

ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

DATA PROCESSING

Научная статья

УДК 004.056.5+519.237

doi: 10.17223/19988605/72/6

Использование F -меры для определения порогового значения обнаружения цифровых водяных знаков в изображениях**Виктор Андреевич Анжин¹, Вадим Николаевич Тренькаев²**^{1,2} *Национальный исследовательский Томский государственный университет, Томск, Россия*¹ *viktor.anjin@gmail.com*² *kziiktvn@gmail.com*

Аннотация. Предлагается способ определения пороговой границы обнаружения для цифровых водяных знаков, использующих оценку уровня корреляции на этапе обнаружения. Задача обнаружения цифрового водяного знака рассматривается как задача бинарной классификации изображений, что позволяет использовать метрики качества бинарных классификаторов, в частности F -меру. В этом случае оптимальное пороговое значение уровня корреляции, которое балансирует ошибки обнаружения разного рода, соответствует максимальному значению F -меры. Значения F -меры вычисляются на заданном наборе тестовых изображений и заданном наборе операций, моделирующих воздействия на изображения в процессе передачи или вследствие действий злоумышленника, направленных на удаление водяного знака. Предлагаются способы уменьшения объема вычислений при поиске максимума F -меры. Производится сравнение предложенного подхода к выбору порогового значения со статистическим методом.

Ключевые слова: цифровой водяной знак; F -мера; пороговое значение обнаружения цифровых водяных знаков; защита от несанкционированного копирования.

Для цитирования: Анжин В.А., Тренькаев В.Н. Использование F -меры для определения порогового значения обнаружения цифровых водяных знаков в изображениях // Вестник Томского государственного университета. Управление, вычислительная техника и информатика. 2025. № 72. С. 61–70. doi: 10.17223/19988605/72/6

Original article

doi: 10.17223/19988605/72/6

Detection threshold selection for correlation based digital image watermarks through F -score optimization**Viktor A. Anzhin¹, Vadim N. Trenkaev²**^{1,2} *National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation*¹ *viktor.anjin@gmail.com*² *kziiktvn@gmail.com*

Abstract. The approach for selecting the detection threshold for correlation based digital image watermarks is proposed. The watermark detection process is treated as a binary classification problem, enabling the use of the F -score as a quality metric. Within this framework, the optimal detection threshold corresponds to the maximum F -score value. The F -score is computed over a set of test images and a predefined set of operations that simulate distortions introduced during transmission or watermark removal attacks. Methods for improving the computational efficiency of F -score maximization are proposed. The proposed approach to choosing a threshold value is compared with the statistical method.

Keywords: digital watermark; F -score; detection threshold; content protection.

For citation: Anzhin, V.A., Trenkaev, V.N. (2025) Detection threshold selection for correlation based digital image watermarks through F-score optimization. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika – Tomsk State University Journal of Control and Computer Science*. 72. pp. 61–70. doi: 10.17223/19988605/72/6

Введение

Цифровой водяной знак (ЦВЗ) представляет собой информацию, скрыто встроенную в цифровые данные (контейнер) с целью выявления нелегального распространения защищаемой информации. ЦВЗ применяется для защиты авторских прав и предотвращения несанкционированного копирования. Контейнер с водяным знаком может подвергаться различным воздействиям, приводящим к его искажению и затрудняющим процесс обнаружения ЦВЗ. Сами воздействия обусловлены как естественными причинами, например процедурами обработки данных при передаче или потерями в канале связи, так и преднамеренными действиями злоумышленника, направленными на удаление или изменение ЦВЗ. Далее в качестве контейнера рассматривается цифровое изображение.

Существует большое количество алгоритмов встраивания и обнаружения ЦВЗ [1–3]. При этом для цифровых изображений известно несколько основных способов внедрения водяных знаков: на уровне пикселей изображения [4]; после дискретного косинусного преобразования (ДКП) изображения [5–7]; после вейвлет-преобразования изображения [8]. Для большинства алгоритмов в качестве ЦВЗ используются случайные данные, например белый гауссовский шум [9]. Обнаружение осуществляется путем оценки уровня корреляции между проверяемым ЦВЗ и контейнером, предположительно его содержащим. Если уровень корреляции превышает выбранное значение, называемое пороговым значением обнаружения, то делается вывод, что в контейнер встроен ЦВЗ. Уровень корреляции оценивается с использованием различных подходов, но основными являются линейная и нормализованная корреляции, а также коэффициент корреляции [4].

Выбор порогового значения обнаружения существенно влияет на результат работы алгоритма обнаружения. Слишком низкое пороговое значение может приводить к большому числу ложных обнаружений водяного знака, т.е. к фиксации наличия водяного знака в изображениях, которые его в действительности не содержат. Слишком высокое пороговое значение может приводить к большому числу пропусков водяного знака. Известно [10], что воздействие злоумышленника на контейнер почти не влияет на вероятность ложного обнаружения ЦВЗ, но может приводить к увеличению пропусков ЦВЗ. Для алгоритмов встраивания на базе ДКП или вейвлет-преобразований в работах [11–12] и [13] соответственно используется статистический метод определения порогового значения, в рамках которого фиксируется допустимый уровень ошибок обнаружения, с учетом которого рассчитывается пороговая граница обнаружения. Действия злоумышленника могут иметь разнообразный характер, что затрудняет их формализованное описание и включение в статистическую модель. В результате возможна ситуация, в которой выбранная в качестве допустимой вероятность ошибки пропуска обнаружения дает пороговое значение, которое показывает целевые результаты при обнаружении ЦВЗ при отсутствии воздействия злоумышленника на контейнер, но приводит к значительному числу пропусков обнаружения при наличии такого воздействия. Стоит отметить, что статистические методы выбора порогового значения обнаружения привязаны к конкретным алгоритмам встраивания и обнаружения, а также статистическим параметрам встраиваемого ЦВЗ.

В данной работе задача обнаружения ЦВЗ рассмотрена как задача бинарной классификации изображений, в которой проверяемое изображение классифицируется как содержащее или не содержащее ЦВЗ. Это позволяет использовать метрики качества бинарных классификаторов [14], в частности F -меру, для оценки качества обнаружения ЦВЗ при различных пороговых значениях. В этом случае оптимальное пороговое значение, которое балансирует ошибки обнаружения, соответствует максимальному значению F -меры. Значения F -меры могут быть вычислены на заданном наборе тестовых изображений и заданном наборе воздействий на контейнер (группы фильтров), в том числе направленных на удаление ЦВЗ. Предложенный подход апробирован на двух алгоритмах: 1) E_BLIND/D_CC – алгоритм, в котором ЦВЗ встраивается на уровне пикселей изображения аналогично алгоритму

Е_BLIND/D_LC [4], но при обнаружении используется коэффициент корреляции; 2) ДКП-ЦВЗ – алгоритм из [5], в котором операции встраивания и обнаружения выполняются над коэффициентами, полученными после ДКП изображения.

В работе исследуются способы уменьшения объема вычислений при поиске максимума F -меры, в частности на основе различных методов оптимизации унимодальных функций. Проводится вычислительный эксперимент, направленный на выявление минимального количества тестовых изображений, на котором возможно вычислять пороговое значения обнаружения ЦВЗ без потери качества. Производится сравнение предложенного подхода к выбору порогового значения со статистическим методом из [6].

Программные реализации используемых алгоритмов внедрения и обнаружения ЦВЗ, выполненные на языке C++, а также Python-скрипты проведения вычислительных экспериментов и полученные результаты доступны по ссылке [15].

1. Метод определения порогового значения обнаружения ЦВЗ на основе F -меры

Далее рассматриваются методы обнаружения цифровых водяных знаков, основанные на оценке корреляции между заданным ЦВЗ и проверяемым изображением. В случае если значение корреляции больше, чем заданное пороговое значение θ (пороговое значение обнаружения ЦВЗ), считается, что в контейнере присутствует ЦВЗ, что может быть неверно. В данной работе используются линейная корреляция и коэффициент корреляции, рассчитываемые по формулам из [4]:

$$Z_{lc}(a, b) = \frac{1}{N} \sum_i a_i b_i, \quad (1)$$

$$\tilde{s} = \frac{s}{|s_{\max}|}, \quad (2)$$

$$Z_{nc}(a, b) = \sum_i \tilde{a}_i \tilde{b}_i, \quad (3)$$

$$\bar{s} = s - \tilde{s}, \quad (4)$$

$$Z_{cc}(a, b) = Z_{nc}(\bar{a}, \bar{b}). \quad (5)$$

Формулы (1), (3) и (5) описывают вычисление линейной корреляции, нормализованной корреляции и коэффициента корреляции между двумя последовательностями a и b , содержащими N элементов. Для вычисления линейной корреляции Z_{lc} по формуле (1) производится покомпонентное перемножение соответствующих элементов последовательностей a и b с последующим суммированием результатов и делением на число элементов N . Формула (2), в которой $|s_{\max}|$ обозначает максимальное абсолютное значение среди элементов последовательности s , описывает процедуру нормализации последовательности путем деления каждого ее элемента на максимальное абсолютное значение в ней. При расчете нормализованной корреляции Z_{nc} по формуле (3) выполняются покомпонентное перемножение и суммирование элементов нормализованных последовательностей. Формула (4), где $\bar{s}$ обозначает среднее значение элементов последовательности s , описывает процедуру вычисления отклонений элементов последовательности s от среднего $\bar{s}$. Коэффициент корреляции Z_{cc} между последовательностями a и b в формуле (5) вычисляется как нормализованная корреляция Z_{nc} , рассчитанная для последовательностей $\bar{a}$ и $\bar{b}$, элементы которых представляют собой отклонения исходных значений соответствующих последовательностей от среднего.

Задача обнаружения ЦВЗ может быть рассмотрена как задача бинарной классификации изображений, что позволяет использовать F -меру для оценки качества алгоритма обнаружения ЦВЗ. Напомним, что существует разные метрики качества классификатора: точность, полнота, арифметическое среднее, геометрическое среднее. F -мера представляет собой гармоническое среднее между точностью и полнотой, что дает возможность сбалансированно оценить качество алгоритма.

Значение F -меры вычисляется по формуле из [14]:

$$F\text{-мера} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (6)$$

В формуле (6) используются следующие обозначения: TP – количество изображений с ЦВЗ, в которых водяной знак обнаружен; FP – количество изображений без ЦВЗ, в которых водяной знак ошибочно обнаружен; FN – количество изображений с ЦВЗ, в которых водяной знак не обнаружен.

Опишем способ вычисления F -меры в зависимости от порогового значения θ .

Для каждого изображения I из базы изображений B выполняются следующие шаги:

Шаг 1. Генерация и внедрение случайного ЦВЗ в изображение I . Результатом этого шага является изображение с водяным знаком I_w .

Шаг 2. Воздействие операций из набора D на изображения I и I_w . В результате получается два набора изображений:

$\text{Filtr}(I_w)$ – результаты преобразований изображения I_w с водяным знаком;

$\text{Filtr}(I)$ – результаты преобразований изображения I без водяного знака.

Шаг 3. Вычисление уровня корреляции между ЦВЗ и изображениями I , I_w и наборами изображений $\text{Filtr}(I_w)$ и $\text{Filtr}(I)$.

Шаг 4. Обнаружение ЦВЗ методом оценки уровня корреляции при фиксированном пороговом значении θ .

Шаг 5. Вычисление F -меры оцениваемого порогового значения θ по формуле (6).

Отметим, что шаги с 1-го по 3-й зависят от алгоритма внедрения ЦВЗ и наборов изображений B и воздействий D , но не зависят от порогового значения θ , выполняются один раз и являются предварительными вычислениями. Шаги 4 и 5 позволяют построить зависимость F -меры от порогового значения θ .

Максимальное значение F -меры может быть найдено методом последовательного перебора пороговых значений из некоторого интервала. В качестве границ интервала можно использовать минимальное и максимальное значения корреляций, которые получены по результатам шага 3.

В рамках проводимых далее экспериментов зависимость F -меры от порогового значения θ строится для базы данных Flickr8K [16], включающей 8 091 изображение. В рамках эксперимента в качестве фильтров использовались инструменты FFmpeg [17]:

- 1) 2D ДКП-фильтр с использованием dctdnoiz с коэффициентом sigma 5;
- 2) 2D ДКП-фильтр с использованием dctdnoiz с коэффициентом sigma 10;
- 3) размытие с помощью фильтра unsharp с параметрами: 3:3:–0,25:3:3:–0,25;
- 4) увеличение резкости с помощью фильтра unsharp с параметрами: 3:3:0,25:3:3:0,25;
- 5) перекодирование JPEG с уровнем квантования 1;
- 6) перекодирование JPEG с уровнем квантования 25.

Данный набор фильтров содержит воздействия размытием и увеличением резкости, вносящие искажения, которые можно субъективно охарактеризовать как средние, а также ДКП-фильтрацию и JPEG-перекодирование с парой коэффициентов, первый из которых вносит несущественные искажения, а второй – существенные. Рассмотренный набор операций моделирует воздействия злоумышленника и искажения, возникающие при передаче изображений.

На рис. 1 представлены результаты вычисления функции F -меры для алгоритмов E_BLIND/D_CC (см. рис. 1, а, с, е) и для алгоритмов ДКП-ЦВЗ (см. рис. 1, b, d, f) с использованием трех коэффициентов силы встраивания. Коэффициенты силы встраивания, обозначаемые α , выбраны таким образом, чтобы полученные после встраивания результаты субъективно характеризовались как незаметные (см. рис. 1, а, b), ограниченно заметные (см. рис. 1, с, d) и существенно заметные искажения (см. рис. 1, е, f). По оси абсцисс отложены пороговые значения, а по оси ординат – значения F -меры в диапазоне от 0 до 1. Красными точками отмечены обнаруженные максимумы функции F -меры.

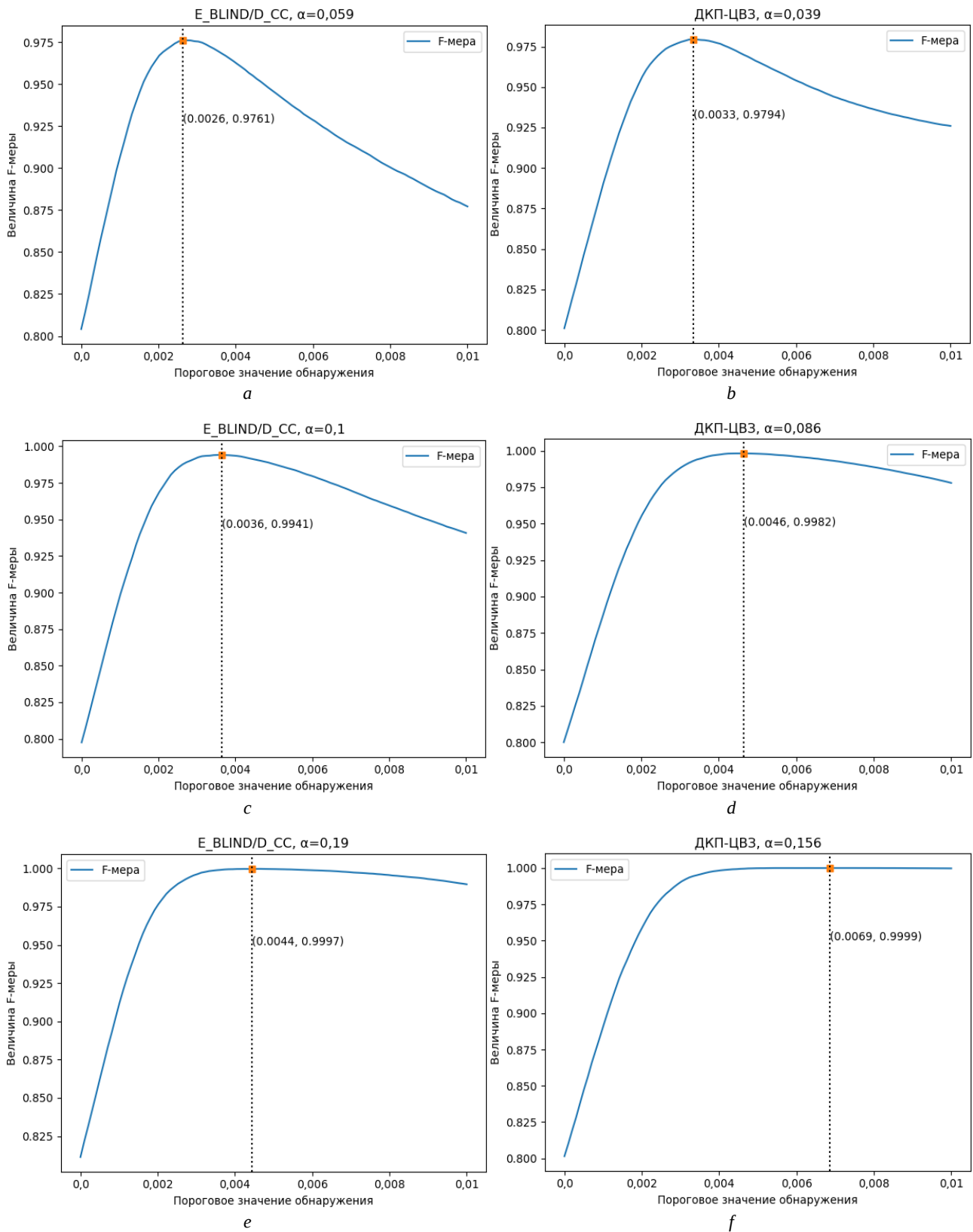


Рис. 1. График зависимости оценки F-меры от порогового значения обнаружения θ

Fig. 1. Graph of the F-measure on the detection threshold value θ

Из полученных в ходе эксперимента результатов видно, что для всех рассмотренных алгоритмов и коэффициентов силы встраивания функция F-меры, рассчитанная по предложенному алгоритму, имеет единственный максимум, т.е. является унимодальной.

2. Способы ускорения вычисления оптимального порогового значения

2.1. Сокращение количества используемых в эксперименте изображений

В предложенном методе определения порогового значения наиболее трудоемкими являются шаги с 1-го по 3-й (внедрение ЦВЗ, фильтрация, вычисление корреляции), повторяющиеся для каждого изображения из тестового набора. В связи с этим представляет интерес нахождение подмножества тестового набора, на котором сохраняются полученные на всем наборе оптимальные значения искомых параметров.

Для выявления такого сокращенного тестового набора для алгоритмов E_BLIND/D_CC и ДКП-ЦВЗ проведена экспериментальная оценка нижней границы количества изображений, позволяющая сохранять качество полученных результатов нахождения оптимального порогового значения. Для этих целей проведен вычислительный эксперимент, заключающийся в поиске порогового значения с использованием наборов изображений разной мощности из базы Flickr8K. В рамках эксперимента были рассчитаны отклонения F -меры и порогового значения, полученных на сокращенных наборах изображений, от таковых, полученных на полном наборе из 8 091 изображения.

Результаты вычислительного эксперимента представлены на рис 2. Рисунок 2, *a* характеризует зависимость отклонения максимума F -меры, вычисленной на базе сокращенного набора тестовых изображений, относительно эталонного значения максимума F -меры, вычисленного с использованием полного набора тестовых изображений. По оси абсцисс отложено количество тестовых изображений, а по оси ординат – модуль разности между эталонным значением и значением максимума F -меры, вычисленной на базе заданного количества тестовых изображений. Аналогично рис. 2, *b* характеризует отклонения оптимального порогового значения, найденного с использованием сокращенного набора тестовых изображений, относительно оптимального порогового значения, полученного на базе полного набора тестовых изображений.

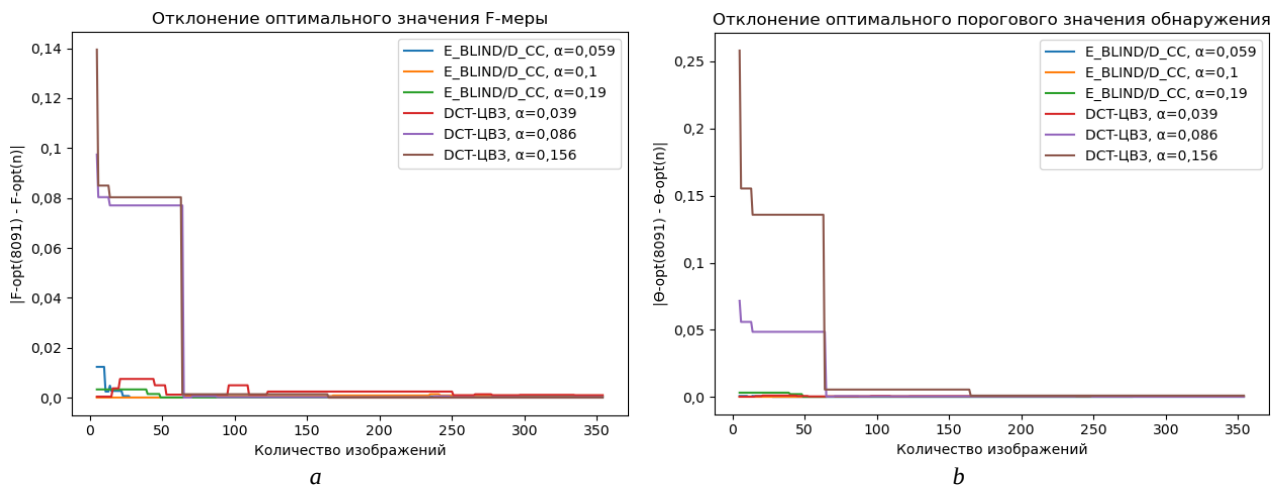


Рис. 2. Отклонения найденного максимума F -меры (*a*) и оптимального порогового значения обнаружения (*b*) в зависимости от количества используемых в эксперименте изображений

Fig. 2. Deviations of the found maximum F -measure value (*a*) and the detection threshold value (*b*) depending on the number of images

Из графиков на рис. 2 видно, что существенные отклонения порядка 0,08 и более максимума F -меры от эталонного значения начинают появляться при количестве изображений, меньшем чем 75. Для порогового значения обнаружения 50 изображений приводят к отклонению порядка 0,15, а при использовании 175 и более изображений пороговое значение обнаружения колеблется в окрестности эталонного значения.

Таким образом, экспериментально показано, что можно существенно ускорить процесс нахождения порогового значения обнаружения, используя малое количество тестовых изображений (в рассмот-

ренном случае 175 вместо 8 091), но принимая во внимание, что полученное пороговое значение будет близким к оптимальному.

2.2. Использование методов оптимизации унимодальных функций

Если F -мера как функция от порогового значения имеет один локальный максимум, то для нахождения ее максимума можно использовать методы одномерной оптимизации унимодальных функций, в частности метод золотого сечения [18] и метод Брента [19]. В работе для алгоритмов E_BLIND/D_CC и ДКП-ЦВЗ для разных коэффициентов силы встраивания ЦВЗ проведено экспериментальное сравнение данных методов оптимизации при использовании их для нахождения максимума F -меры. Коэффициенты силы встраивания выбраны таким образом, чтобы полученные после встраивания результаты субъективно характеризовались как незаметные, ограниченно заметные и существенно заметные искажения. В табл. 1 представлены количества вычислений F -меры при поиске максимума.

Таблица 1

Количество вычислений $F(x)$ в ходе оптимизации

Метод встраивания ЦВЗ	Золотое сечение	Метод Брента
E_BLIND/D_CC, $\alpha=0,059$	46	33
E_BLIND/D_CC, $\alpha=0,1$	43	20
E_BLIND/D_CC, $\alpha=0,19$	43	24
ДКП-ЦВЗ, $\alpha=0,039$	45	34
ДКП-ЦВЗ, $\alpha=0,086$	46	26
ДКП-ЦВЗ, $\alpha=0,156$	41	12

Из полученных результатов видно, что для рассматриваемых в ходе эксперимента методов внедрения и обнаружения ЦВЗ и наборов коэффициентов силы встраивания метод Брента позволяет найти оптимальный порог обнаружения с использованием наименьшего количества вычислений функции F -меры.

3. Сравнение со статистическим методом выбора порогового значения обнаружения

Существуют работы, в которых пороговое значение обнаружения выбирается на основе статистической модели, в рамках которой корреляция между проверяемым контейнером и ЦВЗ рассматривается как случайная величина. В случае отсутствия ЦВЗ в контейнере значение корреляции имеет распределение, близкое к нормальному с нулевым средним. При наличии ЦВЗ корреляция подчиняется иному распределению, характеризующемуся смещением среднего в сторону положительных значений. Пороговое значение выбирается на основе анализа этих распределений.

В работе [6] представлен алгоритм встраивания ЦВЗ на базе ДКП, использующий при обнаружении линейную корреляцию. Пороговые значения обнаружения ЦВЗ вычисляются по изображению, в котором осуществляется проверка наличия ЦВЗ. Для этого алгоритма в рамках анализа статистической модели построены следующие формулы выбора порогового значения обнаружения:

$$T = \frac{\alpha}{2M} \sum_{i=1}^M |t_i^*|, \quad (7)$$

$$T = \frac{\alpha}{3M} \sum_{i=1}^M |t_i^*|. \quad (8)$$

В формулах (7) и (8) t_i^* – это i -й ДКП-коэффициент проверяемого на наличие ЦВЗ изображения, M – количество коэффициентов, используемых для встраивания, α – коэффициент силы встраивания.

В данной работе проведено сравнение предложенного метода определения порогового значения обнаружения ЦВЗ на основе F -меры со статистическим методом из [6]. Опишем методику проведенного эксперимента. Вначале на базе сокращенного тестового набора изображений Flickr8K и набора фильтров FFmpeg по предложенной методике на основе F -меры вычисляется пороговое значение обнаружения, равное 59,36093. Используется коэффициент силы встраивания $\alpha = 0,796$. В этом случае

ЦВЗ не вызывает ярко выраженных искажений и сохраняется после фильтрации. Далее проводится вычислительный эксперимент по оценке полученных пороговых значений. В каждое изображение из набора Flickr30K [20], который содержит 31 783 изображения, внедряется случайный ЦВЗ. Потом полученные изображения перекодируются с использованием кодека WebP [21], что моделирует воздействие злоумышленника. По формулам (7) и (8) для каждого из проверяемых изображений вычисляется пороговое значение обнаружения. Затем вычисляется количество успешных обнаружений и пропусков обнаружений ЦВЗ до и после перекодирования, а также количество ложных обнаружений ЦВЗ в изображениях, его не содержащих.

Результаты сравнения представлены в табл. 2. Первая строка таблицы содержит результаты эксперимента, в котором пороговое значение получено на основе предлагаемого метода, вторая и третья строки – пороговые значения, вычисленные по формулам (7) и (8) соответственно.

Таблица 2

Количество успешных обнаружений и пропусков обнаружений ЦВЗ

Алгоритм выбора порогового значения обнаружения	Количество успешных обнаружений	Количество пропусков обнаружений	Количество успешных обнаружений после фильтрации	Количество пропусков обнаружений после фильтрации	Количество ложных обнаружений
Предлагаемый алгоритм	31778	5	30881	902	3
Статистический метод, формула (7)	31782	1	1130	30653	0
Статистический метод, формула (8)	31783	0	24018	7765	0

Все три оцениваемых варианта выбора пороговой границы обнаружения показывают практически одинаковые результаты на изображениях без фильтрации. Использование порогового значения, рассчитанного по формуле (7), приводит к большому количеству пропусков обнаружения (30 653 пропуска на 31 783 изображениях) после перекодирования с использованием кодека WebP. Пороговое значение, полученное по формуле (8), дает лучшую устойчивость ЦВЗ к фильтрации через перекодирование кодеком WebP, тем не менее приводит к значительному количеству пропусков (7 765 пропусков на 31 783 изображениях, 24%). Предложенный метод выбора порогового значения позволяет добиться минимального количества пропусков после фильтрации (902 пропуска на 31 783 изображениях, 3%), что сопровождается небольшим числом (3) ложных обнаружений ЦВЗ.

Таким образом, экспериментально показано, что предложенный метод выбора порогового значения обнаружения ЦВЗ по сравнению со статистическим методом позволяет сохранить высокий уровень успешных обнаружений после воздействия злоумышленника, демонстрируя сбалансированное соотношение между пропущенными и ложными обнаружениями.

Заключение

В работе рассматривается задача выбора величины пороговой границы обнаружения для алгоритмов обнаружения ЦВЗ, опирающихся на использование корреляции между ЦВЗ и контейнером. Неверный выбор порогового значения уровня корреляции может приводить либо к большому числу ложных обнаружений ЦВЗ, либо к большому числу пропусков ЦВЗ. В работе оптимальное пороговое значение обнаружения предлагается определять, используя метрики качества бинарных классификаторов, в частности F -меру. Оценка F -меры рассчитывается в ходе вычислительного эксперимента с набором тестовых изображений. Вычисление F -меры включает встраивание ЦВЗ в изображения из тестового набора, фильтрацию изображений, вычисление корреляции. Далее для разных значений пороговой границы вычисляется F -мера. Оптимальное значение уровня корреляции, которое балансирует ошибки обнаружения ЦВЗ, соответствует максимальному значению F -меры. Предложенный подход определения порогового значения обнаружения ЦВЗ апробирован на двух известных из литературы алгоритмах внедрения и обнаружения ЦВЗ для разных коэффициентов силы встраивания.

Экспериментально показано, что можно существенно ускорить процесс нахождения порогового значения обнаружения ЦВЗ предложенным методом, сокращая базу тестовых изображений без потери качества полученного решения. Для представленных в работе алгоритмов внедрения и обнаружения

ЦВЗ получено сокращение до 175 вместо исходных 8 091 изображения. Произведена оценка количества вычислений F -меры, требуемых для поиска максимума с использованием методов оптимизации унимодальных функций. Показано, что метод Брента позволяет найти оптимальный порог обнаружения с использованием наименьшего количества вычислений функции F -меры.

Проведено сравнение предложенного метода со статистическим подходом к получению пороговой границы обнаружения. Результаты сравнения показали, что пороговое значение, выбранное с использованием статистической оценки, приводит к значительному числу пропусков обнаружений в случае воздействия злоумышленника на изображения с ЦВЗ. Использование порогового значения, определенного на основе максимизации оценки F -меры, позволяет существенно снизить количество пропусков обнаружений, что сопровождается небольшим числом ложных обнаружений ЦВЗ.

Список источников

1. Грибунин В.Г., Оков И.Н., Туринцев И.В. Цифровая стеганография. М. : СОЛОН-Пресс, 2016. 262 с.
2. Cox I.J., Miller M.L., Bloom J.A. Watermarking applications and their properties // Proc. Int. Conf. on Information Technology: Coding and Computing (Cat. No. PR00540). IEEE, 2000. P. 6–10.
3. Wan W. et al. A comprehensive survey on robust image watermarking // Neurocomputing. 2022. V. 488. P. 226–247. doi: 10.1016/j.neucom.2022.02.083
4. Cox I. et al. Digital watermarking and steganography. Morgan Kaufmann, 2007. xxviii, 593 p.
5. Cox I. J. et al. Secure spread spectrum watermarking for multimedia // IEEE Transactions on Image Processing. 1997. V. 6 (12). P. 1673–1687.
6. Barni M. et al. A DCT-domain system for robust image watermarking // Signal Processing. 1998. V. 66 (3). P. 357–372.
7. Cox I.J. et al. Secure spread spectrum watermarking for images, audio and video // Proc. of 3rd IEEE Int. Conf. on Image Processing. 1996. V. 3. P. 243–246.
8. Jabade V.S., Gengaje S.R. Literature review of wavelet based digital image watermarking techniques // Int. J. of Computer Applications. 2011. V. 31 (7). P. 28–35.
9. Thanki R.M., Kher R.K., Vyas D.D. Robustness of correlation based watermarking techniques using WGN against different order statistics filters // Int. J. of Computer Science and Telecommunications. 2011. V. 2 (4). P. 45–49.
10. Piva A. et al. Threshold selection for correlation-based watermark detection // Proc. of COST. 1998. V. 254. P. 67–72.
11. Briassoulis A., Strintzis M.G. Locally optimum nonlinearities for DCT watermark detection // IEEE Transactions on Image Processing. 2004. V. 13 (12). P. 1604–1617.
12. Wang J. et al. Locally optimum detection for Barni's multiplicative watermarking in DWT domain // Signal Processing. 2008. V. 88 (1). P. 117–130.
13. Kwon S.G. et al. Watermark detection algorithm using statistical decision theory // Proc. IEEE Int. Conference on Multimedia and Expo. 2002. V. 1. P. 561–564.
14. Powers D.M.W. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation // arXiv. 2010. Art. 16061. doi: 10.48550/arXiv.2010.16061
15. Watermark Detection Threshold Selection // github.com. URL: <https://github.com/anjin-viktor/watermark-detection-threshold-selection> (accessed: 09.02.2025).
16. Rashtchian C. et al. Collecting image annotations using amazon's mechanical turk // Proc. of the NAACL HLT 2010 Workshop on Creating Speech and Language Data with Amazon's Mechanical Turk. 2010. C. 139–147.
17. A complete, cross-platform solution to record, convert and stream audio and video // FFmpeg. URL: ffmpeg.org (accessed: 09.02.2025).
18. Press W., Teukolsky S.A., Vetterling W.T., Flannery B.P. Numerical Recipes in C. Cambridge et al. : Cambridge University Press, 1988. xxvi, 994 p.
19. Brent R.P. Algorithms for minimization without derivatives. Courier Corporation, 2013.
20. Plummer B.A. et al. Flickr30k entities: Collecting region-to-phrase correspondences for richer image-to-sentence models // Proc. of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision. 2015. P. 2641–2649.
21. Формат изображения для Интернета. URL: <https://developers.google.com/speed/webp> (дата обращения: 09.02.2025).

References

1. Gribunin, V.G., Okov, I.N. & Turintsev, I.V. (2016) *Tsifrovaya steganografiya* [Digital Steganography]. Moscow: SOLON-Press.
2. Cox, I.J., Miller, M.L. & Bloom, J.A. (2000) Watermarking applications and their properties. *Proc. Int. Conf. on Information Technology: Coding and Computing (Cat. No. PR00540)*. IEEE. pp. 6–10.
3. Wan, W. et al. (2022). A comprehensive survey on robust image watermarking. *Neurocomputing*. 488. pp. 226–247. DOI: 10.1016/j.neucom.2022.02.083
4. Cox, I., Miller, M., Bloom, J., Fridrich, J. & Kalker, T. (2007) *Digital Watermarking and Steganography*. Morgan Kaufmann.

5. Cox, I.J., Kilian, J., Leighton, F.T. & Shamoon, T. (1997) Secure spread spectrum watermarking for multimedia. *IEEE Transactions on Image Processing*. 6(12). pp. 1673–1687.
6. Barni, M., Bartolini, F., Cappellini, V. & Piva, A. (1998) A DCT-domain system for robust image watermarking. *Signal Processing*. 66(3). pp. 357–372.
7. Cox, I.J., Kilian, J., Leighton, T. & Shamoon, T. (1996) Secure spread spectrum watermarking for images, audio and video. *Proceedings of 3rd IEEE Int. Conf. on image processing*. 3. pp. 243–246.
8. Jabade, V.S. & Gengaje, S.R. (2011) Literature review of wavelet based digital image watermarking techniques. *International Journal of Computer Applications*. 31(7). pp. 28–35.
9. Thanki, R.M., Kher, R.K. & Vyas, D.D. (2011) Robustness of correlation based watermarking techniques using WGN against different order statistics filters. *International Journal of Computer Science and Telecommunications*. 2(4). pp. 45–49.
10. Piva, A., Barni, M., Bartolini, F. & Cappellini, V. (1998) Threshold selection for correlation-based watermark detection. *Proceedings of COST*. 254. pp. 67–72.
11. Briassouli, A. & Strintzis, M.G. (2004) Locally optimum nonlinearities for DCT watermark detection. *IEEE Transactions on Image Processing*. 13(12). pp. 1604–1617.
12. Wang, J. et al. (2008) Locally optimum detection for Barni's multiplicative watermarking in DWT domain. *Signal Processing*. 88(1). pp. 117–130.
13. Kwon, S.G., Lee, S.H., Kwon, K.K., Kwon, K.R. & Lee, K.I. (2002) Watermark detection algorithm using statistical decision theory. *Proceedings IEEE Int. Conf. on Multimedia and Expo*. 1. pp. 561–564.
14. Powers, D.M. (2020) Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *arXiv preprint arXiv:2010.16061*.
15. *Watermark Detection Threshold Selection* / *github.com*. [Online] Available from: <https://github.com/anjin-viktor/watermark-detection-threshold-selection> (Accessed: 9th February 2025).
16. Rashtchian, C., Young, P., Hodosh, M. & Hockenmaier, J. (2010) Collecting image annotations using amazon's mechanical turk. *Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Creating Speech and Language Data with Amazon's Mechanical Turk*. June. pp. 139–147.
17. FFmpeg. (n.d.) *A complete, cross-platform solution to record, convert and stream audio and video*. [Online] Available from: ffmpeg.org (Accessed: 9th September 2025).
18. Press, W., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T. & Flannery, B.P. (1988) *Numerical Recipes in C*. Cambridge University Press.
19. Brent, R.P. (2013) *Algorithms for Minimization Without Derivatives*. Courier Corporation.
20. Plummer, B.A., Wang, L., Cervantes, C.M., Caicedo, J.C., Hockenmaier, J. & Lazebnik, S. (2015) Flickr30k entities: Collecting region-to-phrase correspondences for richer image-to-sentence models. *Proceedings of the IEEE Int. Conf. on Computer Vision*. pp. 2641–2649.
21. Google.com. (n.d.) *Format izobrazheniya dlya Interneta* [An image format for the Web]. [Online] Available from: <https://developers.google.com/speed/webp/> (Accessed: 9th September 2025).

Информация об авторах:

Анжин Виктор Андреевич – аспирант кафедры компьютерной безопасности Института прикладной математики и компьютерных наук Национального исследовательского Томского государственного университета (Томск, Россия). E-mail: viktor.anjin@gmail.com

Тренькаев Вадим Николаевич – доцент, кандидат технических наук, доцент кафедры компьютерной безопасности Института прикладной математики и компьютерных наук Национального исследовательского Томского государственного университета (Томск, Россия). E-mail: kziiktvn@gmail.com

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Information about the authors:

Anzhin Viktor A. (Post-Graduate Student, Institute of Applied Mathematics and Computer Science, National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation). E-mail: viktor.anjin@gmail.com

Trenkaev Vadim N. (Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Institute of Applied Mathematics and Computer Science, National Research Tomsk State University, Tomsk, Russian Federation). E-mail: kziiktvn@gmail.com

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Поступила в редакцию 10.05.2025; принята к публикации 02.09.2025

Received 10.05.2025; accepted for publication 02.09.2025