

Введение Цифровой водяной знак (ЦВЗ) – это специальная метка, встраиваемая в цифровой контент с целью аутентификации и защиты авторских прав. Цифровые водяные знаки, применительно к изображениям, как правило, невидимы, то есть оригинальное изображение и изображение, содержащее ЦВЗ, визуально неотличимы зрительной системой человека (ЗСЧ). Обычно ЦВЗ при внедрении в графические контейнеры распределяют по всему изображению. Это способствует большей устойчивости ЦВЗ к некоторым геометрическим атакам, например, усечению. Против других атак типа аффинных преобразований (масштабирование, изменение пропорций, поворот на некоторый угол) такой подход в базовой форме применять практически бесполезно. Атаки такого рода не уничтожают сам ЦВЗ, однако, приводят изображение к такому виду, что детектор просто не может извлечь водяной знак. Атаки, удаляющие ЦВЗ (фильтрация, перемодуляция, сжатие с потерями и пр.), действуют против встроенного сообщения, то есть, направлены на уничтожение или порчу ЦВЗ путем манипулирования маркированным изображением. При этом методы внедрения ЦВЗ, устойчивые к незначительной фильтрации, разработать сравнительно не так сложно. Более существенная фильтрация, удаляющая ЦВЗ, вызывает визуальные искажения, заметные для ЗСЧ. Таким образом, является актуальной задача выделения таких областей в изображении, к модификациям которых ЗСЧ восприимчива. В этом случае внедрение ЦВЗ в подобные области сильно изображение не изменит, так как ЦВЗ представляет собой сообщение достаточно небольшого размера. В то время как фильтрация данных областей, необходимая для удаления ЦВЗ, внесет существенные визуальные искажения и, следовательно, смысл использования такого изображения для злоумышленника будет потерян. Рассмотрим некоторые основные параметры, влияющие на качество восприятия графической информации человеком, с целью выделения тех областей изображения, внедрение в которые ЦВЗ не приведет к заметным визуальным и статистическим изменениям в отличие от существенной фильтрации. Влияние детализации изображения на визуальное восприятие человека Анализ влияния одновременного изменения размеров полутонового изображения ($N \times N$) и количества уровней ($2k$) яркости на качество изображения состоял в ряде экспериментов, представляющих набор субъективных тестов. При этом тестировались три класса изображений: с относительно малым содержанием деталей, с большим числом деталей и с некоторым промежуточным значением степени наличия деталей. Генерировался набор изображений указанных трех классов для различных значений N и k , после чего наблюдателю предлагалось упорядочить их в соответствии с субъективно ощущаемым качеством. Результаты эксперимента представлялись в форме так называемых кривых равного предпочтения зависимости $k(N)$. Каждая точка на плоскости соответствует изображению со значениями параметров N и k , равными координатам этой точки. Точки, лежащие на кривой равного

предпочтения, соответствуют изображениям, качество которых субъективно воспринимается одинаково. В указанных экспериментах было обнаружено, что кривые равного предпочтения имеют тенденцию к смещению вправо и вверх, однако, их форма для каждого из трех классов изображений отличается. Результаты экспериментов вполне ожидаемы, так как такой сдвиг анализируемой кривой, по сути, означает лишь увеличение значений N и k . Безусловно, такая динамика только улучшит качество изображения. При этом следует отметить, что с увеличением степени детализации изображения форма кривых равного предпочтения становится более вертикальной. Это показывает, что для изображений с большим количеством деталей может оказаться достаточным лишь небольшое число градаций яркости. В этом случае для фиксированного значения N воспринимаемое ЗСЧ качество детализированного изображения почти не зависит от числа использованных градаций яркости. Следовательно, искажения хорошо детализированных областей изображения будут менее заметны ЗСЧ, и артефакты, вносимые фильтрацией, человеку будет сложно разглядеть. Соответственно, изображение с точки зрения восприятия практически не изменится и может быть использовано злоумышленником. Таким образом, для решения поставленной задачи можно сделать вывод о внедрении ЦВЗ в области изображения, содержащие сравнительно небольшое количество деталей. Количество деталей можно свести к подсчету количества сегментов, полученных в результате сегментации изображения. В дополнение к подсчету количества деталей будет необходимым поиск наиболее крупных объектов на изображении и оценка их площади. Такие объекты следует использовать для внедрения ЦВЗ. Влияние цветовой насыщенности изображения на визуальное восприятие человека Рассмотрим процесс спектрального восприятия цвета зрительной системой человека: 1. После фокусировки света на сетчатке происходит восприятие и обработка получаемой электромагнитной энергии. 2. Получение светового сигнала фоточувствительными ячейками на сетчатке глаза (обработка). 3. Свет порождает химическую реакцию (основой является фотопигмент на сетчатке). 4. Электрический сигнал, посылаемый в мозг (результат). Стоит заметить, что фоточувствительные сенсоры глаза неодинаково чувствительны во всех областях видимого диапазона. Кривая чувствительности глаза не имеет дополнительных максимумов и асимметрии. Наиболее ярким ЗСЧ кажется желтый цвет, менее ярким – красный и синий, причем при соответствующем подборе эти два цвета могут оказаться зрительно одинаково яркими. Из числа цветов видимого спектра наиболее темным представляется фиолетовый цвет. К изменениям фиолетового цвета ЗСЧ наименее чувствительна. Зрительная система может восстановить интенсивность и цветовую характеристику входного сигнала только путем комбинации сигналов фоторецепторов с разной чувствительностью. Такая реконструкция выполняется на одном из ранних этапов визуальной обработки.

Таким образом, можно сделать вывод, что ЗСЧ представляет собой компромисс между точной передачей цвета и высоким пространственным разрешением. Особенностью человеческого организма является то, что люди не могут определять величины каких бы то ни было раздражителей в абсолютном виде. Человек в состоянии определять только относительные изменения, опираясь либо на непосредственные сравнения двух разных величин, либо на сравнение величины с неким отложившимся в памяти значением. ЗСЧ различает два цвета по яркости или цветовому тону только в случае, если разница между ними превышает некоторое пороговое значение. На этом основана система измерений, связанная с отсчетом количества порогов от некоторого эталона. Число порогов различения по цветовому тону, яркости и насыщенности ограничено. Поэтому число цветовых оттенков, различаемых глазом, тоже конечно. В среднем глаз человека в состоянии различать 10-100 тыс. оттенков, притом, что современные мониторы способны отображать более 16 млн. цветов.[5] Для решения поставленной задачи необходимо учесть, что ЗСЧ отслеживает изменение не всех цветов одинаково хорошо, и, следовательно, при выборе для внедрения ЦВЗ крупных однотонных фрагментов изображения приоритетными являются фрагменты в диапазоне цветов от зеленого до желто-красного (длина волны 500-600 Нм). Вычисление количества различных цветовых оттенков в изображении можно свести к подсчету цветовых сегментов, которые могут быть получены в результате цветовой сегментации изображения.

Классификация алгоритмов сегментации При вычислении установленных выше факторов, влияющих на повышение эффективности внедрения ЦВЗ, следует подсчитать количество сегментов (как объектов некоторой формы) в изображении и количество цветовых сегментов (как фрагментов неопределенной формы, но одинакового цвета/цветового диапазона). Проведем анализ широко известных существующих алгоритмов сегментации изображения и выберем наиболее подходящий для решения поставленной задачи.

Исследованию вопросов сегментации изображений посвящено достаточно большое количество работ. Среди подходов к построению алгоритмов сегментации можно выделить следующие четыре класса, из которых два первых, в основном, ориентированы на однокомпонентные (монохромные, черно-белые) изображения, тогда как третий и четвертый классы допускают анализ многокомпонентных данных. 1. Сегментация изображения путем выделения контуров. Данный подход заключается в обнаружении контуров при помощи тех или иных операторов (например, операторы Собела и Превитта), а также в последующем составлении из них границ областей. Большинство алгоритмов обнаружения контурных границ основано на фильтрации, преобразующей изображение в двумерный массив, значения которого соответствуют вероятности нахождения контура в определенной точке. Операторы выделения контуров основаны на вычислении первой или второй производной. Результаты

их применения выглядят неплохо с точки зрения визуальной оценки, однако не удовлетворяют ряду формальных критериев, в частности требованиям непрерывности и минимальной толщины контурных линий. Другой известный подход, «zero crossing», обеспечивает выполнение указанных требований, однако в результате возникает много несвязанных между собой линий, недостаточно хорошо соответствующих реальным контурам. 2.

Морфологический подход. Представляет собой теоретический подход, основанный на теории множеств, для представления, описания и предобработки изображения. Основными характеристиками такого подхода являются нелинейность, необратимость, свойства сильной связности. 3. Сегментация изображения делением на однородные области. Наиболее популярными в данном классе являются пороговые методы – простое, но достаточно эффективное средство выделения объекта на некотором фоне. В качестве примеров можно упомянуть анализ сканированных изображений с целью выделения напечатанных символов, логотипов, графических объектов; обработка геодезических карт с целью выделения линий (контуров), обозначений, легенды карты; рентгенография и т.д. Результатом применения такого подхода является бинарное изображение, где нули соответствуют пикселям объекта, а единицы – пикселям фона. 4. Классификация в пространстве признаков. Она заключается в выборе отображения набора входных данных в некоторое многомерное пространство признаков и последующее решение классической задачи кластеризации — разбиении выбранного пространства на классы, базируясь на плотности распределения в нем. Данные методы особенно удобны, когда заранее известно количество классов объектов, содержащихся в изображении. Также как правило, предполагается, что обнаруженные в пространстве признаков кластеры отображают связные области [1]. Для выделения как объектных, так и цветовых сегментов в работе используется один из наиболее приемлемых вариантов контурной сегментации, при этом исходные данные представляются в виде цветного изображения (в цветовом пространстве RGB), которое затем преобразуется в полутоновое. Перед описанием структуры алгоритма сегментации приведем краткую характеристику цветового пространства RGB. Цветным изображением в пространстве RGB будем называть массив $M \times N \times 3$, состоящий из цветных пикселей, причем каждый такой пиксель является вектором из трех компонент, элементы которого соответствуют трем цветовым слоям: красному, зеленому, синему. Изображение в данном пространстве можно рассматривать как объединение трех полутоновых изображений, подающихся на красный, зеленый и синий входы цветного монитора, в результате чего на экране формируется цветное изображение. В системе RGB каждая цветовая точка представляется как вектор, проведенный из начала координат в соответствующую точку цветового пространства.[6]. Для выделения цветовых и

яркостных сегментов в работе предлагается применять алгоритмы сегментации Канни и использующий разложение изображения в спектр ДКП алгоритм Уотсона

Анализ алгоритма сегментации Канни

Метод контурной сегментации Канни использует многоуровневый вычислительный подход для выявления границ сегментов на изображении. Данный метод основан на использовании двух порогов – верхнего и нижнего. В большинстве случаев, особенно при анализе зашумленных изображениях, этот метод имеет определенные преимущества перед остальными. Регулируемым параметром метода Канни является порог чувствительности: двухэлементный вектор, в котором первый элемент – нижний порог, а второй элемент – верхний порог. Работа метода проверяется на моделях изображений с различными дефектами. Результаты изображения являются бинарными, где единицей отображается наличие границ, а нулем ее отсутствие. [2]

Сегментация методом Канни

производится следующим образом:

1. Изображение сглаживается фильтром Гаусса с заданным стандартным отклонением для сокращения аддитивного шума.
2. В каждой точке вычисляется модуль вектора градиента и направление вектора градиента. Направление контура в заданной точке перпендикулярно направлению вектора градиента. При вычислении G_x и G_y предлагается использовать фильтры Собела или Лапласа (фильтр Превитта при решении поставленной задачи показал худшие результаты). Таким образом, выделяются перепады интенсивности изображения. Точки перепада определяются как точки локального максимума градиента.
3. Точки перепада, определенные в п.2, вызывают рост гребней на изображении модуля градиента. После этого вычисляется вершины этих гребней и присваивается нулевое значение точкам, которые не лежат на гребне. В результате на выходе строится тонкая линия, а весь этот процесс называется «немаксимальным подавлением».
- Затем пиксели гребня подвергаются пороговой обработке с использованием двух порогов T_1 и T_2 , причем $T_1 < T_2$. Значение порога находится от 0 до 1 и регулирует порог яркости между смежными пикселями.
4. Объединение групп пикселей различных уровней, разбитых с использованием порогов.[3]

Таким образом, формируется контур выделяемой области путем присоединения пикселей одного уровня к пикселям другого, при условии наличия хотя бы одного соседнего пикселя из восьми, окружающих заданный. Другими словами, к точкам, значение интенсивности в которых превышает верхний порог, присоединяются только соседние с ними точки, значение интенсивности в которых превышает нижний порог. Преимуществом метода Канни контурной сегментации изображений является использование морфологической операции наращивания точек контура в результате чего решаются задачи, как детализации изображения, так и яркостной/цветовой сегментации. Следующий алгоритм использует дискретное косинусное преобразование, применяемое в стандарте JPEG. Для этого приведем краткий анализ формата графических

изображений JPEG. Алгоритм сжатия графической информации JPEG. Формат JPEG является одним из наиболее популярных форматов хранения цифровых изображений. Несмотря на широкое распространение, принцип обработки и воспроизведения графики в стандарте JPEG является достаточно сложным. Например, стандарт включает четыре режима сжатия: иерархический, прогрессивный, последовательный и без потерь. Кроме того, для каждого режима определено несколько возможных алгоритмов кодирования квантованных данных. [3] Рассмотрим наиболее популярный, последовательный, режим. Последовательный режим обеспечивает кодирование изображения слева направо сверху вниз. Каждая цветовая компонента кодируется в последовательном режиме в один, так называемый, проход (scan) – блок сжатых данных, который содержит результаты одного прохода изображения. Рассмотрим по порядку этапы сжатия изображения в последовательном режиме:

- преобразование цветового пространства;
- дискретизация;
- дискретное косинусное преобразование;
- квантование;
- размещение в зигзагообразном порядке;
- кодирование.

Преобразование цветового пространства. На первом этапе выполняется переход из оригинального цветового пространства RGB в пространство YCbCr согласно цветовой схеме CCIR 601 (иногда компоненты Cb и Cr называют U и V, хотя, строго говоря, YCbCr не есть то же самое, что и YUV). Преобразование цветового пространства необходимо, поскольку ЗЧЧ более чувствительна к изменениям яркости, нежели цвета. Преобразование одного пикселя осуществляется по формуле: где – пиксель в пространстве RGB, – пиксель в формате YCbCr. Новая величина Y является яркостью, а Cb и Cr – цветовыми компонентами или цветоразностями. Дискретизация. Стандарт JPEG допускает дискретизацию различных компонент с различной частотой. В силу большего восприятия ЗЧЧ яркости компонента Y взята для каждого пикселя, тогда как Cb и Cr – как средние величины для блока 2x2 пикселей. Таким образом, сохраняется 50% используемого объема (шесть выборок, а не 12) практически без потерь качества при восприятии изображения. Так как информация частично сохраняется в отдельных компонентах пространства, описанный процесс также еще называют поддискретизацией (чаще, вертикальной и горизонтальной). Параметры дискретизации наряду с параметрами квантования определяют степень сжатия и, следовательно, качество восстанавливаемого изображения. В стандартном файле JPEG эти параметры включаются в заголовок файла так, чтобы при выводе на экран изображение правильно восстанавливалось и отображалось [6]. Дискретное косинусное преобразование (ДКП). Дискретное косинусное преобразование применяется для перевода значений пространственной области в частоты, содержащие информацию о степени изменения пространственных данных. Менее значимые частоты можно будет затем частично удалить при квантовании. Информация будет потеряна, однако, ЗЧЧ слабо чувствительна к этой

информации. ДКП применяется к блокам 8x8 пространственных данных изображения для каждой компоненты Y, Cb и Cr в отдельности. Если размеры изображения не кратны 8, стандартом предписывается дополнение исходной матрицы пикселей справа (снизу) крайнего правого (нижнего) столбца (строки). Очередной коэффициент ДКП в блоке получается из блока пикселей $f(x,y)$, где x и y по формуле: Значение $F(0,0)$ представляет собой среднее арифметическое всех пикселей блока и обозначается как DC-коэффициент. Остальные коэффициенты блока обозначаются как AC-коэффициенты. Дискретное косинусное преобразование является обратимым. Обратное преобразование вычисляется следующим образом: Квантование. В силу того, что данные низких частот более важны отображения, чем данные высоких частот, значения многих высокочастотных коэффициентов вносят достаточно малый вклад в формирование (восстановление) изображения. Поэтому их можно отбросить на очередном этапе, называемом квантование. Квантование устанавливает точность, с которой сохраняется каждый коэффициент ДКП. В стандарте JPEG для этих целей используется простое деление матрицы коэффициентов ДКП блока изображения на матрицу квантования поэлементно и последующее округление результата до ближайшего целого. Матрица квантования состоит из элементов, имеющих меньшие значения для низких частот и большие – для высоких частот. Чем больше элементы матрицы квантования, тем больше информации теряется на данном этапе (выбор матрицы зависит от коэффициента сжатия (показателя качества)).[7] При квантовании может использоваться произвольная матрица, однако, на практике, как правило, применяется одна стандартная матрица для компоненты Y и одна – для компонент Cb и Cr. После квантования коэффициенты низких частот сохраняются с приемлемой точностью, а высокочастотные обнуляются. Размещение в зигзагообразном порядке. С целью сгруппировать максимально возможное число квантованных нулевых коэффициентов ДКП для создания как можно более длинных серий нулевых значений, коэффициенты перегруппируются в порядке возрастания частот. В результате получается вектор, содержащий нулевые серии в конце, которые затем будет удобно кодировать. Кодирование. Векторы квантованных коэффициентов ДКП на последнем этапе сжимаются кодированием Хаффмана. В этом случае используется код RLE или VLC (Run Length Encoding – кодирование длин серий, Variable Length Code – код переменной длины). При распаковке кодированная последовательность восстанавливается, и все описанные операции выполняются в обратном порядке. То есть после декодирования вектор квантованных коэффициентов ДКП преобразуется в матрицу [5]. Матрица квантованных коэффициентов ДКП умножается на матрицу квантования поэлементно. Матрица квантования при этом используется та же самая, что и при процессе создания изображения JPEG. Деквантованные коэффициенты при

этом будут отличаться от первоначальных коэффициентов ДКП, однако, показатель качества выбирается таким образом, чтобы данные отличия не влияли на восприятие ЗСЧ. К деквантованным коэффициентам ДКП применяется обратное ДКП, после чего яркостные и цветоразностные компоненты переводятся в пространство RGB: Анализ модели восприятия Уотсона

При оценке незаметности ЦВЗ используются две характеристики визуального восприятия: неотличимость (fidelity) и качество. Первая характеристика показывает насколько похожи изображения до и после обработки. Качество – абсолютная мера, устанавливающая степень наличия заметных артефактов. В теории цифровой обработки изображений одной из популярных метрик оценки неотличимости является среднеквадратическая ошибка, которая, однако, не всегда хорошо оценивает изменение изображения после внедрения ЦВЗ. В психофизиологических исследованиях зрительного восприятия искажений часто анализируется метрика JND (just noticeable difference, едва заметное отличие). Уотсон предложил модель восприятия для измерения визуальной точности воспроизведения. Данная модель позволяет найти различие между двумя изображениями, выраженное в виде JND. Оценивается при этом изменение блоков коэффициентов ДКП. Согласно модели определяется матрица t частотной чувствительности, где каждый элемент является (приблизительно) наименьшим значением изменения соответствующего коэффициента ДКП в блоке, которое было бы заметно. Таким образом, меньшее значение матрицы t указывает на большую чувствительность ЗСЧ к этой частоте. Иначе говоря, эти значения – максимальные величины отклонения (назовем их дельтами), на которые могут быть изменены коэффициенты ДКП яркости изображения при условии того, что эти изменения не будут заметны. В данной матрице дельты приведены в зависимости от расположения соответствующего коэффициентов, но не учтена зависимость дельт от яркости и контрастности блока. Для учета яркости строится матрица t_L : где k – номер блока, $a_T = 0,649$, $C_0[0,0,k]$ – DC-коэффициент k -го блока, $C_0,0$ – среднее значение DC-коэффициентов всех блоков. Для учета контраста следует построить матрицу s : где $w[i,j]$ – константа, изменяющаяся от 0 до 1. Может отличаться для различных коэффициентов, для всех коэффициентов равна 0,7. Меньшие значения матрицы s соответствуют большим возможностям ЗСЧ по выявлению модификации изображения. Поэтому предлагается следующий подход по выбору областей для внедрения ЦВЗ. Пиксели выделенных при помощи алгоритма Канни сегментов анализируются с использованием модели Уотсона. Для каждого сегмента вычисляется относительная сумма элементов матрицы s : где U_p – p -й сегмент изображения ($p \times 64 \times k$). В сегменты с меньшими значениями q_p следует внедрять ЦВЗ.

Заключение Подведем итоги проведенного исследования. Внедрение ЦВЗ следует производить в следующие области изображения: 1. Сегменты, содержащие сравнительно небольшое количество деталей. 2. Крупные

однотонные фрагменты изображения (приоритетными являются фрагменты в диапазоне цветов от зеленого до желто-красного). 3. Сегменты с меньшими значениями величины qr , вычисленной для модели восприятия Уотсона. Для выделения областей, удовлетворяющих данным требованиям, предлагается использовать алгоритм сегментации Канни.