вначале необходимо выполнить двумерные ДВП, ДСП и ДКП изображения. Затем вычислить вышеописанные параметры, которые составят опорный вектор для машины опорных векторов. Полученный опорный вектор следует подать на вход предварительно обученной машине опорных векторов результатом работы которой является бинарная классификация изображения: оригинальное или стегано изображение.

Проведем оценку эффективности классификации изображений на предмет встраивания с использованием предлагаемого набора параметров аналогично разделе 2.4 на выбранных двух коллекциях и сравним ее с эффективностью других методов стеганодетектирования [52,53,54,47]

На рисунках 47-48 представлены графики соотношения TP, TN, FP, FN, T, F, для предлагаемого способа стеганодетектирования, а также других методов стеганодетектирования для сравнения.

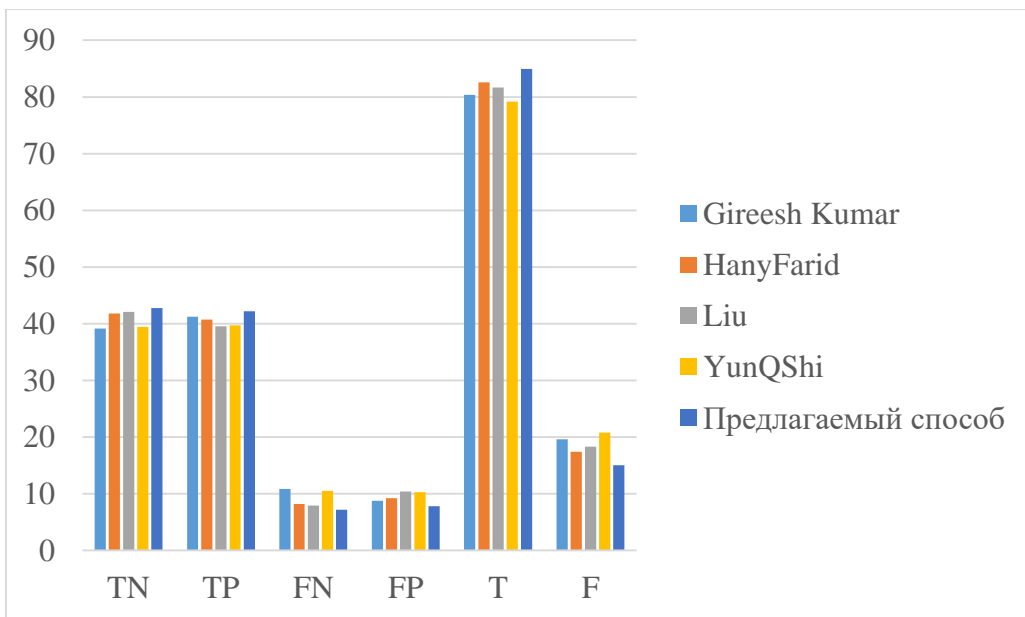


a)

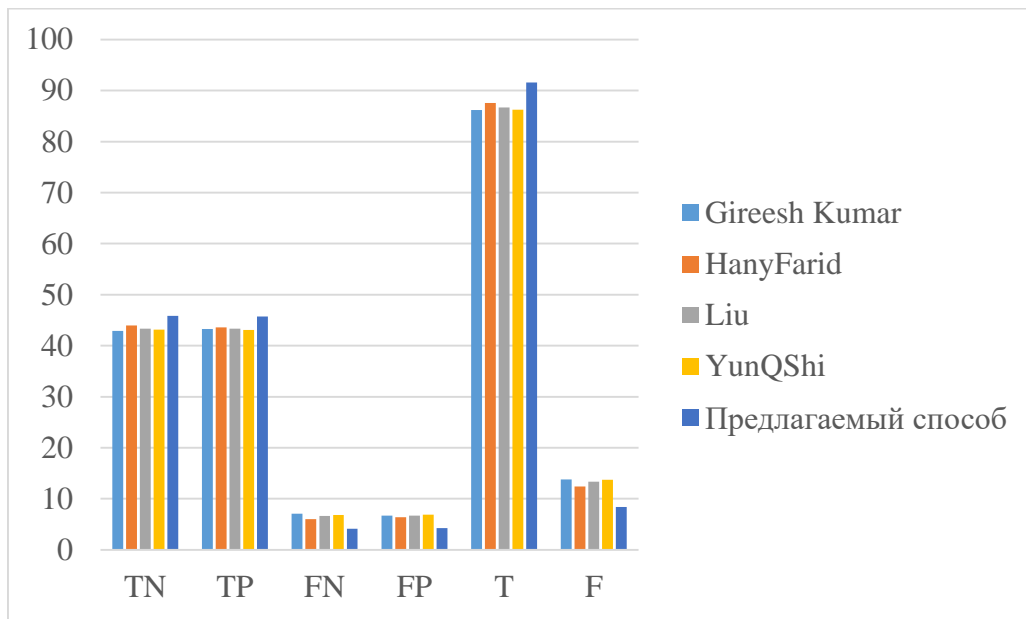


б)

Рисунок 47. График соотношения TN, TP, FP, FN, T, F с 20% полезной нагрузке для коллекции 1 при встраивании в а) LH область б) HL область



а)



б)

Рисунок 48. График соотношения TN, TP, FP, FN, T, F с 20% полезной нагрузке для коллекции 2 при встраивании в а) LH область б) HL область

Представленные на рисунках 47-48 графики наглядно демонстрируют, что предлагаемый способ повышения эффективности, основанный на использовании «угловых» коэффициентов областей ДКП и ДСП изображения, дает более высокую эффективность обнаружения для области LH и HL.

Для LH области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 2,41-3,86% (среднее 3,13%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для HL области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 5,03%-5,59% (среднее 5,31%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для областей LL и HH предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования не дает повышения эффективности по сравнению с

существующими методами стеганодетектирования и даже немного уступает им по эффективности.

3.3. Способ повышения эффективности стеганодетектирования в вейвлет области изображения основанный на использования сходства характеристик между изображением и низкочастотной LL областью вейвлет области изображения

Статистические методы стеганодетектирования [9] разрабатывались для обнаружения характерных искажений, возникающих в изображение в следствие стеганографического встраивания в пространственную область. Результатом работы статистического метода является значение оценки объема полезной нагрузки в изображении.

В разделе 2.2 показана неэффективность данных методов при обнаружении встраивания в вейвлет области изображения. Неэффективность статистических методов стеганодетектирования при анализе изображения содержащего встроенную информацию в вейвлет области может быть объяснена тем, что обратное ДВП, при котором из областей коэффициентов LL, LH, HL и HH получается исходное изображение, сглаживает искажения, возникающие вследствие встраивания в области коэффициентов ДВП и поэтому статистические методы стеганодетектирования не могут эффективно обнаружить данные искажения в исходном изображении.

Таким образом, статистические методы не эффективны при анализе изображений, содержащих встраивание в области ДВП. С другой стороны встраивание информации производится непосредственно в одну или несколько из четырех областей коэффициентов (LL, LH, HL, HH), а в разделе 2.5 отмечено наличие взаимосвязи между областями коэффициентов LL, LH, HL и HH получаемых при ДВП изображения с исходным изображением, а также высокая схожесть между исходным изображением и его LL областью. Таким образом можно предположить, что области коэффициентов, получаемые при ДВП

изображения могут сохранить и закономерности характерные для естественных цифровых изображений.

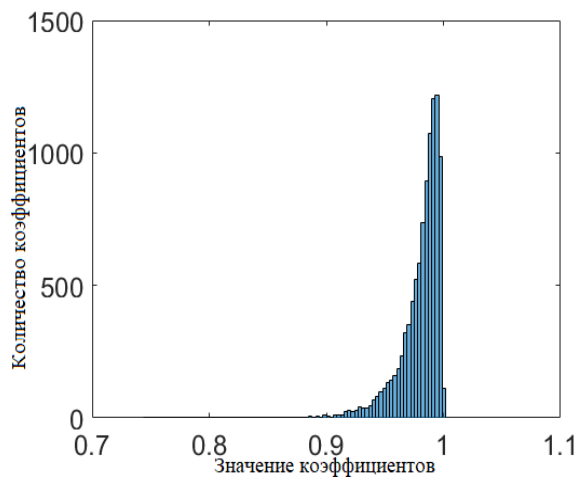
Для определения степени взаимосвязи между пикселями исходного изображения и коэффициентами областей LL, LH, HL и HH полученных при ДВП изображения рассчитаем коэффициент корреляции между ними по следующей формуле:

$$k = \frac{\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (IMG(x,y) - \overline{IMG}) * (W(RND(\frac{x}{2}), RND(\frac{y}{2})) - \overline{W})}{\sqrt{(\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (IMG(x,y) - \overline{IMG})^2) * (\sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (W(RND(\frac{x}{2}), RND(\frac{y}{2})) - \overline{W})^2)}}$$

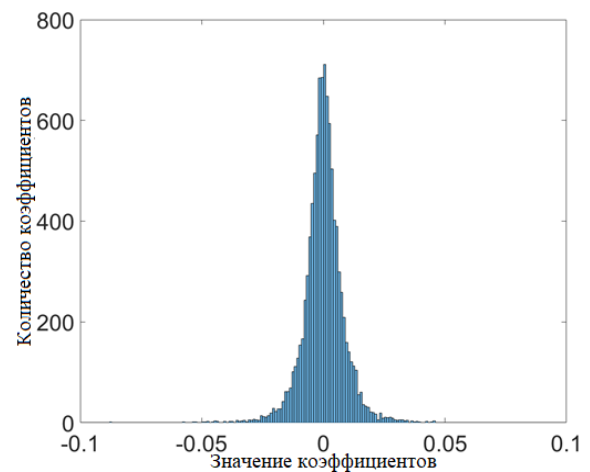
где k – коэффициент корреляции, $IMG(a, b)$ – значение пикселя изображения с координатами a и b , \overline{IMG} – среднее значение пикселя в изображении, $RND(a)$ – функция округление вверх значения a , $W(a, b)$ – значение коэффициента одной из областей ДВП (LL, LH, HL, HH) с координатами a и b , \overline{W} – среднее значение коэффициента области ДВП.

Коэффициент корреляции k может принимать значения от -1 до $+1$, при этом значение $+1$ означает положительную прямолинейную корреляцию, -1 отрицательную прямолинейную корреляции, а 0 – отсутствие корреляции.

На рисунке 49 представлены гистограммы значения коэффициента корреляции между каждой из областей (LL, LH, HL, HH) и исходным изображением.



а)



б)

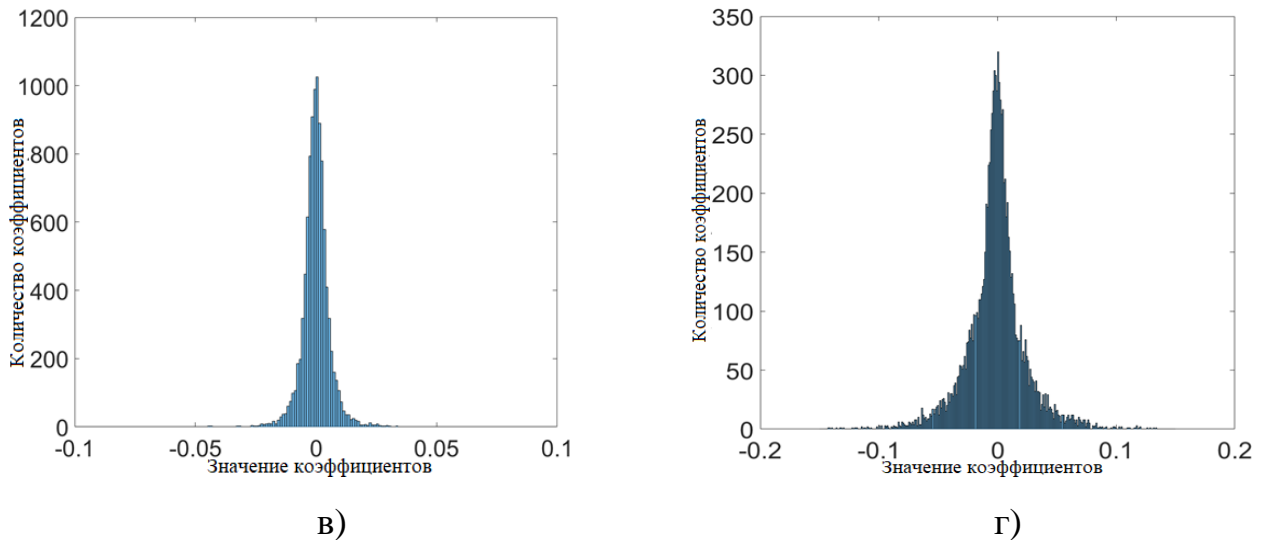


Рисунок 49. Гистограммы коэффициентов корреляции для массива исходного изображения и: а) LL области, б) LH области, в) HL области, г) HH области

По гистограммам, представленным на рисунке 49, видно, что корреляция между исходным изображением и областями LH, HL, HH практически отсутствует, так как значение коэффициента корреляции в данном случае близко к нулю. В тоже время для между исходным изображением и областью LL данного изображения существует прямолинейная положительная корреляция в связи с тем, что значение коэффициента корреляции для данного случая близко к 1 (среднее значение коэффициента корреляции для коллекции изображений составляет 0,9803).

Если сравнить между собой гистограммы LL области и исходного изображения также заметно сильное сходство между ними.

На рисунке 50 приведена гистограмма значений пикселей изображения и коэффициентов LL области.

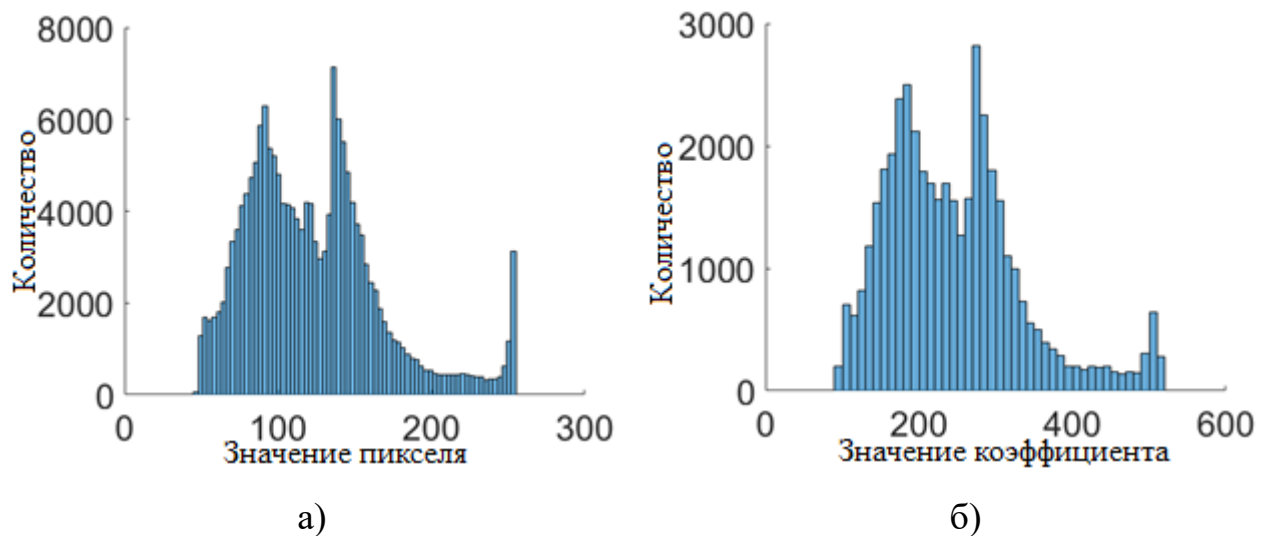


Рисунок 50. Гистограмма значений: а) пикселей для исходного изображения; б) коэффициентов LL области

Высокая схожесть между исходным изображением и получаемой для него LL областью позволяет предположить, что закономерности характерные для естественного цифрового изображения характерны и для его LL области. А наличие данных закономерностей в LL области делает возможным использование статистических методов для анализа LL области ДВП изображения, хотя статистические методы разрабатывались именно для анализа изображений, а не областей коэффициентов ДВП изображения [71, 79].

Возьмем вышеуказанные методы статистического стеганодетектирования, эффективность которых оценивалась в разделе 2.2, но используем их не для анализа исходного изображения, а предварительно сделаем ДВП изображение и используем методы статистического стеганодетектирования для анализа получаемой LL области.

На рисунке 51 представлен график для статистических методов стеганодетектирования при анализе LL области.

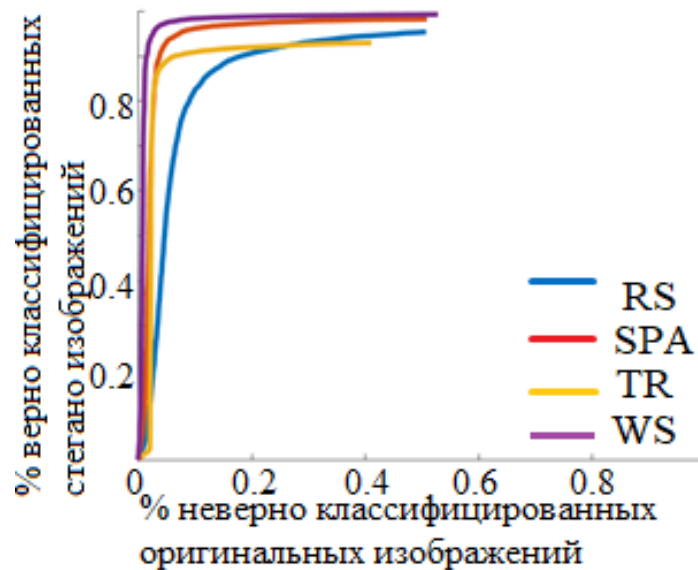


Рисунок 51. График соотношения количества верно определенных стегано изображений от количества неверно определенных стегано изображений для изображений содержащих встраивание в LL области при анализе LL области изображения.

Значение оценки объема полезной нагрузки, полученное с помощью статистических методов стеганодетектирования при анализе области LL, можно использовать в качестве дополнительного параметра в наборе параметров, что позволит повысить эффективность методов стеганодетектирования основанных на использовании машинного обучения.

Таким образом, для обнаружения факта встраивания в область ДВП в рамках данного способа предлагается использовать следующий набор параметров для метода машинного обучения, состоящий из:

- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов для областей LL, HL, LH, HH, используемых в методах [52,53,54,47];
- значение объема полезной нагрузки, полученное с помощью статистического метода стеганодетектирования Weighted stego.

Первая часть данных параметров является чувствительной к встраиванию информации в область коэффициентов LL вейвлет области изображения и значения данных параметров заметно изменяются при встраивании информации в область LL ДВП изображения, что позволяет методам машинного обучения разделять изображения на оригинальные и стегано изображения. Вторая часть данных параметров также заметно изменяется при встраивании информации в область коэффициентов LL ДВП изображения, что позволяет методу машинного обучения более четко обнаруживать факт изменения значений параметров первой части вследствие встраивания в области LH и HL.

Предлагаемый набор параметров, полученный для тестируемого изображения, подается в качестве опорного вектора на вход машине опорных векторов, используемой в качестве метода машинного обучения, для классификации изображения на предмет наличия встроенной информации. Результатом работы машины опорных векторов является бинарная классификация изображения: оригинальное изображение или стегано изображение.

Общая схема предлагаемого способа представлена на рисунке 52:

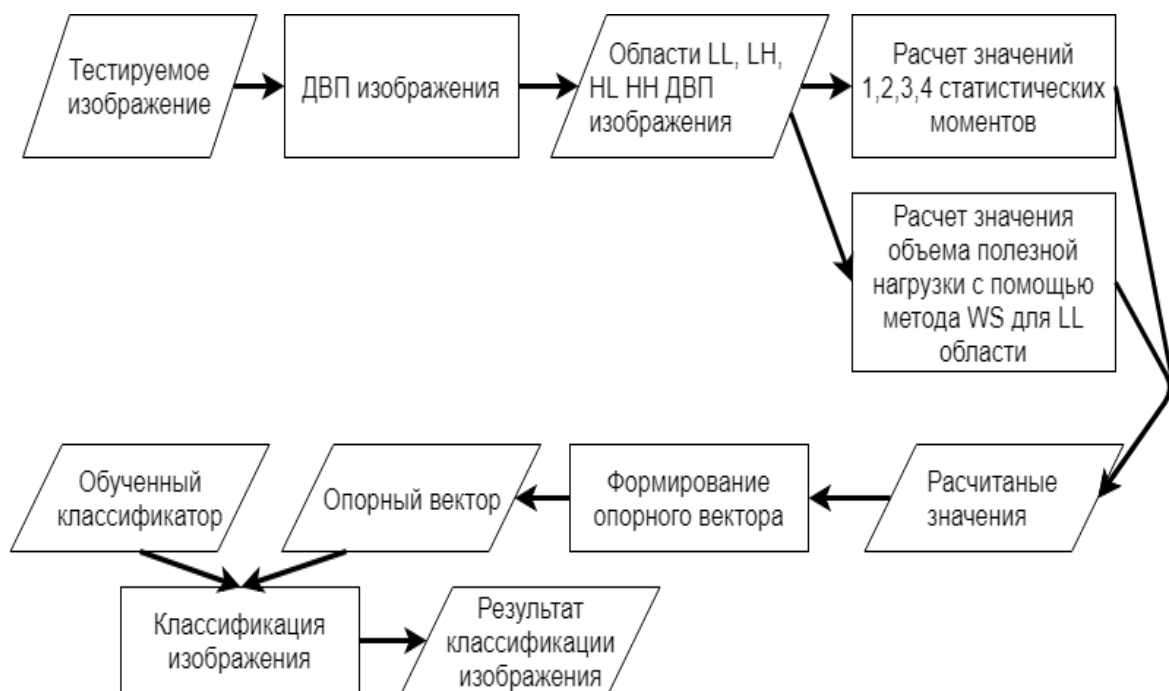
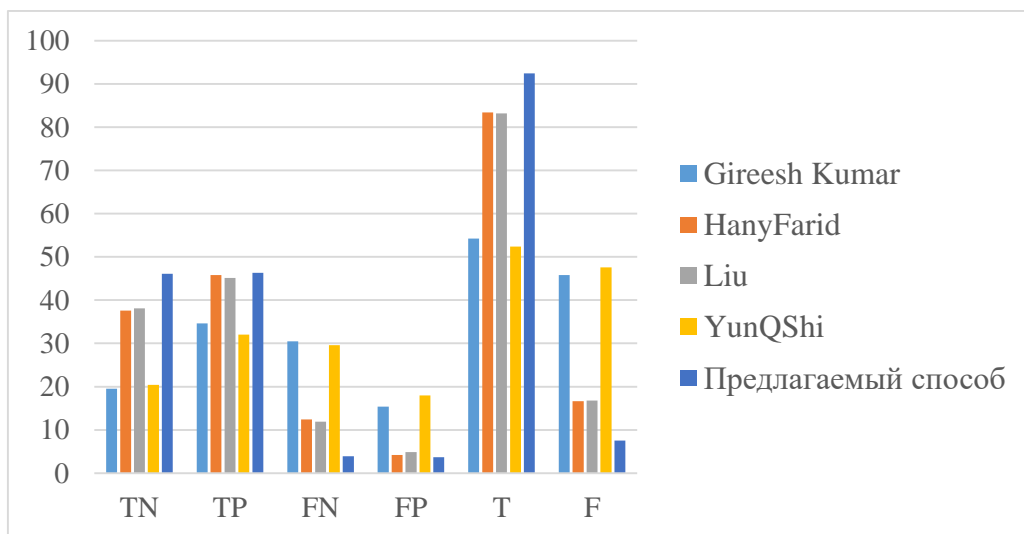


Рисунок 52. Схема предлагаемого способа.

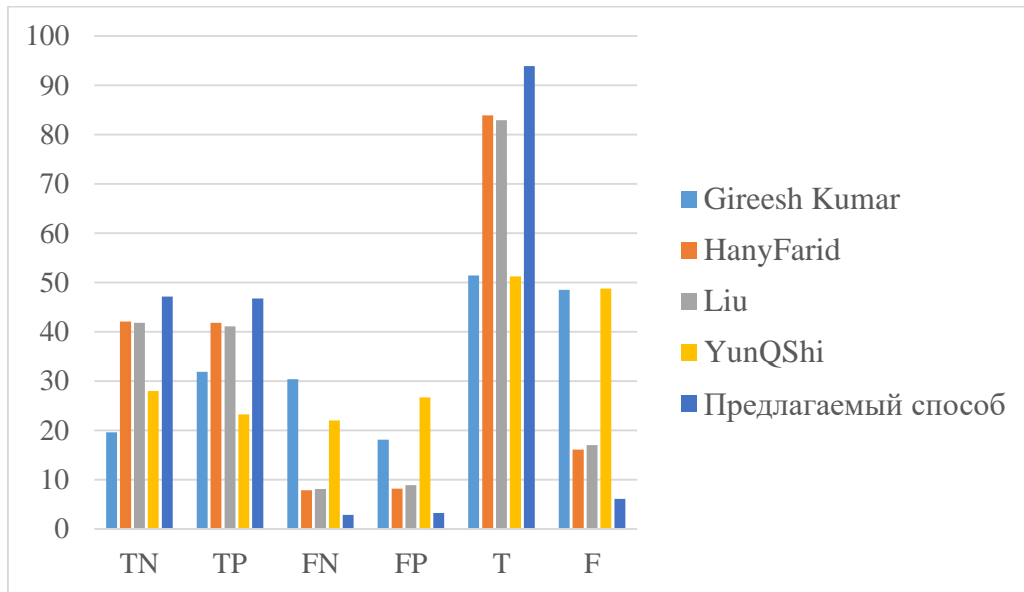
В соответствии со схемой на рисунке 52 для анализа изображения на наличие встроенной информации в первую очередь необходимо выполнить двумерное ДВП изображения и получить области коэффициентов LL, LH, HL и HH. Затем для данных областей коэффициентов необходимо рассчитать значения вышеописанных статистических моментов, а также объема полезной нагрузки для области LL с помощью статистического метода стеганоанализа. Полученные значения составят опорный вектор для машины опорных векторов. Полученный опорный вектор следует подать на вход предварительно обученной машине опорных векторов результатом работы которой является бинарная классификация изображения: оригинальное или стегано изображение.

Проведем оценку эффективности классификации изображений на предмет встраивания с использованием предлагаемого набора параметров аналогично разделу 2.3 на двух выбранных коллекциях и сравним ее с эффективностью других методов стеганодетектирования [52,53,54,47].

На рисунке 53 приведен график TN, TP, FN, FP, T, F позволяющий наглядно сравнить эффективность обнаружения факта встраивания в область LL с использованием предлагаемого способа по сравнению с другими методами стеганодетектирования.



а)



б)

Рисунок 53. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, N для НН области при объеме встраивания 20% с использованием алгоритма Weighted stego для: а) коллекции 1; б) коллекции 2.

Представленные на рисунке 53 графики наглядно демонстрируют, что предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования, основанный на использовании взаимосвязи между областями одномерного и двумерного ДВП, дает более высокую эффективность обнаружения встраивания в область LL.

Для LL области предлагаемый способ повышения эффективности стеганодетектирования дает улучшение эффективности на 9,08% - 9,97% (среднее 9,52%) в зависимости от коллекции изображений.

3.4. Выводы

В данной главе:

- предложено несколько способов повышения эффективности стеганодетектирования, каждый из которых позволяет добиться повышения вероятности обнаружения встраивания в области коэффициентов LL, LH и HL ДВП изображения от 2 до 9 %% по сравнению с другими методами стеганодетектирования.

ГЛАВА 4. КОМБИНИРОВАННОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ СПОСОБОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ СТЕГАНОДЕТЕКТИРОВАНИЯ

В данной главе:

- предлагается метод стеганодетектирования для обнаружения встраивания в вейвлет область неподвижных изображений, основанный на комбинированном применении способов повышения эффективности методов стеганодетектирования, предложенных в разделах 3.1-3.3.

4.1. Метод стеганодетектирования основанный на комбинированном применении разработанных методов повышение эффективности стеганодетектирования

В главе 3 были рассмотрены способы повышения эффективности обнаружения факта встраивания в область ДВП, основанные на использовании различных закономерностей. Каждый из предложенных способов повышения эффективности стеганодетектирования может быть использован для повышения эффективности метода стеганодетектирования при обнаружении встраивания в ту или иную область коэффициентов вейвлет области. В тоже время для получения наиболее универсального и эффективного метода стеганодетектирования целесообразно использовать данные способы повышения эффективности стеганодетектирования совместно.

Для получения максимальной эффективности разумно взять наиболее эффективный метод из рассмотренных методов [53] в качестве базового и постараться максимально повысить его эффективность за счет применения способов, описанных в разделах 3.1-3.3.

Таким образом, для обнаружения факта встраивания в область ДВП предлагается использовать метод со следующим набором параметров, состоящим из:

- параметров, используемых методом [53];
- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов для областей LL, HL, LH, HH, полученных с помощью описанного специализированного вейвлета, описанного в разделе 3.1;
- 1, 2, 3 и 4 статистических моментов, полученных для вертикальных и горизонтальных массивов разностей Dif_x и Dif_y полученных из областей L и H, полученных при одномерном ДВП описанные в разделе 3.1;
- «Угловых» коэффициентов (K (end,1), K (1,end), K (end,end)) матрицы коэффициентов, получаемые при двумерном ДКП изображения, описанные в разделе 3.2;
- «Угловых» коэффициентов (K (end,1), K (1,end), K (end,end)) матрицы коэффициентов, получаемые при двумерном ДСП изображения, описанные в разделе 3.2;
- значения объема полезной нагрузки, полученное с помощью статистического метода стеганодетектирования WS.

Предлагаемый набор параметров, полученный для тестируемого изображения, подается в качестве опорного вектора на вход машине опорных векторов, используемой в качестве метода машинного обучения, для классификации изображения на предмет наличия встроенной информации. Результатом работы машины опорных векторов является бинарная классификация изображения: оригинальное изображение или стегано изображение.

Общая схема предлагаемого метода представлена на рисунке 54:

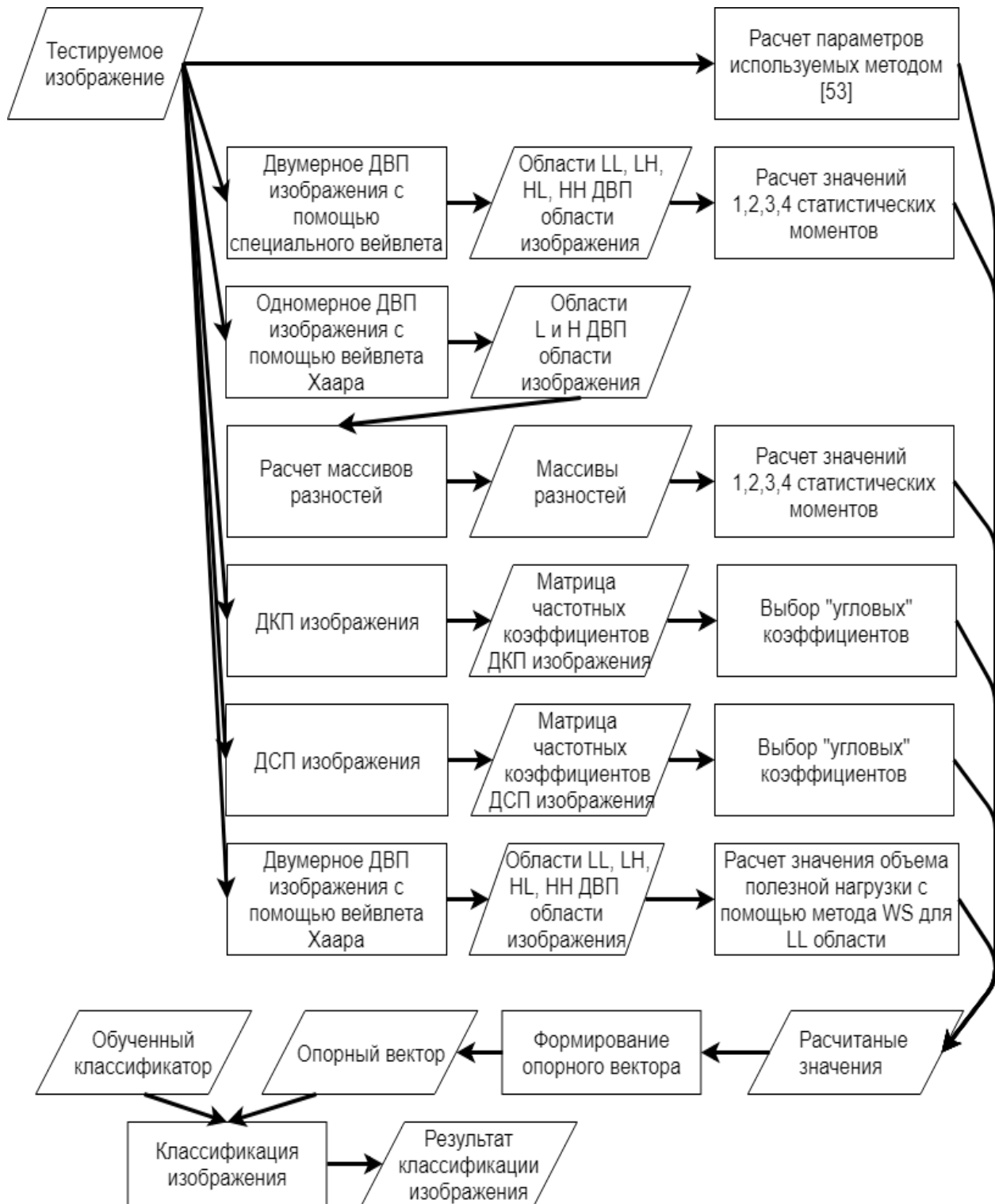


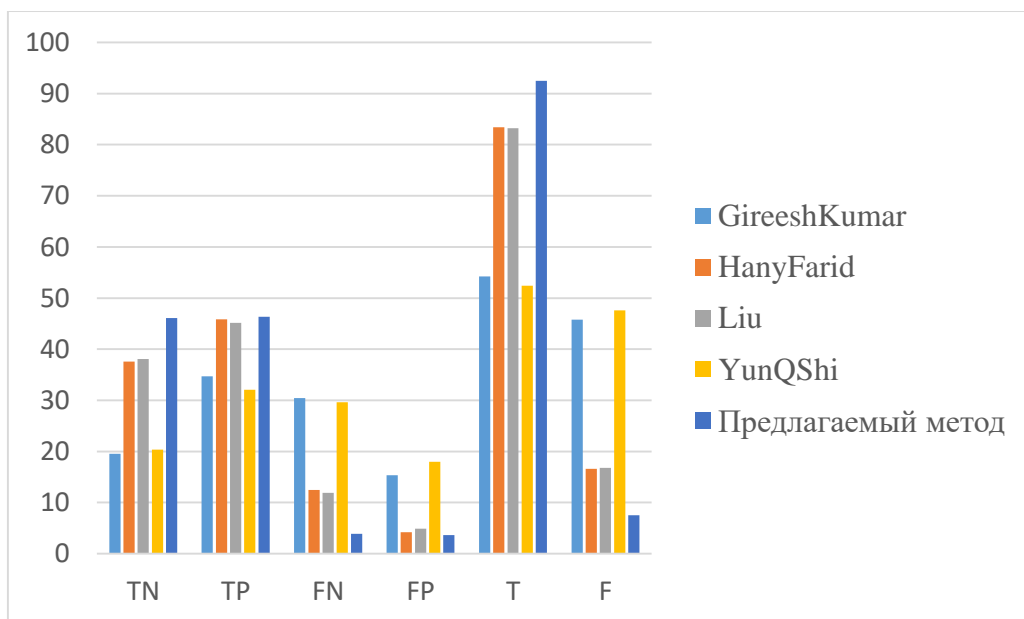
Рисунок 54. Схема предлагаемого метода.

В соответствии со схемой на рисунке 54 для анализа изображения на наличие встроенной информации в первую очередь необходимо выполнить его

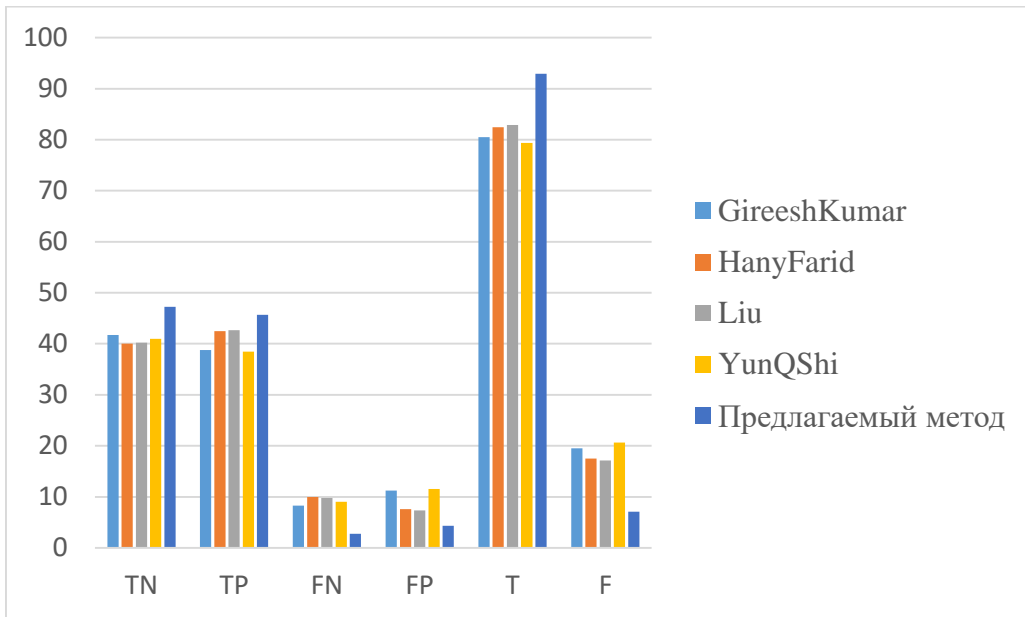
одномерное и двумерное ДВП с использованием вейвлета Хаара, двумерное ДВП изображения с использованием специального вейвлета, а также ДСП и ДКП изображения. Затем вычислить вышеописанные параметры, которые составят опорный вектор для машины опорных векторов. Полученный опорный вектор следует подать на вход предварительно обученной машины опорных векторов результатом работы которой является бинарная классификация изображения: оригинальное или стегано изображение.

Проведем оценку эффективности классификации изображений на предмет встраивания в вейвлет область изображения с помощью метода, основанного на предлагаемом наборе параметров, аналогично разделу 2.4 на двух выбранных коллекциях и сравним ее с эффективностью других методов стеганодетектирования [52,53,54,47]

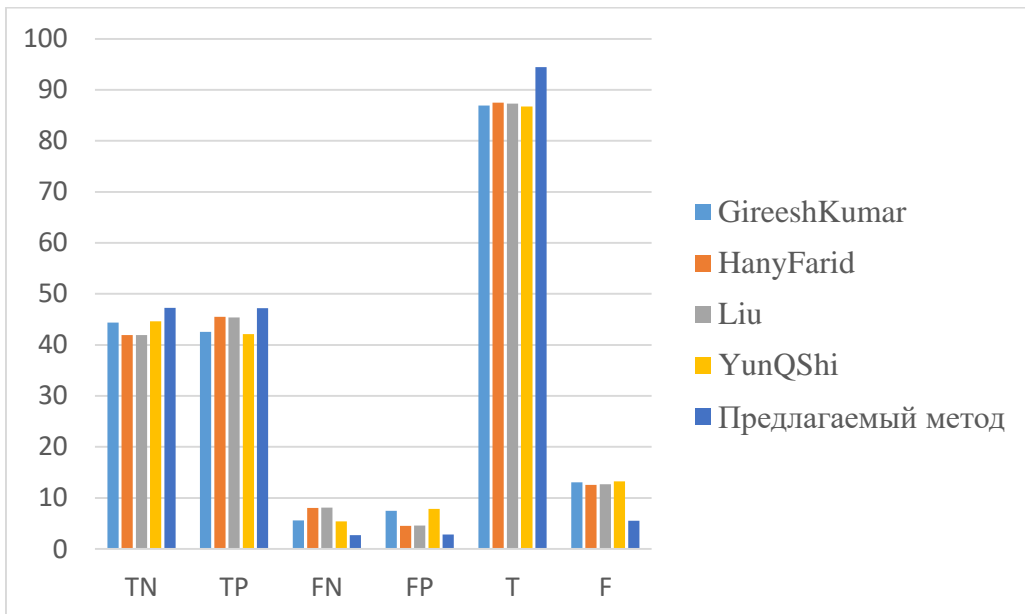
На рисунках 55-56 представлены графики соотношения TP, TN, FP, FN, T, F, для предлагаемого метода, а также других методов стеганодетектирования для сравнения.



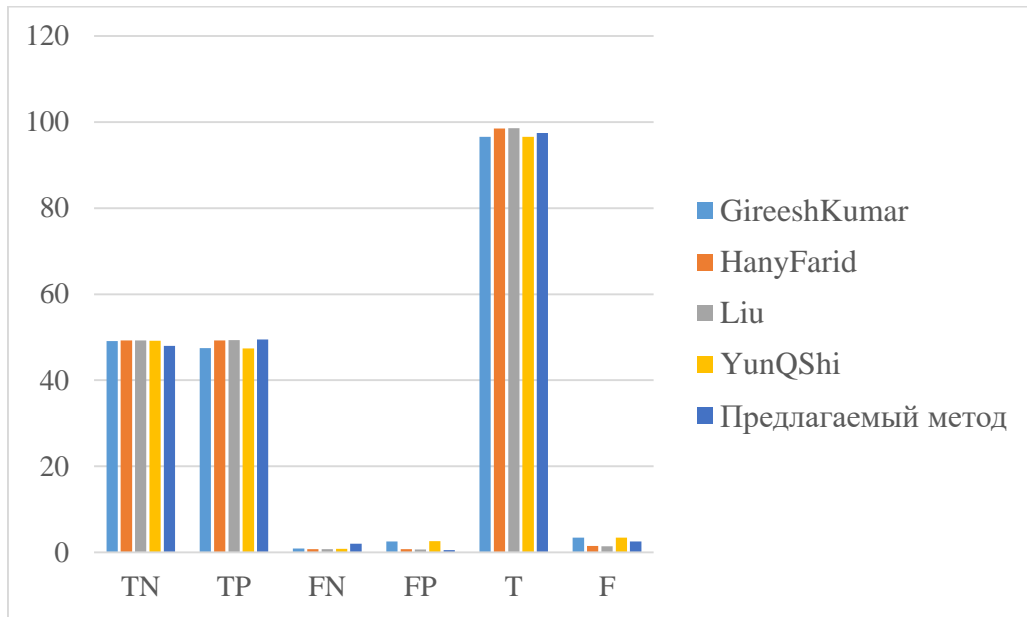
a)



б)

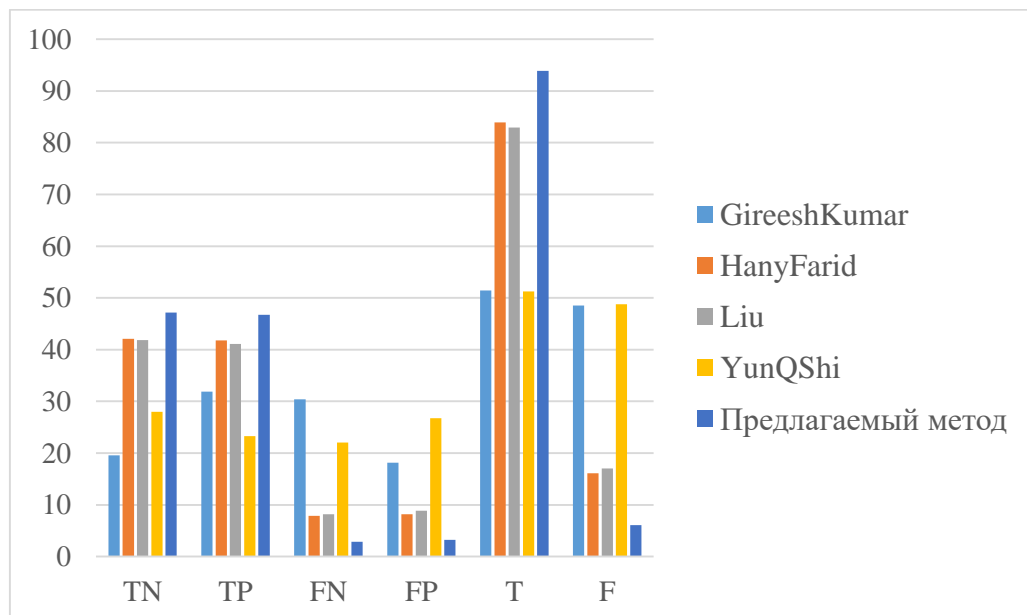


в)

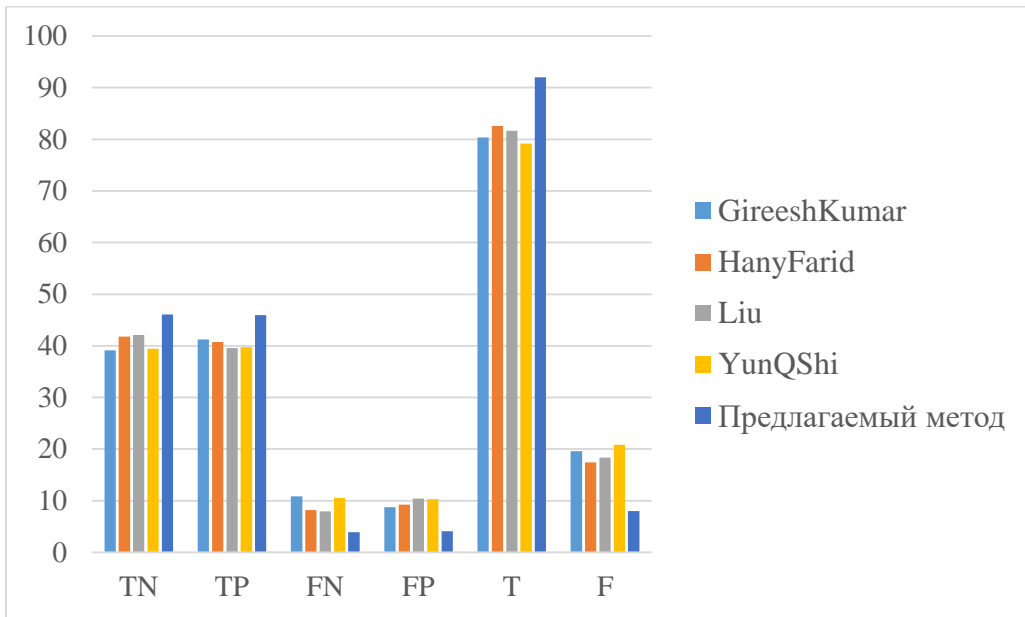


г)

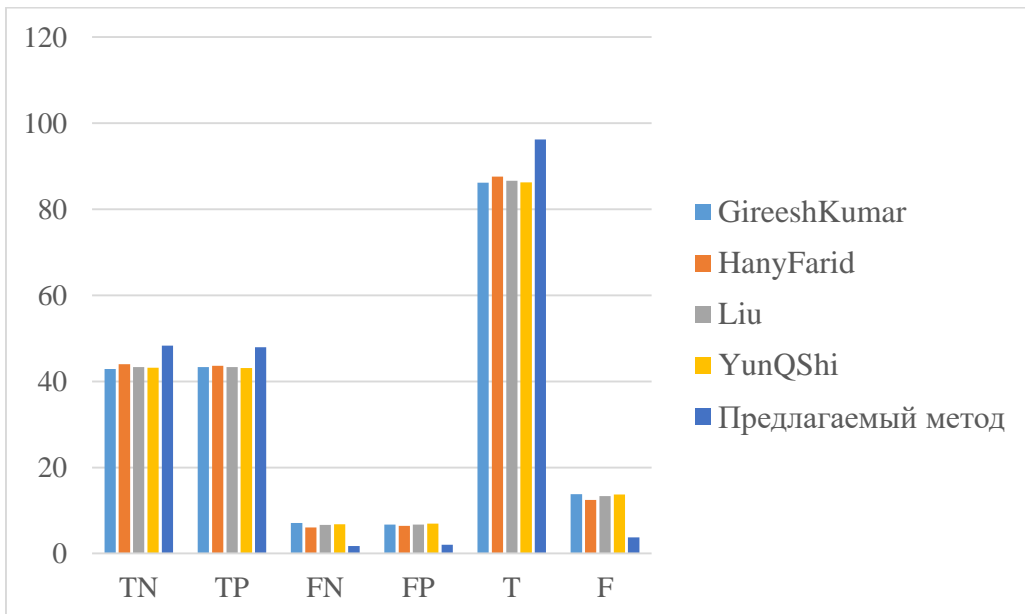
Рисунок 55. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, N при объеме встраивания 20% для коллекции 1 для а) LL области; б) LH области; в) HL области; г) HH области.



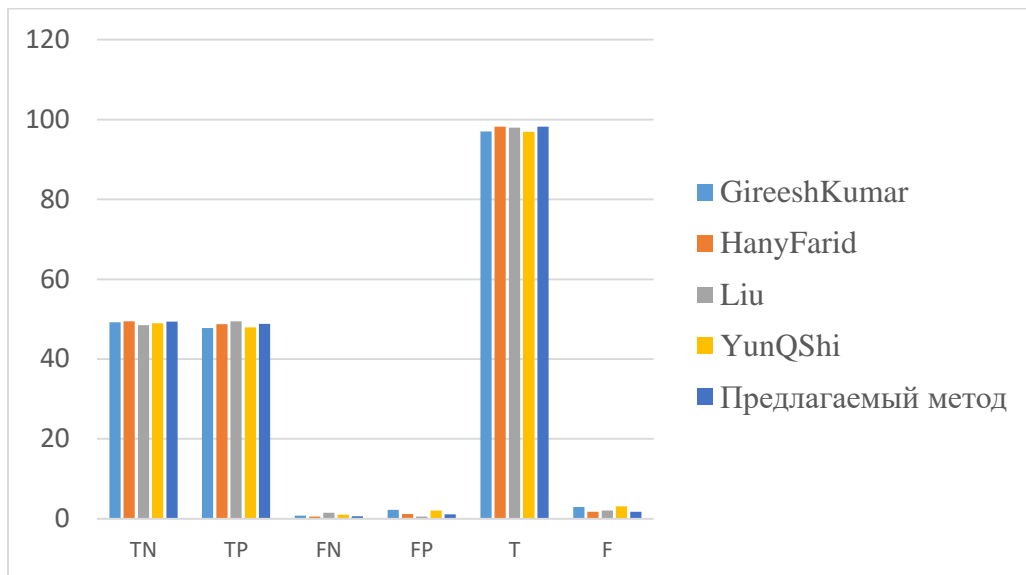
а)



б)



в)



г)

Рисунок 56. График соотношения TN, TP, FN, FP, T, N при объеме встраивания 20% для коллекции 2 для а) LL области; б) LH области; в) HL области; г) HH области.

Представленные на рисунках 55-56 графики наглядно демонстрируют, что предлагаемый метод, основанный на совместном использовании параметров, использованных в методах, предложенных в разделах 3.1-3.3, дает более высокую эффективность обнаружения для областей LH, HL и LL.

Для LL области предлагаемый метод при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 9,08% - 9,97% (среднее 9,52%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для LH области предлагаемый метод при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 9,43% - 10,03% (среднее 9,73%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для HL области предлагаемый метод при 20% объеме полезной нагрузки дает улучшение эффективности в 7,02% - 8,69% (среднее 7,85%) в зависимости от коллекции изображений по сравнению с существующими методами.

Для области НН предлагаемый метод идет вровень с существующими методами стеганодетектирования.

4.2. Выводы

Проведенные в данной работе исследования позволили добиться повышения итоговой эффективности обнаружения факта встраивания в область ДВП на 7,85%-9,73% в зависимости от конкретной области, используемой для встраивания информации:

- для встраивания в область LL повышения эффективности в среднем составило 9,52%;
- для встраивания в область LH повышение эффективности в среднем составило около 9,73%;
- для встраивания в область NL повышение эффективности в среднем составило 7,85.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе решена важная научная задача по разработке способов повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении встроенной информации в вейвлет области неподвижных изображений на основе машинного обучения и созданию метода стеганодетектирования, имеющего более высокую эффективность обнаружения факта встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений по сравнению с существующими методами, при решении которой получены следующие основные результаты, составляющие **итоги** исследования:

1. Проведен анализ существующих методов стеганографии для встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений и выявлены основные способы встраивания информации в вейвлет область неподвижных изображений.

2. Определены методики оценки эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении встраивания в неподвижные изображения, позволяющие наглядно оценить и сравнить между собой методы стеганодетектирования.

3. Проведен анализ эффективности существующих методов стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений и определены причины, приводящие к невозможности однозначного обнаружения факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений.

4. Разработаны три способа повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений на основе машинного обучения:

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений за счет использования особенностей вейвлет преобразования, в частности взаимосвязи параметров областей коэффициентов, полученных с использованием

различных вейвлетов, а также взаимосвязи параметров областей коэффициентов одно- и дву- мерного вейвлет преобразования, позволяющий повысить эффективность обнаружения факта встраивания в высокочастотные коэффициенты вейвлет области изображения;

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений за счет использования особенностей частотной области изображения позволяющий повысить эффективность обнаружения факта встраивания в высокочастотные коэффициенты вейвлет области изображения;

- способ повышения эффективности стеганодетектирования при обнаружении факта встраивания в вейвлет область неподвижных изображений за счет использования сходства характеристик низко частотной области коэффициентов вейвлет области изображения и самого изображения позволяющий повысить эффективность обнаружения встраивания в низкочастотные коэффициенты вейвлет области изображения.

5. Разработан метод стеганодетектирования, основанный на использовании разработанных в данной работе способов повышения эффективности стеганодетектирования, обеспечивающий высокую эффективность обнаружения встраивания в вейвлет область неподвижных изображений, в частности в области коэффициентов LL, LH, HL, по сравнению с существующими методами стеганодетектирования. Использование данного метода в системах стеганодетектирования позволяет снизить риск утечки информации по каналам связи, основанным на встраивании информации в вейвлет область неподвижных изображения.

Результаты работы **рекомендуется** использовать для повышения эффективности методов стеганодетектирования при обнаружении встроеной информации в вейвлет области неподвижных изображения при разработке систем стеганоанализа, а также для разработки усовершенствованных методов стеганодетектирования.

Перспективы дальнейшей разработки. Дальнейшие исследования по повышению эффективности стеганодетектирования с помощью методов машинного обучения связаны с двумя направлениями:

- поиск дополнительных параметров, позволяющих более точно оценить значения параметров оригинального изображения и таким образом с большей вероятностью обнаруживать изменение данных параметров при встраивании информации, что позволит еще более повысить эффективность стеганодетектирования;

- поиск дополнительных параметров, значения которых заметно изменяются при встраивании информации в неподвижное изображение, что позволит более точно различать между собой оригинальные и стегано изображения и, соответственно, еще более повысить эффективность стеганодетектирования.

Соответствие паспорту специальности. Положения, выносимые на защиту, соответствуют следующим пунктам паспорта специальности 05.13.19 – Методы и системы защиты информации, информационная безопасность:

- «5. Методы и средства (комплексы средств) информационного противодействия угрозам нарушения информационной безопасности в открытых компьютерных сетях, включая Интернет».

«6. Модели и методы формирования комплексов средств противодействия угрозам хищения (разрушения, модификации) информации и нарушения информационной безопасности для различного вида объектов защиты вне зависимости от области их функционирования».

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Макаренко С.И. Эталонная модель взаимодействия стеганографических систем и обоснование на ее основе новых направлений развития теории стеганографии // Вопросы кибербезопасности. – 2014. – № 2 – С.24-32.
2. Кустов В. Н., Параскевопуло А. Ю. Простые тайны стеганоанализа // Защита информации. Инсайд. – 2005 – № 4 – С.72-78.
3. Генне О. В. Основные положения стеганографии // Защита информации. Конфидент. – 2000 – № 3 – С. 20-25.
4. How do terrorists communicate? [Электронный ресурс] – BBC – 2013 – Режим доступа: <http://www.bbc.com/news/world-24784756>
5. Terrorists using eBay and Reddit to send coded messages: Mossad [Электронный ресурс] – New York Post – 2015 – Режим доступа: <http://nypost.com/2015/03/01/terrorists-using-ebay-and-reddit-to-send-coded-messages-mossad/>
6. Bogdanoski M., Risteski A., Bogdanoski M. Steganography in support of the global terrorism // Terrorist Use of Cyberspace and Cyber Terrorism: New Challenges and Responses. – 2015 – vol. 42 – pp. 15-28.
7. SPYCRAFT: The Secret History of the CIA’s Spys techs from Communism to Al-Qaeda [Электронный ресурс] – Central Intelligence Agency – 2008 – Режим доступа: <https://www.cia.gov/library/center-for-the-study-of-intelligence/csi-publications/csi-studies/studies/vol52no2/spycraft-the-secret-history-of-the-cia2019s.html>
8. Kessler G.C. An Overview of Steganography for the Computer Forensics Examiner [Электронный ресурс] – Federal bureau of investigation – 2004 – Режим доступа: https://archives.fbi.gov/archives/about-us/lab/forensic-science-communications/fsc/july2004/research/2004_03_research01.htm
9. FBI: SPIES HID SECRET MESSAGES ON PUBLIC WEBSITES [Электронный ресурс] – Wired – 2010 – Режим доступа:

<https://www.wired.com/2010/06/alleged-spies-hid-secret-messages-on-public-websites/>

10. Steganography picture [Электронный ресурс] – Federal bureau of investigation – Режим доступа: <https://vault.fbi.gov/ghost-stories-russian-foreign-intelligence-service-illegals/images/steganography-picture/view>
11. Internet 2012 in numbers [Электронный ресурс] – Pingdom – 2013 – Режим доступа: <http://royal.pingdom.com/2013/01/16/internet-2012-in-numbers/>
12. In 1 second, each and every second, there are... [Электронный ресурс] – Internet live stats – Режим доступа: <http://www.internetlivestats.com/one-second/#instagram-band/>
13. Pingdom year in Review 2015 [Электронный ресурс] – Pingdom – 2015 – Режим доступа: <http://royal.pingdom.com/2015/12/23/pingdom-year-in-review-2015/>
14. Wavelet based steganography and watermarking [Электронный ресурс] – Cornell University Computer Science Department – 1998 – Режим доступа: <http://www.cs.cornell.edu/topiwala/wavelets/report.html>
15. Миронов Д.Ф. Компьютерная графика в дизайне. – СПб: БВХ-Петербург. – 2008 – 560 с.
16. Грибунин В.Г., Оков И.Н., Туринцев И.В. Цифровая стеганография. – М.: Солон-Пресс. – 2016 – 262 с.
17. Ker A.D., Bohme R., Revisiting weighted stego-image steganalysis // Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering. – 2008 – pp. 1-17.
18. Badescu I., Dumitrescu C. Steganography in image using discrete wavelet transformation // Advances in Mathematical Models and Production Systems in Engineering. – 2014 – pp. 69-72.
19. Gupta Banik B., Bandyopadhyay S. K. A DWT Method for Image Steganography // International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering (IJARCSSE) – 2013 – vol. 3, Issue 6.
20. Parul, Manju, Dr. Harish Rohil, Optimized Image Steganography Using Discrete Wavelet Transform // International Journal of Recent Development in Engineering and Technology (IJRDET) – 2014 – vol. 2, Issue 2 – pp. 75-81.

21. Jayasudha S. Integer Wavelet Transform Based Steganographic Method Using Opa Algorithm // International Journal Of Engineering And Science – 2013 – Issue 4 – pp. 31-35.
22. Dhanraj. R. Dhotre. Wavelet Steganography: An approach based on 3-level Haar Wavelet Transform // IJCA Proceedings on National Conference on Recent Trends in Computing – 2012 – pp. 6-9.
23. Della Baby, Jitha Thomas, Gisny Augustine, Elsa George, Neenu Rosia Michael A Novel. DWT Based Image Securing Method using steganography // Procedia computer science – 2015 – vol. 46 – pp 612-618.
24. Nicky Saxena, Gaurav Agrawal. Image steganography using DCT and DWT // International Journal of latest trends in engineering and technology – 2016 – vol. 7 – pp 742-748.
25. Amritha.G, Meethu Varkey. A Security Enhanced Approach For Digital Image Steganography Using DWT And RC4 Encryption // International Journal of Computer Trends and Technology (IJCTT) – 2013 – vol 4(6) – pp 1710-1716.
26. Anuradha Goswami, Sarika Khandelwal. Coloured and Gray Scale Image Steganography using Block Level DWT DCT Transformation // International Journal of Computer Applications – 2016 – vol. 148 – pp. 1-3.
27. Vijay M., Vignesh Kumar V. Image Steganography Method Using Integer Wavelet Transform // International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology – 2014 – vol. 3, special Issue 3 – pp 1207-1211.
28. Prabakaran G., Bhavani R., Kiruthika M. A Novel Secure Color Image Steganography Based on Denoising Methods in DWT and IWT Techniques // International Conference on Engineering Trends and Science & Humanities (ICETSH-2015) – 2015 – pp. 50-55.
29. Swati Goel, Pramod Kumar, Rekha Saraswat. High Capacity Image Steganography Method Using LZW, IWT and Modified Pixel Indicator Technique // International Journal of Computer Science and Information Technologies – 2014 – vol. 5 (3) – pp. 3759-3763.

30. Surya V., Eswaran P. An Optimized Image Steganographic Method based on Artificial Bee Colony Algorithm // Proceedings of the International Conference on Innovations in Computer Science & Technology – 2016 – pp. 150-154.
31. Linta Joseph, Hyma Joy. Steganography based on integer wavelet transform and bicubic interpolation // International Journal of Advanced Engineering and Global Technology – 2015 – vol 3 – pp 1488-1494.
32. Prokhozhev N., Mikhailichenko O., Sivachev A., Bashmakov D., Korobeynikov A.G. Passive Steganalysis Evaluation: Reliabilities of Modern Quantitative Steganalysis Algorithms // Advances in Intelligent Systems and Computing – 2016 – vol. 451 – pp. 89-94.
33. Sanchita Pathak, Ratnakirti Roy, Suvamoy Changder. Performance analysis of image steganalysis techniques and future research directives // International journal of information and computer security – 2018 – vol 10 – pp. 1-24.
34. Usage of image file formats for websites [Электронный ресурс] – W3Techs – Режим доступа: https://w3techs.com/technologies/overview/image_format/all
35. Fillatre L. Adaptive Steganalysis of Least Significant Bit Replacement in Grayscale Natural Images // IEEE Transactions on Signal Processing – 2012 – vol. 60, issue 2 – pp. 556 – 569.
36. Fridrich J., Goljan M., Du R. Detecting LSB steganography in color and gray-scale images // IEEE Multimedia Magaz., Special Issue on Security – 2001 pp. 22–28.
37. Areesha Anjum, Saiful Islam. LSB steganalysis using modified weighted stego-image method // 3rd International Conference on Signal Processing and Integrated Networks (SPIN) – 2016 – pp. 630-635
38. Dumitrescu S., Wu X., Wang Z. Detection of LSB steganography via sample pair analysis// IEEE Transactions on Signal Processing – 2003 – vol. 51 – pp. 1995–2007.
39. Li Zhi, Sui Ai Fen, Yang Yi Xian. A LSB steganography detection algorithm // Proc. IEEE Int. Symp. on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication – 2003 – pp. 2780 – 2783.

40. Zhang T., Ping X. Reliable detection of LSB steganography based on difference image histogram // Proceedings of ICASSP – 2003 – vol. 1 – pp. 545–548.
41. Ker A.D. A general framework for structural steganalysis of LSB Replacement // Proc. of the Information Hiding – 2005 – pp. 296-311.
42. Mao Ye, Fenlin Liu, Chunfang Yang, Xiongfei He. Steganalysis Based on Weighted Stego-Image for LSB Replacement Steganography // Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing – 2009 – pp. 945-948.
43. Sree Rathna Lakshmi. A Novel Steganalytic Algorithm based on III Level DWT with Energy as Feature // Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology – 2014 – vol. 7(19) – pp. 4100-4105.
44. Abolghasemi M., Aghaeinia H., Faez K. Detection of perturbed quantization (PQ) steganography based on empirical matrix // The ISC International Journal of Information Security – 2014 – vol. 2, Issue 2 – pp. 119-128.
45. Saeid Fazli, Maryam Zolfaghari-Nejad. A New Steganalysis Method for Steganographic Images on DWT Domain // International Journal of Science and Engineering Investigations – 2012 – vol. 1, issue 2 – pp. 1-4.
46. Guorong Xuan, Yun Q. Shi, Jianjiong Gao, Dekun Zou, Chengyun Yang, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Chunhua Chen, Wen Chen. Steganalysis Based on Multiple Features Formed by Statistical Moments of Wavelet Characteristic Functions // Information Hiding – 2005 – pp. 262–277.
47. Yun Q. Shi, Guorong Xuan, Chengyun Yang, Jianjiong Gao, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Dekun Zou, Chunhua Chen, Wen Chen. Effective Steganalysis Based on Statistical Moments of Wavelet Characteristic Function // IEEE Conference on Information Technology: Coding and Computation (ITCC05) – 2005 – pp. 1-6.
48. Yun Q. Shi, Guorong Xuan, Dekun Zou, Jianjiong Gao, Chengyun Yang, Zhenping Zhang, Peiqi Chai, Wen Chen, Chunhua Chen. Image steganalysis based on moments of characteristic functions using wavelet decomposition, prediction-error image, and neural network // IEEE International Conference on Multimedia and Expo – 2005 – pp. 268-272.

49. Mohammad Ali Mehrabi, Hassan Aghaeinia, Mojtaba Abolghasemi. Image Steganalysis Based on Statistical Moments of Wavelet Subband Histogram of Images with Least Significant Bit planes // Congress on Image and Signal Processing – 2008 – pp. 768-772.
50. Abolghasemii M., Aghaeiniaiii H., Faez K. Image Steganalysis Based on Co-Occurrences of Integer Wavelet Coefficients // Electrical & Electronics Engineering – 2010 – vol. 42, issue 1 – pp. 51-59.
51. Tomas Pevny, Patrick Bas, Jessica Fridrich. Steganalysis by Subtractive Pixel Adjacency Matrix // IEEE Transactions on Information Forensics and Security – 2010 – vol. 5, Issue 2 – pp. 215-224.
52. Gireesh Kumar T., Jithin R., Deepa Shankar D. Feature Based Steganalysis Using Wavelet Decomposition and Magnitude Statistics // Advances in Computer Engineering (ACE) – 2010 – pp. 298-300.
53. Farid H. Detecting Steganographic Messages in Digital Images // Technical Report TR2001-412, Dartmouth College, Computer Science Department – 2001.
54. Changxin Liu, Chunjuan Ouyang, Ming Guo, Huijuan Chen. Image Steganalysis Based on Spatial Domain and DWT Domain Features // Proceedings of the 2010 Second International Conference on Networks Security, Wireless Communications and Trusted Computing – 2010 – vol. 1 – pp. 329-331.
55. Rhythm Walia Steganography based on neighborhood pixels // Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI). 2013. P. 203–206.
56. Jiaohua Qin, Xuyu Xiang, Yu Deng, Youyun Li and Lili Pan. Steganalysis of Highly Undetectable Ste-ganography Using Convolution Filtering // Information Technology Journal. 2014. V. 13 P. 2588–2592.
57. Сивачев А.В., Прохожев Н.Н., Михайличенко О.В., Башмаков Д.А. Эффективность стеганоанализа на основе методов машинного обучения // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики – 2017 – Т. 17. № 3 – С. 457–466.
58. Прохожев Н.Н., Сивачев А.В., Михайличенко О.В., Башмаков Д.А. Повышение точности стеганоанализа в области ДВП путем использования взаимосвязи

- между областями двумерного и одномерного разложений // Кибернетика и программирование – 2017 – № 2 – С. 78-87.
59. Linda G. Shapiro, George C. Stockman. Computer Vision – Prentice Hall – 2001.
60. Juuso Olkkonen. Discrete wavelet transforms – theory and applications – InTech – 2011 – 268 pages.
61. Britanak V., Yip P., Rao K. R. Discrete Cosine and Sine Transforms 1st Edition – Academic Press – 2006 – 368 pages.
62. Сивачев А.В., Прохожев Н.Н., Михайличенко О.В. Повышение точности методов стеганоанализа путем оптимизации параметров вейвлет-преобразования // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики – 2018 – Т. 18. № 1 – С. 113–121.
63. Штеренберг С.И., Кафланов Р.И., Дружин А.С., Марченко С.С. Методика применения самомодификации файлов для скрытой передачи данных в экспертной системе // Научно-технические технологии в космических исследованиях Земли – 2016 – Т. 8. № 1 – С. 71-75.
64. Евсютин О.О., Кокурина А.С., Мещеряков Р.В., Шумская О.О. Метод стеганографической защиты авторства электронных документов // Электронные средства и системы управления – 2016 – № 1-2 – С. 43-47.
65. Сивачев А.В. Повышение эффективности стеганоанализа в области ДВП изображения посредством анализа параметров частотной области изображения // Кибернетика и программирование. — 2018. – № 2. – С.29-37.
66. Subhedar M. S., Mankar V. H. Current status and key issues in image steganography: A survey // Computer science review. – 2014 – Т. 13. – pp. 95-113.
67. Amsaveni A., Vanathi P. T. A comprehensive study on image steganography and steganalysis techniques // International Journal of Information and Communication Technology. – 2015 – Т. 7. – №. 4-5. – pp. 406-424.
68. Конахович Г.Ф., Пузыренко А.Ю. Компьютерная стеганография Теория и практика. – М.: МК-Пресс, 2006. — 288 с.

69. Коржик В.И., Анфиногенов С.О., Кочкарев А.И., Федянин И.А., Жувикин А.Г., Флакман Д.А., Алексеев В.Г. Цифровая стеганография и цифровые водяные знаки. – СПб.: СПбГУТ, 2017.
70. Основные положения стеганографии [Электронный ресурс] – CIT forum – Режим доступа: <http://citforum.ru/internet/securities/stegano.shtml>
71. Сивачев А.В. Эффективность статистических методов стеганоанализа при обнаружении встраивания в вейвлет область изображения // Вопросы кибербезопасности. – 2018 – № 1(25) – С. 72-78.
72. Сивачев А.В., Башмаков Д.А. Влияние предварительной обработки изображения - контейнера фильтрами на точность статистического стеганодетектирования // Сборник трудов IV Всероссийского конгресса молодых ученых. – 2015 – С. 361-365.
73. Прохожев Н.Н., Михайличенко О.В., Башмаков Д.А., Сивачев А.В., Коробейников А.Г. Исследование эффективности применения статистических алгоритмов количественного стеганодетектирования в задаче детектирования скрытых каналов передачи информации // Программные системы и вычислительные методы. – 2015 – № 3 – С. 281–292.
74. Башмаков Д.А. Точность предсказания пикселей фоновых областей цифровых изображений в задаче стеганодетектирования методом Weighted Stego // Кибернетика и программирование. — 2018 – № 2. – С.38-47.
75. Башмаков Д.А., Сивачев А.В. Влияние параметров маски на практическую точность RS-анализа // Сборник трудов IV Всероссийского конгресса молодых ученых. – 2015 – С. 49-53.
76. Башмаков Д.А. Адаптивное предсказание пикселей пикселей в градиентных областях для улучшения точности стеганодетектирования в неподвижных цифровых изображениях // Кибернетика и программирование. — 2018. – № 2. – С.83-93.
77. Башмаков Д.А., Прохожев Н.Н., Михайличенко О.В., Сивачев А.В. Применение матриц соседства пикселей для улучшения точности

- стеганодетектирования неподвижных цифровых изображений с однородным фоном // Кибернетика и программирование. — 2018. — № 1. — С.64-72.
78. Аграновский А.В., Балакин А.В., Грибунин В.Г., Сапожников С.А. Стеганография, цифровые водяные знаки и стеганоанализ. - М.: Вузовская книга, 2009 – 220 с.
79. Сивачев А.В., Прохожев Н.Н. Применение статистических методов пространственной области стеганоанализа для обнаружения встраивания информации в область ДВП изображения // Инженерные кадры – будущее инновационной экономики России. – 2016. – № 4. – С.128-131.
80. Риксон, Фред Б. Коды, шифры, сигналы и тайная передача информации - М.: АСТ: Астрель, 2011. – 656 с.
81. Monika Agarwal Text steganographic approaches: a comparison // International Journal of Network Security & Its Applications (IJNSA) – 2013 – Vol.5, No.1 – pp. 91-106.
82. Pooja P. Balgurgi, Sonal K. Jagtap. Audio Steganography Used for Secure Data Transmission // Proceedings of International Conference on Advances in Computing – 2013. – pp. 699-706.
83. Mennatallah M. Sadek, Amal S. Khalifa, Mostafa G. M. Mostafa. Video steganography: a comprehensive review // Multimedia Tools and Applications – 2015 – vol.74 – pp. 7063-7094.
84. Rainer Böhme. Advanced Statistical Steganalysis – Springer Science & Business Media, 2010 – 288 p.
85. Fourier transforms of images [Электронный ресурс] – +plus forum – Режим доступа: <https://plus.maths.org/content/fourier-transforms-images>
86. Prabhjot Kour. Image processing using discrete wavelet transform // IPASJ International Journal of Electronics & Communication (IJEC) – 2015 – vol. 3 – pp. 53-59.
87. Прошлое и будущее интернет-трафика [Электронный ресурс] – Cisco – Режим доступа: https://www.cisco.com/c/ru_ru/about/press/press-releases/2015/09-03a.html

88. Форматы графических файлов [Электронный ресурс] – fototips.ru – Режим доступа: <https://fototips.ru/praktika/formaty-graficheskix-fajlov/>
89. Schaathun H.G. Machine Learning in Image Steganalysis – Wiley-IEEE Pres, 2012 – 296 p.
90. Степанов Е. А., Корнеев И. К. Информационная безопасность и защита информации. – М.: ИНФРА-М (2001).
91. Flax P.A. Machine Learning: The Art and Science of Algorithms That Make Sense of Data // Cambridge University Press – 2012 – 409 p.
92. Gayathri C., Kalpana V. Study on image steganography techniques // International Journal of Engineering and Technology (IJET) - 2013 – vol. 5 – pp. 572–577.
93. Hussain M. et al. Image steganography in spatial domain: a survey // Signal Processing: Image Communication. – 2018. – Т. 65. – С. 46-66.
94. Madhavi B. Desai, Dr. S.V. Patel. Survey on Universal Image Steganalysis // International journal of computer science and information technologies. – 2014 – vol. 5 – pp. 4752-4759.
95. Евсютин О.О., Негачева Е.В. Стеганографическое встраивание информации в цифровые изображения, сжатые с помощью блочных клеточных автоматов // Доклады ТУСУР. – 2013 – № 4(30) – С. 130–135.
96. Смирнов В.И. Курс высшей математики. – СПб.: БХВ-Петербург, 2008. Т. 1 – 614 с.
97. Steganography: A Powerful Tool for Terrorists and Corporate Spies [Электронный ресурс] – Stratfor – Режим доступа: <https://www.stratfor.com/analysis/steganography-powerful-tool-terrorists-and-corporate-spies>
98. Majid Rabbani, Rajan Joshi. An overview of the JPEG 2000 still image compression standard // Signal Processing: Image Communication – 2002 – vol. 17 – pp. 3-48.
99. Gunn S. R. Support Vector Machines for Classification and Regression – Technical Report, Image Speech and Intelligent Systems Research Group, University of Southampton – 1997 – 42 p.

100. Narasimha Murty M., Susheela Devi V. Pattern Recognition An Algorithmic Approach Springer – Universities Press, 2011 — 275 p.
101. Шелухин О.И., Канаев С.Д. Стеганография. Алгоритмы и программная реализация – М.: Горячая линия-Телеком, 2017 – 591 с.
102. Грибунин В.Г., Костюков В.Е., Мартынов А.П. Стеганографические системы. Цифровые водяные знаки – Саров: ФГУП «РФЯЦ-ВНИИЭФ», 2016 – 210 с.
103. Грибунин В.Г., Мартынов А.П., Николаев Д.Б. и др. Стеганографические системы. Атаки. Пропускная способность и оценка стойкости. – Саров: ФГУП «РФЯЦ-ВНИИЭФ», 2015 – 217 с.
104. Николенко С., Кадурич А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. – СПб: Питер, 2018 – 480 с.
105. Абазина Е.С., Ерунов А.А. Цифровая стеганография: состояние и перспективы // Системы управления, связи и безопасности. – 2016 – № 2 – С. 182-201.
106. Нечта И.В. Метод сокрытия информации в графоподобных структурах социальной сети // Вычислительные технологии. – 2018 – Т. 23. № 2 – С. 55-62.
107. Товштейн М.Я. Рисунок как стегоконтейнер в компьютерной коммуникации // Сборник статей II Международной научной конференции – 2016 – С. 92-97.
108. Филиппов М.В., Балашова С.А. Метод сокрытия информации в квантовых коэффициентах дискретного косинус преобразования // Инженерный вестник – 2016 – № 8 – С. 1-11.
109. Dynamic pictures [Электронный ресурс] – WorryDream – Режим доступа: <https://www.worrydream.com/DynamicPicturesMotivation/>
110. Балтаев Р.Х., Лунегов И.В. Алгоритм встраивания и извлечения информации в неподвижные цифровые изображения стойкий к пассивным стегоаналитическим атакам // Вопросы безопасности. – 2016 – № 6 – С. 24-35.
111. Кузнецов А.А., Ботнов А.М., Лаптий П.А. Встраивание информационных данных в неподвижные изображения с использованием прямого расширения спектра // Прикладная радиоэлектроника. – 2010 – Т.9 № 3 – С. 470-478.