

*Ломоносов Юрій В'ячеславович*

*к.т.н., доцент, доцент кафедри криміналістики,*

*Національний юридичний університет ім. Ярослава Мудрого*

**СЖАТИЕ РЕАЛИСТИЧНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ  
СЕГМЕНТАЦИИ И КОНТУРИЗАЦИИ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ**

**Аннотация.** В работе рассматривается модификация метода позволяющего производить обработку реалистичных изображений с разделением всей плоскости изображения на информативные области – объект и неинформативные – фон. Сегментация изображения выполняется в плоскости вейвлет-коэффициентов первого уровня разложения. Основной идеей формирования более точного контура разделения изображения на различные области является поиск и исключение из информативных областей таких вейвлет-коэффициентов, которые имеют высокую частоту повторения в области фона. Получены количественные характеристики степени сжатия изображения при его сегментации с уточненным контуром разделения областей.

**Ключевые слова:** сегментация изображения, вейвлет-анализ, сжатие данных.

**Abstract.** Modification of method is in-process examined allowing to make processing of realistic images with dividing of all of plane of image into informing areas is an object and indeterminant is a background. Image segmentation is executed inplane Wavelet-coefficients of the first level of decomposition. The basic idea of forming of more exact contour of division of image on different areas is a search and exception from the informing areas of such Wavelet-coefficients which have high-frequency of reiteration in area of background. Quantitative descriptions of degree of compression of image are got during his segmentation with the specified contour of division of areas.

**Keywords:** image segmentation, wavelet-analysis, compression of data.

### **Постановка проблемы и анализ литературы.**

Современные форматы сжатия изображений используют субоптимальные косинусные преобразования Фурье и методы вейвлет-преобразований, позволяющие значительно сократить объем графических данных, сохранив при этом хорошее визуальное качество [1, 2, 3, 4, 5]. Повысить количественные и

качественные характеристики этих форматов можно в результате сокращения содержательной избыточности изображений. Суть заключается в том, что сохраняется только часть изображения, представляющая интерес в данном конкретном применении.

Основной проблемой данного подхода к сжатию изображений остается автоматическое выделение значимых (информативных) областей изображений (объектов) и зон менее информативных (фона). И хотя решению этой проблемы посвящено большое количество работ [6, 7, 8, 9, 10] в которых получены интересные и оригинальные результаты, в целом задача кодирования изображений на основе этих принципов еще далека от своего окончательного решения.

В данной работе приводится модификация метода разделения областей изображения на два класса (объект и фон) [11, 12]. Сегментация производится автоматически при помощи вейвлет-преобразования изображения и выделения контуров в пространстве коэффициентов высокочастотных областей многомасштабного анализа. Конечным результатом выделения информативных областей на изображении является построение битовой плоскости, которая содержит информацию о расположении объекта и фона.

Основной идеей данной работы является построение уточненного контура, разделяющего информативные области изображения от фона. Это обуславливает более высокое качество сегментации изображения, что в свою очередь позволяет осуществить компрессию данных с различным коэффициентом сжатия. Последующая обработка выделенных областей возможна при помощи JPEG-технологий на базе дискретного косинусного преобразования, или с помощью многомасштабного вейвлет-анализа.[11, 12].

Идея кодирования изображения с различной степенью качества успешно реализована в графическом формате DjVu [13]. В этом формате изображение разделяется на передний план, задний план и битовую плоскость соответствия, которая содержит информацию о взаимном размещении переднего и заднего

плана на плоскости изображения. Разделение изображения на передний план (в рассматриваемом случае – аналог объекта) и задний план (фон) основано на нахождении границ резких перепадов яркости между областями с равномерным распределением её значений. Таким образом, осуществляется сегментация изображения на основе контуризации информативных областей.

Подобный алгоритм выделения значимых областей изображений позволяет сохранить эти области с лучшим качеством, а степень сжатия повысить за счет большей компрессии заднего плана. Кодирование переднего и заднего плана изображения производится на основе вейвлет-преобразования данных с различным разрешением, причем разрешение заднего плана в несколько раз меньше чем разрешение переднего плана. Таким образом, обрабатываемое изображение в формате DjVu кодируется с различной степенью качества, что по сравнению с форматом JPEG-2000 (JP2), где также используется вейвлет-преобразование для всей плоскости изображения, имеет некоторое преимущество в сжатии для определенных классов изображений.

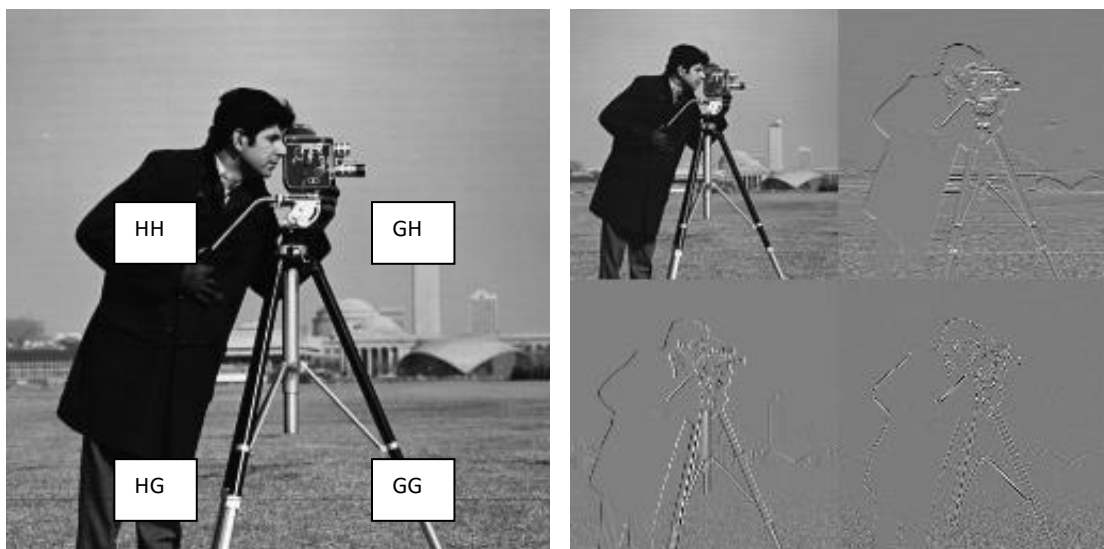
Ограничением приведенного метода выделения переднего плана является то, что значимый (информативный) объект должен иметь равномерное распределение яркости, быть замкнутым по форме и иметь четкие границы перепада яркости по сравнению с задним планом изображения (например - символные данные). В том случае, когда наиболее информативная область реалистичного изображения не имеет замкнутой формы с постоянным значением яркости, приведенный алгоритм не производит разделения изображения и кодирует его с равной степенью качества, то есть сводится к известному формату JPEG-2000.

**Цель настоящей статьи** – достижение более высокого качества сегментации изображения на основе контуризации информативных областей с целью улучшения количественных показателей сжатия всего изображения.

**Сокращение содержательной избыточности изображений на основе выделения информативных областей.**

Алгоритм кодирования на основе выделения информативных областей реалистичных изображений, не имеющих равномерного распределения яркости в пределах замкнутых границ, кратко состоит в следующем.

Описанный в [11, 12] метод основан на разложении изображения по биортогональному вейвлет-базису. В результате одного этапа разложения получается четыре изображения с тем же суммарным количеством пикселей, что и у исходного изображения (рис. 1).



*Рис. 1. Исходное тестовое изображение CameraMan.bmp и результат одного шага разложения по биортогональному вейвлет-базису.*

Изображение GH содержит горизонтальные высокочастотные составляющие, которые выявляют горизонтальные перепады яркости. Соответственно изображение HG содержит вертикальные высокочастотные составляющие. Полусумма яркостей этих изображений формирует результирующее изображение, в котором присутствуют как горизонтальные, так и вертикальные перепады яркости (рис. 2).



*Рис. 2. Изображение, полученное в результате усредненного суммирования вейвлет коэффициентов HG и GH областей.*

Полученное изображение имеет более равномерное распределение яркости по сравнению с оригиналом или остаточным членом разложения НН (рис.1). Выбор именно этих составляющих (HG и GH) обусловлен тем, что они получены в результате обработки исходного изображения одной парой фильтров Н и G, но только в разной последовательности их применения.

Усредненное суммирование HG и GH плоскостей позволяет сохранить резкие изменения яркости, которые обязательно присутствуют в обоих направлениях. Усредненное суммирование HG и GH областей формирует плоскость изображения для пороговой обработки (рис. 2) по формуле

$$X_{i,j} = (HG_{i,j} + GH_{i,j}) / 2$$

где  $X_{i,j}$  – точка усредненного изображения,  $i,j=1..n$ ,  $n$  – количество строк и столбцов в матрице изображения размерностью  $n \times n$ .

Применение пороговой обработки к этому изображению, представленному на рис. 2, позволяет получить совокупность точек (информативных), между которыми значения разности яркости превышают пороговое значение:  $|X_i - X_{i+1}| \geq KX_{cp}$  (рис. 3 а). Формирование плоскости  $Z_{i,j}$ , которая содержит информативные точки превышения порогового значения

(рис. 3 а), происходит согласно правилу:

$$Z_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } |X_{i,j} - X_{i,j+1}| \geq KX_{cp}, \quad \text{или } |X_{i,j} - X_{i+1,j}| \geq KX_{cp} \\ 0, & \text{если } |X_{i,j} - X_{i,j+1}| < KX_{cp}, \quad \text{или } |X_{i,j} - X_{i+1,j}| < KX_{cp} \end{cases}$$

где  $i,j=1..n-1$ ,  $n$  – количество строк и столбцов в матрице изображения размерностью  $n \times n$ .

Пороговое значение привязывалось к среднему значению яркости  $X_{cp}$  на всей плоскости усредненного изображения (рис. 2) и выбиралось таким образом, чтобы исключить наличие случайных точек, то есть тех точек, которые не имеют в своем ближайшем окружении себе подобных. Таким образом, производится фильтрация одиночных точек преодолевших пороговое значение. На рисунке 3 а) наглядно видны область с высокой плотностью перепадов яркости и область, которая практически не содержит смежных точек превышения порога. Пороговая обработка изображения, представленного на рис. 3 а), проводилась по строкам и столбцам матрицы изображения.

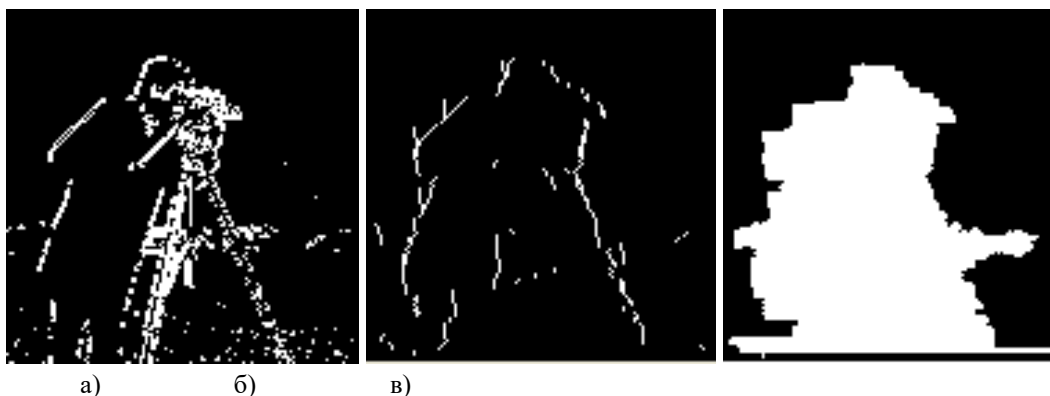


Рис. 3. а) Совокупность точек превысивших разностный порог; б) граничные точки разделения объекта и фона; в) битовая плоскость разделения.

На рис. 3 б) представлены граничные точки, отделяющие наиболее информативную область изображения.

Для формирования непрерывного и замкнутого контура маски разделения

изображения использовался алгоритм, который подробно описан в [11, 12]. Суть этого алгоритма сводится к тому, чтобы найти и построить непрерывный и замкнутый контур маски битовой плоскости разделения изображения. Для этого требовалось найти минимальное расстояния между ближайшими точками разрыва контура, которые принадлежат его разным фрагментам и соединить их. После соединения граничных точек между собой получить битовую плоскость разделяющую объект и фон, рис. 3 в). Точки изображения находящиеся внутри контура считаются принадлежащими объекту (информативная область), часть изображения вне контура плоскости разделения считается фоном изображения.

При дальнейшей обработке изображения на основе вейвлет-анализа битовая плоскость разделения применяется ко всем областям вейвлет-коэффициентов  $HG$ ,  $GH$  и  $GG$  (рис. 1) на каждом шаге разложения. Сама битовая при переходе к следующему этапу разложения изображения по биортогональному вейвлет-базису подвергается соответствующему масштабированию. В результате такого разделения обрабатываемого изображения все вейвлет-коэффициенты, которые принадлежат области объекта (информативной области) рис. 3 в), на всех этапах разложения сохраняются, а коэффициенты, которые принадлежат области фона, в соответствующих масштабах игнорируются, кроме остаточного члена разложения (область  $HH$ , рис. 1).

Следует отметить, что сама битовая плоскость разделения используется только на этапе разложения изображения в пространстве вейвлет коэффициентов. При восстановлении изображения все вейвлет-коэффициенты будут распределены на плоскости исходного изображения в обратном порядке согласно  $Z$ -сканирования плоскости разложения. Указанное обстоятельство позволяет не хранить битовую плоскость разделения вместе со сжатым изображением, что не влияет на конечную степень сжатия изображений.

Предложенный метод разделения изображения на области с разной степенью информативности позволяет кодировать их как с различной степенью



качества, так и с использованием различных методов. Благодаря такому подходу можно сохранить высокое качество информативных областей (объектов), а менее информативные области (фон) представить с большей компрессией, но с худшим качеством и таким образом повысить общий коэффициент сжатия для всего изображения.

В таблице 1 приведены коэффициенты сжатия тестового изображения Cameraman.bmp (при использовании JPEG формата на базе дискретного косинусного преобразования (DCT) и вейвлет анализа с применением алгоритма Малла), а также соответствующие им среднеквадратические ошибки (СКО %).

Таблица 1

Степень сжатия и среднеквадратическая ошибка. JPEG и вейвлет анализ.

Cameraman.bmp

СКО %	JPEG (DCT)	JPEG-объект	Вейвлет (Малла)	Вейвлет-объект
0,05	4,5	5	5	5,5
0,06	5,5	6	6,6	8
0,07	7	8	7,8	9,5
0,08	8,7	10	9,5	11
0,09	11	13	11,4	13,5
0,1	13	15,5	13	16
0,11	15	19	15,5	20
0,12	17,5	22	18	24
0,13	20	25	20,8	26,8
0,14	23	28	23,6	29,6
0,15	26	31	26	32

Приведенные количественные показатели получены при использовании названных преобразований на всей плоскости изображения без сегментации изображения, а так же с выделением информативных (объект) и неинформативных (фон) областей.

Из таблицы 1 видно, что при одинаковых ошибках восстановления изображения (СКО %) общая степень сжатия возрастает, если исходное

изображение сегментировать на области с различной информативностью и обрабатывать их с разной степенью качества. Это свойство характерно как для вейвлет-анализа так и для косинусного преобразования, составляющего основу JPEG формата. При ошибке восстановления (СКО) тестового изображения Cameraman.bmp равной СКО=12%, что соответствует удовлетворительному визуальному качеству:

- общая степень сжатия для JPEG формата с использованием DCT возрастает с 17,5 до 22 раз, что составляет около 20%;

- общая степень сжатия для вейвлет преобразования (алгоритм Малла) повышается с 18 до 24 раз, что соответствует 25% выигрыша.

Описанный в работах [11, 12] метод имеет один недостаток. Этот недостаток относится к качеству сегментации и разделению изображения на области с разной информативностью. Очевидно, если визуально сравнивать битовую плоскость разделения (рис. 3 в) и исходное тестовое изображение Cameraman.bmp (рис. 1), то можно с уверенностью утверждать, что наиболее информативная область (объект) содержит сегменты, принадлежащие неинформативной области (фону).

Таким образом, повышение качества классификации изображения, более качественное разделение его на информативные и неинформативные области, построение более тонкого и точного непрерывного и замкнутого контура плоскости разделения позволяет высвободить имеющиеся возможности для увеличения степени сжатия тестовых изображений.

### **Локальная обработка**

В идеале методы обнаружения границ должны выделять в изображении только пиксели, лежащие на контуре. На практике это множество пикселей редко отображает контур достаточно точно по причине шумов, разрывов контуров из-за неоднородности освещения и т.п. Поэтому алгоритмы обнаружения контуров обычно дополняются процедурами связывания, чтобы сформировать множества точек, содержащих контуры. Один из способов

связывания точек контура состоит в анализе характеристик пикселей в небольшой окрестности каждой точки изображения, которая была отмечена как контурная. Все точки, являющиеся сходными в соответствии с некоторыми критериями, связываются и образуют контур, состоящий из пикселей, отвечающих этим критериям.

При этом используются два основных параметра для установления сходства пикселей контура: величина отклика оператора градиента, определяющая значение пикселей контура, и направление вектора градиента. Пиксель контура  $(x_0, y_0)$ , расположенный внутри заданной окрестности точки  $(x, y)$ , считается сходным по модулю градиента с пикселем  $(x, y)$ , если

$$|\nabla f(x, y) - \nabla f(x_0, y_0)| \leq E,$$

где  $E$  — заданный неотрицательный порог;

считается сходным по направлению градиента с пикселем  $(x, y)$ , если

$$|\alpha(x, y) - \alpha(x_0, y_0)| \leq A,$$

где  $\alpha(x, y) = \arctg \frac{G_y}{G_x}$ , а  $A$  — заданный неотрицательный угловой порог.

Пиксель в заданной окрестности объединяется с центральным пикселем  $(x, y)$ , если выполнены критерии сходства и по величине, и по направлению.

Этот процесс повторяется в каждой точке изображения с одновременным запоминанием найденных связанных пикселей при движении центра окрестности

Простой способ учета данных состоит в том, что каждому множеству связываемых пикселей контура присваивается свое значение яркости.

### **Детектор границ Canny**

Детектор границ Canny ориентируется на три основных критерия: хорошее обнаружение (повышение отношения сигнал/шум); хорошая локализация (правильное определение положения границы); единственный отклик на одну границу.

Из этих критериев строится целевая функция стоимости ошибок,

минимизацией которой находится «оптимальный» линейный оператор для свертки с изображением.

Для уменьшения чувствительности алгоритма к шуму применяется первая производная Гауссиана. После применения фильтра, изображение становится слегка размытым. Вот как выглядит маска Гауссиана:

$$B = \frac{1}{159} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5 \\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4 \\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2 \end{bmatrix} * A.$$

После вычисления градиента сглаженного изображения в контуре границы оставляются только точки максимума градиента изображения. Используется информация о направлении границы для того, чтобы удалять точки именно рядом с границей и не разрывать саму границу вблизи локальных максимумов градиента.

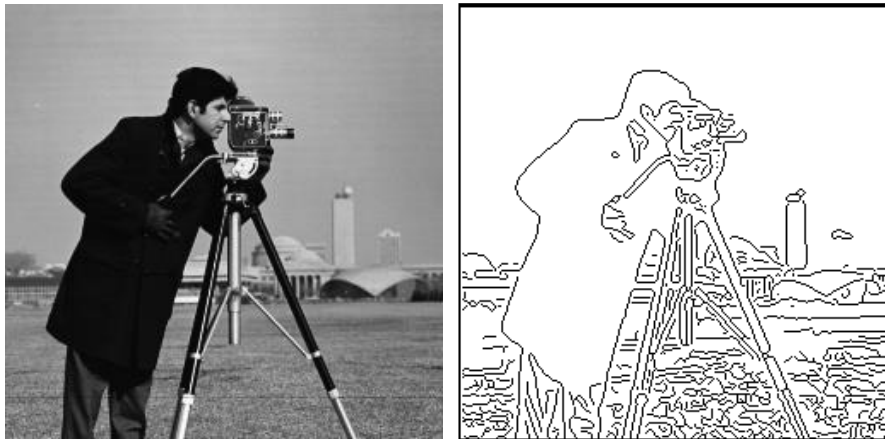
Для определения направления градиента используется оператор Собела. Полученные значения направлений округляются до одного из четырех углов — 0, 45, 90 и 135 градусов.

Затем с помощью двух порогов удаляются слабые границы. Фрагмент границы при этом обрабатывается как целое. Если значение градиента где-нибудь на прослеживаемом фрагменте превысит верхний порог, то этот фрагмент остается также «допустимой» границей и в тех местах, где значение градиента падает ниже этого порога, до тех пор, пока она не станет ниже нижнего порога. Если же на всем фрагменте нет ни одной точки со значением выше верхнего порога, то он удаляется. Такой гистерезис позволяет уменьшить число разрывов в выходных границах.

Включение в алгоритм шумоподавления повышает устойчивость результатов, но увеличивает вычислительные затраты и приводит к искажению и потере подробностей границ. Алгоритмом скругляются углы объектов и разрушаются границы в точках соединений.

Недостатками этого метода являются сложность реализации и очень большая ресурсоемкость, а также то, что возможно некоторое округление углов объекта, что приводит к изменению параметров контура.

К достоинствам же метода можно отнести слабую чувствительность к шумам и ориентации границ областей, то, что он четко выделяет контур и позволяет выявлять внутренние контуры объекта. Кроме того он исключает ошибочное обнаружение контура там, где объектов нет.



*Рис.4. Выделение границ методом Санны.*

Представленные в работе методы описывают квазиоптимальные подходы для выделения контуров. Представленные методы позволяют решать широкий спектр задач контуризации объектов, который применяется во многих сферах, где необходима сегментация изображений. Однако разделить изображение на информативные и малоинформативные сегменты при помощи рассмотренных операторов окончательно не удастся из-за недостатков, которые присущи данным методам. Наиболее актуальные из них это разрывы контура в местах, где яркость меняется недостаточно быстро и ложные контуры, по причине наличия шума на изображении.

Обработка тестового изображения операторами Робертса, Собела и Превитта позволяет достаточно эффективно выделить контуры обусловленные перепадом яркости, но при этом линии контуров не замкнуты и имеют разрывы.

Что касается функционирования оператора Лапласа и метода выделения границ Canny (рис. 4), то можно отметить, что контуры имеют замкнутые границы, но при этом получаем большое число сегментов изображения, которые к информативным областям не относятся. Необходимо отметить, что использование приведенных операторов потребует дополнительных затрат во времени и ресурсах при обработке изображений.

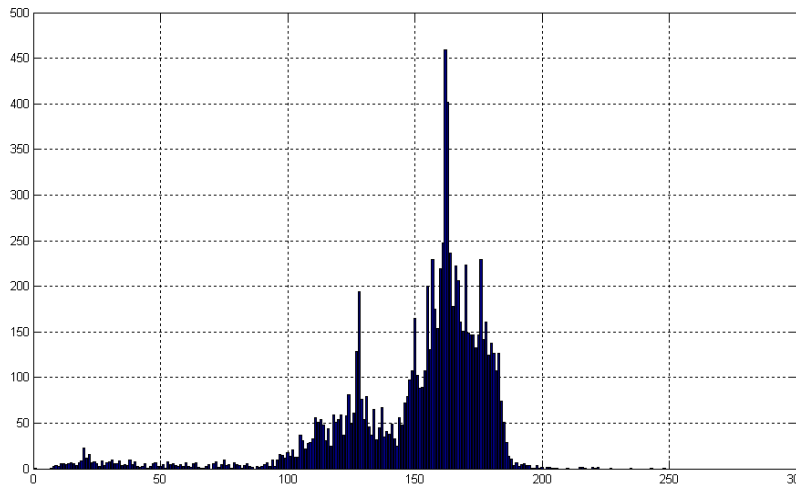
### **Обработка битовой плоскости разделения изображения.**

Для повышения степени компрессии тестового изображения необходимо провести дополнительную обработку информативной области битовой плоскости разделения (выделена белым цветом на рис. 3 в).

Из информативной области изображения, которая классифицирована как объект, необходимо отфильтровать такие точки и участки изображения, которые в большом количестве встречаются в неинформативной области изображения - фоне. Подобная фильтрация приведет к очищению информативной области от сегментов фона и соответственно к уменьшению размеров самой информативной области. Область объекта станет меньше по площади, более точной и тонкой, что в свою очередь приведет к общему повышению степени сжатия.

Для выявления точек изображения, которые принадлежат области фона, но при этом присутствуют в информативной области изображения необходимо построить гистограмму распределения частоты повторения подобных точек.

На рис. 5 представлена гистограмма показывающая число повторений точек изображения, которые встречаются в информативной области, но при этом принадлежат и области фона. Тестовое изображение представлено следующими параметрами: формат - Cameraman.bmp, размер изображения – 256x256, разрешение – 100 dpi, глубина цвета в градации серого – 8 бит. Таким образом, по горизонтальной оси представлены номера оттенков серого цвета – 1-256, по вертикальной оси отображается число повторения точки изображения с данным оттенком серого цвета.



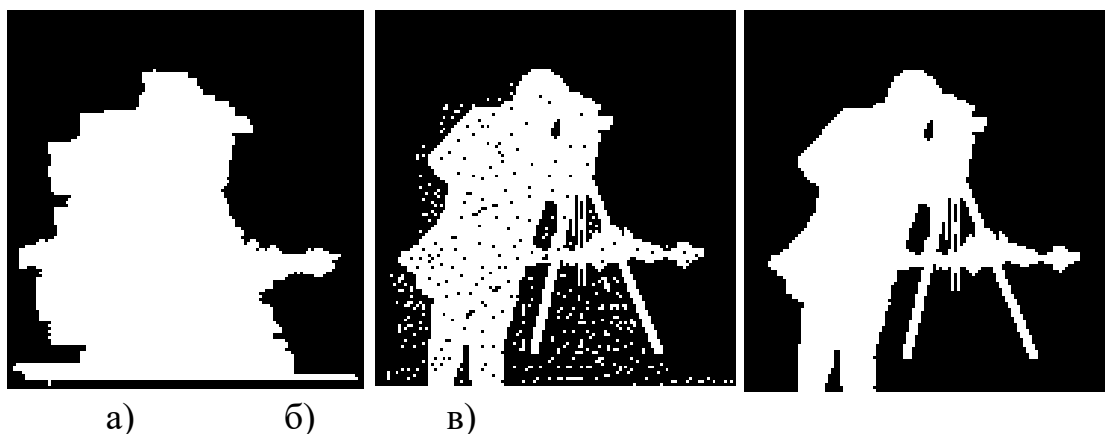
*Рис. 5. Распределение повторения точек области фона в информативной области изображения Cameraman.bmp.*

Если не учитывать оттенки цвета имеющие незначительное представительство в информативной области, т.е. те точки которые повторяются не более 20-25 раз, а фильтровать те точки, повторение которых, превышают данный порог, то можно значительно сузить информативную область удалив из неё сегменты принадлежащие области фона.

На рисунке 6 представлены:

- а) изображение битовой плоскости разделения (изначальное разделение на информативную и неинформативную области рис. 3 в);
- б) изображение битовой плоскости разделения после удаления из информативной области часто встречающихся точек фона;
- в) конечное изображение информативной области после очистки от случайных шумов и одиночных точек.

Изображение, показанное на рис.6 в), является маской разделения исходного тестового изображения на информативную область и область фона. Из рис. 6 а) и в) можно сделать вывод, что изображение маски разделения изображения на информативную и неинформативную области после фильтрации и удаления шумов выглядит более предпочтительно и имеет более точную форму замкнутого контура.



*Рис.6. Информативная область изображения: а) исходная плоскость разделения; б) после фильтрации точек фона; в) после очистки шумов.*

Сравнительные показатели степени сжатия тестового изображения Cameraman.bmp с использованием исходной плоскости разделения и отфильтрованной маски разделения приведены в таблице 2.

Таблица 2

Степень сжатия и ошибка восстановления

СКО %	Вейвлет-анализ. Объект рис. 6 а)	Вейвлет-анализ. Объект рис. 6 в)
0,05	5,5	5,6
0,06	8	8,3
0,07	9,5	9,9
0,08	11	11,5
0,09	13,5	14,2
0,1	16	16,8
0,11	20	21,1
0,12	24	25,2
0,13	26,8	28,1
0,14	29,6	31
0,15	32	33,5

Если оценить степень сжатия изображения при удовлетворительном качестве восстановления тестового изображения (по аналогии с таблицей 1) и взять СКО равную 12%, то степень компрессии повысилась с 24 раз до 25,2 раза. Выигрыш в степени сжатия составляет около 5% по сравнению с использованием разделяющей плоскости представленной на рис. 6 а).



Изображения исходного тестового изображения и восстановленного после вейвлет анализа и использовании уточненной маски разделения представлены на рисунке 7. Коэффициент сжатия равен 25,2 раза СКО 12%.

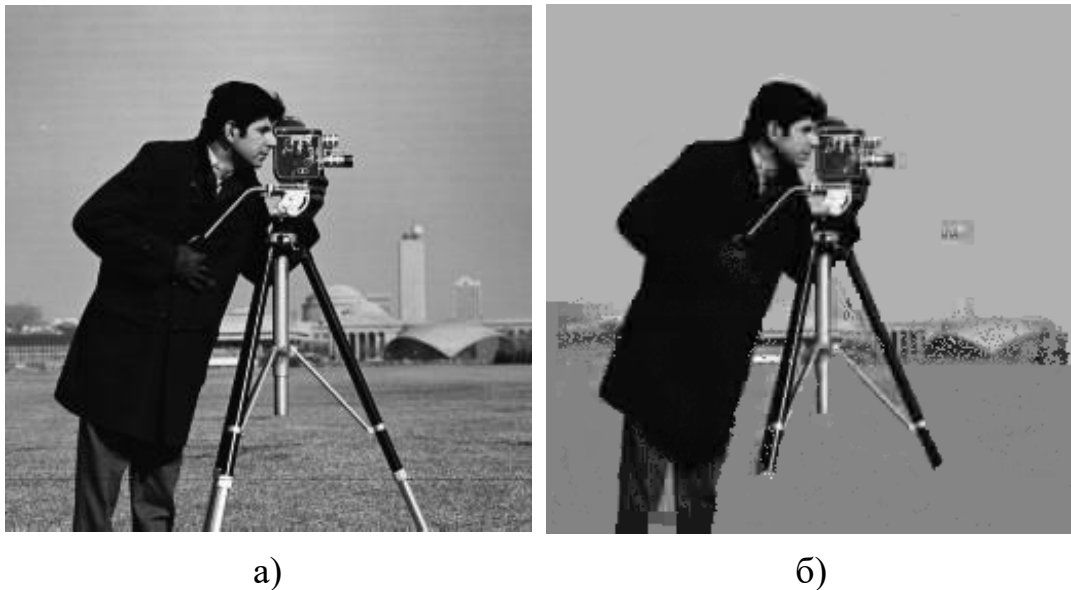


Рис. 7. а) исходное тестовое изображение; б) восстановленное изображение:  
 $СКО=12\%$ , степень сжатия равна 25,2 раза.

### **Выводы.**

Предложенный метод разделения изображения на информативную область (объект) и неинформативную (фон) позволяет кодировать их отдельно с различной степенью качества. Это дает возможность представлять наиболее информативные области изображения с более высоким качеством, чем остальные его составляющие. Благодаря такому подходу можно сохранить высокое качество информативных областей (объектов), а менее информативные области (фон) представить с большей компрессией, но с худшим качеством и таким образом повысить общий коэффициент сжатия для всего изображения.

Применение дополнительной фильтрации к битовой плоскости разделения (рис. 6 а) позволяет удалить из информативной области наиболее повторяющиеся сегменты изображения, которые принадлежат области фона. Такая очистка информативной области позволяет увеличить общий коэффициент сжатия изображения в пределах от 3% до 7%.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.;
2. Сэломон Д. Сжатие данных, изображений и звука. – М.: Техносфера, 2004. – 368 с.;
3. Иванов В.Г., Любарский М.Г., Ломоносов Ю.В. Фурье и вейвлет-анализ изображений в плоскости JPEG технологий // Проблемы управления и информатики. – Київ, 2004. – № 5. – С. 111-124.;
4. Методы сжатия данных. Устройство архиваторов, сжатие изображений и видео / Д. Ватолин, А. Ратушняк, М. Смирнов и др. – М.: Диалог-Мифи, 2002. – 384 с.;
5. Иванов В.Г., Любарский М.Г., Ломоносов Ю.В. Сжатие изображений на основе компенсации контуров при вейвлет преобразовании // Проблемы управления и информатики. – Київ, 2006. – № 3. – С. 89-102.;
6. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Д. Понс; Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.;
7. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В.А. Сойфера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАЛИТ, 2003. – 784 с.;
8. Кунт М., Икономопулос А., Кошер М. Методы кодирования изображений второго поколения // ТИИЭР. – М.: Мир, 1985. – Т. 73, № 4. – С. 59-86.;
9. Земсков В.Н., Ким И.С. Сжатие изображений на основе автоматической классификации // Известия вузов. Электроника. – Москва, 2003. – № 2. – С. 50-56.;
10. Яне Б. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2007. С.665.;
11. Иванов В.Г., Любарский М.Г., Ломоносов Ю.В. Сокращение содержательной избыточности изображений на основе классификации объектов и фона // Проблемы управления и информатики. – Київ, 2007. – № 3. С. 93-102. ;
12. Иванов В.Г., Любарский М.Г., Ломоносов Ю.В. Сжатие изображений

на основе выделения и кодирования объектов с различным визуальным качеством // Праці Восьмої Всеукраїнської міжнародної конференції “Оброблення сигналів і зображень та розпізнавання образів” (УкрОБРАЗ‘2006). – Київ: Міжнародний науково-навчальний центр інформаційних технологій та систем, 2006. –С. 159-163.;

13. Technical Papers from AT&T Labs: Електронний ресурс. – Режим доступу: <http://djvuzone.org/techpapers/index.html>.



**ВІДОКРЕМЛЕНИЙ ПІДРОЗДІЛ  
НАЦІОНАЛЬНОГО УНІВЕРСИТЕТУ БІОРЕСУРСІВ  
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ  
"БЕРЕЖАНСЬКИЙ АГРОТЕХНІЧНИЙ КОЛЕДЖ»**



# **АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ СУЧАСНОЇ НАУКИ**

**ЗБІРНИК  
НАУКОВИХ  
СТАТЕЙ**

**Всеукраїнської науково-практичної  
інтернет-конференції**

**Бережани 2017**

**#1**

ВІДОКРЕМЛЕНИЙ ПІДРОЗДІЛ  
НАЦІОНАЛЬНОГО УНІВЕРСИТЕТУ  
БІОРЕСУРСІВ І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ

«БЕРЕЖАНСЬКИЙ АГРОТЕХНІЧНИЙ КОЛЕДЖ»



МАТЕРІАЛИ

Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції

**«АКТУАЛЬНІ ПИТАННЯ СУЧАСНОЇ НАУКИ»**

5 квітня 2017 року

Збірник наукових праць

Бережани – 2017

УДК 001.5

ББК 72.4(4Укр)+65+67.9(4Укр)301.01+65.050.9+65.9(4Укр)-181+88+74+73

Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Актуальні питання сучасної науки»: Зб. наук. праць. – Бережани, 2017. – Вип. 1. – 254 с.

### Редакційна колегія:

Голова редколегії *Пилипшин С. І.* – кандидат філологічних наук, директор ВП НУБіП України «Бережанський агротехнічний коледж»

Члени редколегії: *Воляк Л. Р.* – к.е.н., асистент кафедри статистики та економічного аналізу НУБіП України; *Дудка У. Т.*, *Калиній І. В.* – к.т.н., доц., *Качурівський В. О.* – к.пед.н., доц.; *Колос З. В.* – к.е.н., доц.; *Куць Т. В.* – к.е.н., доц.; *Макарчук О. Г.* – к.е.н., доц.; *Христенко Г. М.* – к.е.н., доц.;

© ВП НУБіП України  
"Бережанський  
агротехнічний коледж "  
© Автори статей

Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Актуальні питання сучасної науки»: Зб. наук. праць. – Бережани, 2017. – Вип. 1. – 254 с.

Враховуючи свободу наукової творчості, редколегія приймає до друку публікації та статті тих авторів, думки яких не в усьому поділяє. Відповідальність за грамотність, автентичність цитат, правильність фактів і посилань, достовірність матеріалів несуть автори публікацій. Передрук і відтворення опублікованих у збірнику матеріалів будь-яким способом дозволяється тільки при посиланні на збірник наукових праць **«Актуальні питання сучасної науки»**.

Редакційна колегія залишає за собою право редагувати та скорочувати текст.

*Адреса оргкомітету:*

47501, Тернопільська обл., м. Бережани, вул. Сонячна, 4 (к. 312),  
тел. 0977498848

Матеріали конференції розміщені на сайті: <http://www.batk.zzz.com.ua>

Редактор: У. Т. Дудка

Формат 60×84 1/8.

Ум. друк. арк. 15,9.

47501, Тернопільська обл.,  
м. Бережани, вул. Сонячна, 4

<i>Поліщук Ігор Анатолійович</i> КОРЕКЦІЯ ДЕВІАНТНОЇ ПОВЕДІНКИ У СТУДЕНТІВ ПЕДАГОГІЧНОГО КОЛЕДЖУ .....	165
<i>Рудник Валентина Іванівна</i> ДІЛОВА ГРА ЯК МЕТОД ПІДГОТОВКИ ФАХІВЦІВ З БУХГАЛТЕРСЬКОГО ОБЛІКУ .....	171
<i>Савка Ірина Володимирівна</i> СУЧАСНІ ПРОБЛЕМИ ФАХОВОЇ ПІДГОТОВКИ ПЕРЕКЛАДАЧІВ НА ЗАСАДАХ ІНТЕГРАЦІЇ .....	178
<i>Тернова Ірина Валер'янівна</i> МЕТОДИКА ПРОВЕДЕННЯ БІНАРНОГО ПРАКТИЧНОГО ЗАНЯТТЯ .....	183
<i>Торош Ольга Сергіївна</i> ЕМПІРИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ПСИХОЛОГІЧНИХ УМОВ ФОРМУВАННЯ ЖИТТЄВИХ ПЕРСПЕКТИВ У РАННІЙ ЮНОСТІ .....	190
<i>Шумський Олександр Леонідович</i> ДО ПИТАННЯ ФОРМУВАННЯ ВМІНЬ ЛІНГВОСАМООСВІТНЬОЇ ДІЯЛЬНОСТІ МАЙБУТНІХ УЧИТЕЛІВ ІНОЗЕМНИХ МОВ .....	202
<i>Юрченко Артем Олександрович</i> ШКІЛЬНІ МЕТОДИ ТА ПЕДАГОГІЧНІ ТЕХНІКИ ОРГАНІЗАЦІЇ ДОСЛІДНИЦЬКОЇ РОБОТИ З ФІЗИКИ .....	207

## СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

<i>Лецишин Віталій Олегович, Лецишин Оксана Михайлівна</i> ВИКОРИСТАННЯ ПАКЕТУ МАТНСAD ПРИ ВИВЧЕННІ ДИСЦИПЛІНИ “ВИЩА МАТЕМАТИКА” СТУДЕНТАМИ ІНЖЕНЕРНО-ТЕХНІЧНИХ СПЕЦІАЛЬНОСТЕЙ .....	212
<i>Ломоносов Юрій Вячеславович</i> СЖАТИЕ РЕАЛИСТИЧНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СЕГМЕНТАЦИИ И КОНТУРИЗАЦИИ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ .....	218
<i>Мазниченко Наталя Іванівна</i> ПІДВИЩЕННЯ ЗАХИЩЕНОСТІ ІНФОРМАЦІЙНИХ РЕСУРСІВ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ СИСТЕМ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КОРИСТУВАЧІВ .....	236
<i>Шандра Світлана Володимирівна</i> ІНТЕРНЕТ-БАНКІНГ .....	247