

Выводы

1. Построены кривые роста среднемесячной заработной платы в Российской империи с 1870 по 1913 год, в Советском Союзе в периоды с 1926 г. по 1940 г., с 1948 г. по 1960 г., с 1961 г. по 1984 г., с 1985 г. по 1991 г., в Российской Федерации с 1998 по 2010 г., в Украине с 2000 по 2012 г.

2. Показана связь показателя среднемесячной заработной платы с историческими и социальными изменениями, произошедшими на протяжении последних ста пятидесяти лет на территории бывшей Российской империи.

3. Для каждой из полученных кривых роста построена функция мгновенного роста и показана возможность её применения для диагностики экономического состояния изучаемой территории.

Список литературы

1. Елисеева И.И. *Общая теория статистики* / И.И. Елисеева, М.М. Юзбашев. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 656 с.
2. Шульгин А.Г. *Валютный курс и международные финансы. Конспект лекций* / А.Г. Шульгин. – М.: Национальный фонд подготовки кадров, 2003. – 141 с.

3. Цехмистер П.Б. *Правовое регулирование заработной платы в России (некоторые проблемы истории, теории и практики): дисс...канд. юрид.наук: 12.00.05 / Цехмистер Пётр Борисович.* – Пермь, 2003. – 171 с.

4. Чернышевский Н.Г. *Что делать (Серия: Литературные памятники) / Н.Г. Чернышевский.* – М.: Наука, 1975. – 875 с.

5. Дубницький В.Ю. *Построение кривых роста заработной платы в Украине / В.Ю. Дубницький, А.И. Ходырев // Системи обробки інформації.* – Х.: ХУ ПС, 2008. – Вип. 6 (73). – С. 159-162.

6. Литвин О.М. *Дивідиріальні та мультигральні числення / О.М. Литвин.* – К.: Наукова думка, 2006. – 144 с.

7. Котляр В.Ю. *Об относительной скорости изменения функции / В.Ю. Котляр // Кибернетика и системный анализ.* – 2000. – №5. – С. 160-165.

8. Гадецкая С.В. *Применение дивидиріального и мультигрального исчисления для определения мгновенного темпа роста немонотонных функций / С.В. Гадецкая, В.Ю. Дубницький // Системи обробки інформації.* – Х.: ХУ ПС, 2008. – Вип. 1(68). – С. 119-122.

9. Лук'яненко І.Г. *Економетрика / І.Г. Лук'яненко, Л.І. Краснікова.* – К.: Тов-во «Знання», КОО, 1998. – 494 с.

Поступила в редколлегию 21.12.2013

Рецензент: д-р экон. наук Б.В. Самородов, Харьковский институт банковского дела Университета банковского дела Национального банка Украины, Харьков.

ЗАСТОСУВАННЯ ФУНКЦІЙ МИТТЄВОГО ЗРОСТАННЯ ДЛЯ ПОРІВНЯЛЬНОГО АНАЛІЗУ ЧАСОВИХ РЯДІВ, УТВОРЕНИХ БАЗИСНИМИ ІНДЕКСАМИ СЕРЕДНЬОМІСЯЧНОЇ ЗАРОБІТНОЇ ПЛАТИ

В.Ю. Дубницький, О.І. Ходирєв

Побудовані криві зростання середньомісячної заробітної плати в Російській імперії з 1870 р. по 1913 р., в Радянському Союзі в періоди з 1926 р. по 1940 р., з 1948 р. по 1960 р., з 1961 р. по 1984 р., з 1985 р. по 1991 р., у Російській Федерації з 1998 р. по 2010 р., в Україні з 2000 р. по 2012 р. Для кожної з кривих зростання побудовано функцію миттєвого зростання.

Ключові слова: заробітна плата, середньомісячна заробітна плата, криві зростання, функції миттєвого зростання.

USE OF INSTANT GROWTH FUNCTION FOR COMPARATIVE ANALYSIS OF TIME SERIES FORMED BY BASIS INDEX OF AVERAGE MONTHLY WAGE

V.Iu. Dubnitskiy, A.I. Khodyriev

There are built curves of growth of average monthly wage in the Russian Empire since 1870 to 1913, in the Soviet Union between 1926 and 1940, since 1948 to 1960, since 1961 to 1984, since 1985 to 1991, in the Russian Federation since 1998 to 2010, in Ukraine since 2000 to 2012. For each growth curves it is constructed an instant growth function.

Keywords: wage, average monthly wage, growth curves, instant growth function.

УДК 004:627

В.Г. Иванов, Ю.В. Ломоносов, М.Г. Любарский

Национальный университет «Юридическая академия Украины им. Я. Мудрого», Харьков

СЕГМЕНТАЦИЯ И СЖАТИЕ РЕАЛИСТИЧНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ КОНТУРИЗАЦИИ ИНФОРМАТИВНЫХ ОБЛАСТЕЙ

В работе рассматривается модификация метода разделения областей, 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. Данная сегментация проводится с целью выявления наиболее информативных областей изображения, к которым в дальнейшем при сжатии применяются специальные коэффициенты квантования. Для остальных областей изображения применяются коэффициенты с другим уровнем квантования. В результате предложенного подхода к обработке полученных областей изображе-

ния достигается общее повышение степени сжатия без видимых потерь качества в наиболее информативных областях. Особое внимание уделяется возможности получения более точной и тонкой структуры контура, разделяющего изображение на информативные и неинформативные области. 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. Приводятся количественные характеристики степени сжатия изображения при его сегментации с уточненным контуром разделения областей.

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

Вступление

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 – 5]. Повысить количественные и качественные характеристики этих форматов можно в результате сокращения содержательной избыточности изображений. Суть такого подхода 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 – 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 высоко-

частотные составляющие. Полусумма яркостей этих изображений формирует результирующее изображение, в котором присутствуют как горизонтальные, так и вертикальные перепады яркости (рис. 2).

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

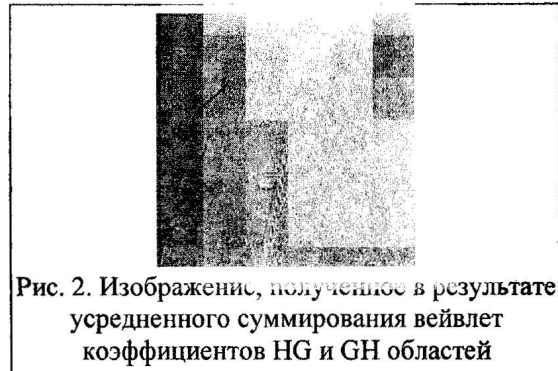


Рис. 2. Изображение, полученное в результате усредненного суммирования вейвлет коэффициентов HG и GH областей

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:

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

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 усред-

ненного 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 рис. 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.

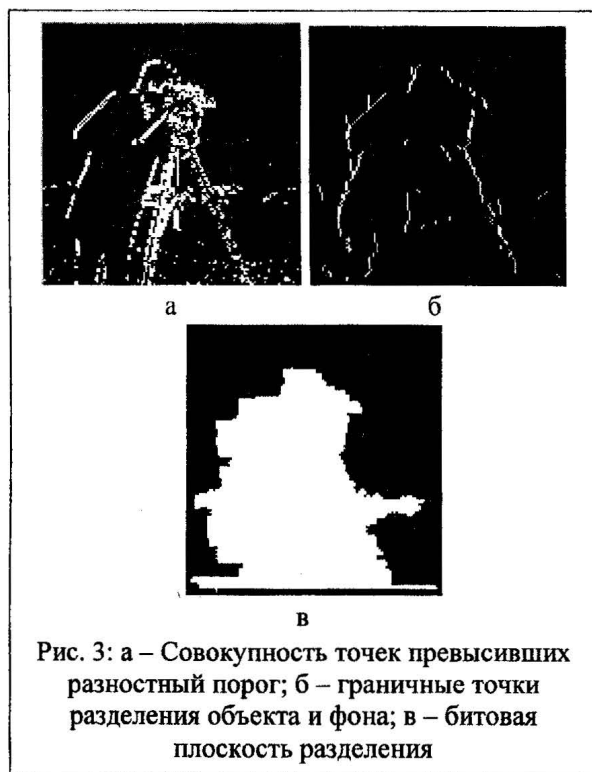


Рис. 3: а – Совокупность точек превысивших разностный порог; б – граничные точки разделения объекта и фона; в – битовая плоскость разделения

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 расстояние 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.

Далее проанализируем табл. 1.

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

В табл. 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 %). Приведенные количественные показатели получены при использовании названных преобразований на всей плоскости изображения без сегментации изображения, а также с выделением информативных (объект) и неинформативных (фон) областей. Тонем выделено визуальное качество восстановленного изображения (при СКО %= 0,05-0,07% - отличное, 0,08-0,1% - хорошее, 0,11-0,13% - удовлетворительное, 0,14-0,15 - плохое).

Из табл. 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 Sam-egaman.bmp равной 12% (удовлетворительное визуальное качество) имеем:

- 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 Sam-egaman.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.

Характеристики и анализ методов сегментации изображений на основе контуризации областей

Сегментация изображения на основе контуризации рассматривается для решения данного класса задач т.к. контуры целиком определяют форму изображения, слабо зависят от цвета и яркости и содержат необходимую информацию для дальнейшей классификации объекта.

Необходимо отметить общий ряд проблем, которые возникают в ходе выделения контура:

- разрывы контура в местах, где яркость меняется недостаточно быстро;
- ложные контуры, по причине наличия шума на изображении;
- излишне широкие контурные линии вследствие размытости, шума или из-за недостатков используемого алгоритма;
- неточное позиционирование из-за того, что контуры линии единичной, а не нулевой ширины.

Оператор Робертса

Одним из вариантов для вычисления дискретного градиента является оператор Робертса (рис. 4). Поскольку для вычисления модуля градиента используют разности в любых двух взаимно перпендикулярных направлениях, в операторе Робертса берутся диагональные разности:

$$g(n_1, n_2) = \sqrt{[s_1(n_1, n_2)]^2 + [s_2(n_1, n_2)]^2},$$

где $s_1(n_1, n_2) = f(n_1, n_2) - f(n_1 - 1, n_2 - 1)$,

$$s_2(n_1, n_2) = f(n_1, n_2 - 1) - f(n_1 - 1, n_2).$$

Определение разности формируется двумя фильтрами с конечной импульсной характеристикой (КИХ-фильтра), импульсные характеристики которых соответствуют маскам 2×2 :

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

К недостаткам этого оператора относятся высокая чувствительность к шумам и ориентации границ областей, возможность появления разрывов в контуре.



Рис. 4. Выделение границ оператором Робертса

Операторы Собела и Превитта

На практике для построения контуров часто используют операторы Собела (рис. 5) и Превитта (рис. 6). У оператора Собела влияние шума несколько меньше, чем у оператора Превитта.

У каждой из масок сумма коэффициентов равна нулю. КИХ-фильтры представляют собой маски 3×3 .

Маски оператора Собела:

$$\begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Маски оператора Превитта:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

В операторе Собела используется весовой коэффициент 2 для средних элементов. Это увеличенное значение используется для уменьшения эффекта сглаживания за счет придания большего веса средним точкам.

Для решения вопроса инвариантности в отношении поворота используются так называемые диагональные маски, предназначенные для обнаружения разрывов в диагональных направлениях.

Диагональные маски оператора Собела:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}.$$

Диагональные маски оператора Превитта:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

Этим операторам свойственна высокая чувствительность к шумам и ориентации границ областей, а также возможность появления разрывов в контуре.

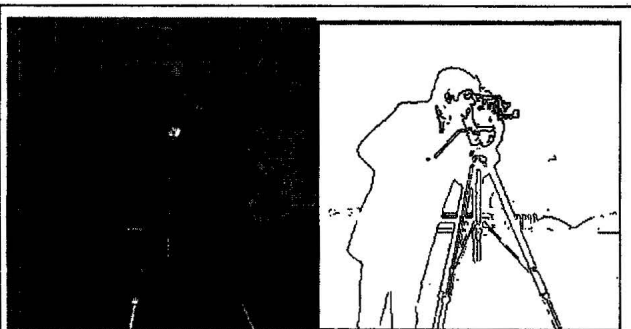


Рис. 5. Выделение границ оператором Собела

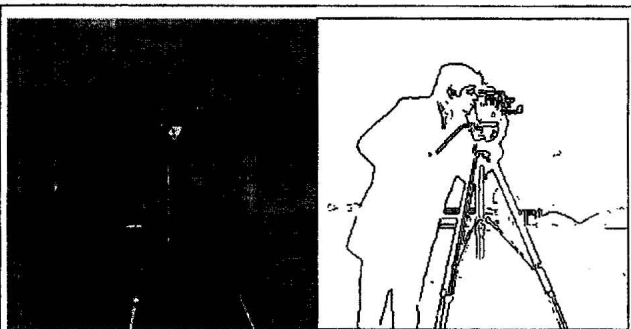


Рис. 6. Выделение границ оператором Превитта

Лапласиан

Для решения задачи выделения перепадов яркости применяют дифференциальные операторы более высокого порядка (рис. 7). К ним относится оператор Лапласа [1, 10]:

$$\Delta^2 f(x_1, x_2) = \frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_2^2}.$$

В дискретном случае оператор Лапласа можно реализовать в виде процедуры линейной обработки изображения окном 3×3 . Вторые производные можно аппроксимировать вторыми разностями:

$$\frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_1^2} = f(n_1 + 1, n_2) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1 - 1, n_2),$$

$$\frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_2^2} = f(n_1, n_2 + 1) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1, n_2 - 1).$$

КИХ-фильтра для оператора Лапласа:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Лапласиан принимает как положительные, так и отрицательные значения, поэтому в операторе выделения контуров необходимо взять его абсолютное значение. Таким образом, получаем процедуру выделения границ, нечувствительную к их ориентации:

$$s(n_1, n_2) = |f(n_1 + 1, n_2) + f(n_1 - 1, n_2) + f(n_1, n_2 + 1) + f(n_1, n_2 - 1) - 4f(n_1, n_2)|.$$

Роль лапласиана в задачах сегментации сводится к использованию его свойства пересечения нулевого уровня для локализации контура и выяснению, на темной или светлой стороне контура находится рассматриваемый пиксель.

Основным недостатком лапласиана является очень высокая чувствительность к шумам. Кроме того возможны появления разрывов в контуре, а также их удвоение. К достоинствам же его можно отнести то, что он нечувствителен к ориентации границ областей.



Рис. 7. Выделение границ оператором Лапласа

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 (рис. 8) 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 находят-

ся «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 снизить 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.

Представленные в работе методы описывают квазиоптимальные подходы для выделения конту-

ров. 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.



Рис. 8. Выделение границ методом Сэнну

Обработка тестового изображения операторами Робертса, Собела и Превитта (рис. 4 – 6) 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 Сэнну (рис. 7 и 8), 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. 9 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 – 256 × 256, 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.

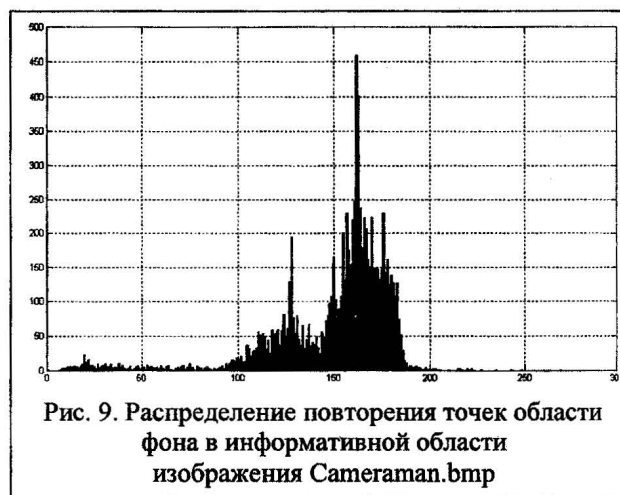


Рис. 9. Распределение повторения точек области фона в информативной области изображения Cameraman.bmp

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, превышает данный порог, то можно значительно сузить информативную область удалив из неё сегменты принадлежащие области фона.

На рисунке 10 представлены:

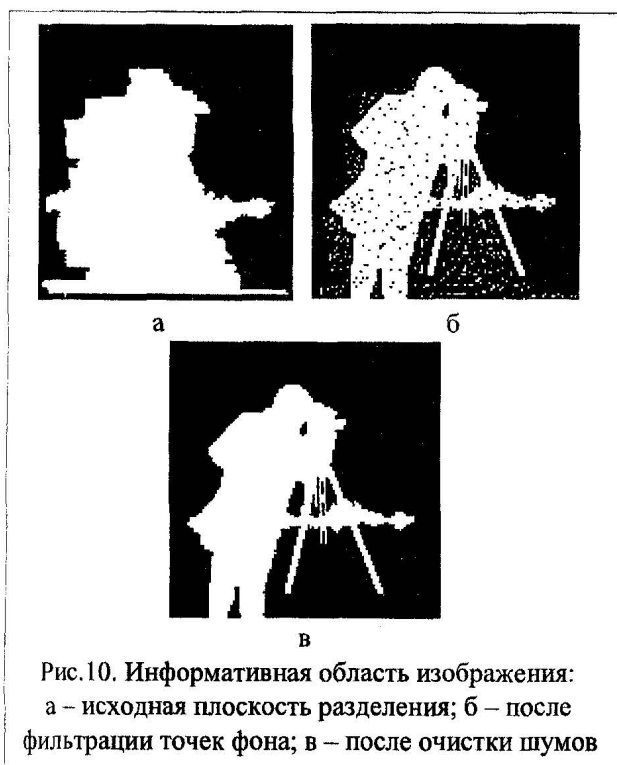
а) изображение битовой плоскости разделения (изначальное разделение на информативную и неинформативную области рис. 3 в);

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.10, в является маской разделения исходного тестового изображения на информативную область и область фона. Из рис. 10, а и в можно сделать вывод, что изображение маски разделения изображения на информативную и неинформативную области после фильтрации и уда-

ления шумов выглядит более предпочтительнее и имеет более точную форму замкнутого контура.



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

Таблица 2

Степень сжатия и ошибка восстановления

СКО %	Вейвлет-анализ. Объект рис. 10, а	Вейвлет-анализ. Объект рис. 10, 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. 10, а).

Изображения исходного тестового изображения и восстановленного после вейвлет-анализа и использовании уточненной маски разделения представлены на рис. 11. Коэффициент сжатия равен 25,2 раза СКО 12%.



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. 10 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. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Сэломон Д. Сжатие данных, изображений и звука / Д. Сэломон. – М.: Техносфера, 2004. – 368 с.
3. Иванов В.Г. Фурье и вейвлет-анализ изображений в плоскости JPEG технологий / В.Г. Иванов, М.Г. Любарский, Ю.В. Ломоносов // Проблемы управления и информатики. – Киев, 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. Сжатие изображений на основе компенсации контуров при вейвлет преобразовании / В.Г. Иванов, М.Г. Любарский, Ю.В. Ломоносов // Проблемы управления и информатики. – Киев, 2006. – № 3. – С. 89-102.
6. Форсайт Д. 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. Соифера. – 2-е изд., испр. – М.: ФИЗМАЛИТ, 2003. – 784 с.

8. Кунт М. Методы кодирования изображений второго поколения / М. Кунт, А. Икономопулос, М. Кошер // ТИИЭР. – М.: Мир, 1985. – Т. 73, № 4. – С. 59-86.

9. Земсков В.Н. Сжатие изображений на основе автоматической классификации / В.Н. Земсков, И.С. Ким // Известия вузов. Электроника. – М., 2003. – № 2. – С. 50-56.

10. Яне Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне. – М.: Техносфера, 2007. – 665 с.

11. Иванов В.Г. Сокращение содержательной избыточности изображений на основе классификации объектов и фона / В.Г. Иванов, М.Г. Любарский, Ю.В. Ломоносов // Проблемы управления и информатики. – К., 2007. – № 3. – С. 93-102.

12. Иванов В.Г. Сжатие изображений на основе выделения и кодирования объектов с различным визуальным качеством / В.Г. Иванов, М.Г. Любарский, Ю.В. Ломоносов // 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 до матеріалів ресурсу: <http://djvuzone.org/techpapers/index.html>.

Поступила в редколлегию 16.12.2013

Рецензент: д-р техн. наук, с.н.с. Г. А. Кучук, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.

СЕГМЕНТАЦІЯ ТА СТИСНЕННЯ РЕАЛІСТИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ КОНТУРИЗАЦІЇ ІНФОРМАТИВНИХ ОБЛАСТЕЙ

В.Г. Иванов, Ю.В. Ломоносов, М.Г. Любарський

Анотація. У роботі розглядається модифікація методу що дозволяє проводити обробку реалістичних зображень з розділенням всієї площини зображення на інформативні області - об'єкт і неінформативні - фон. Сегментація зображення виконується в плоскості вейвлет-коефіцієнтів першого рівня розкладання з використанням методів контуризації вейвлет-областей отриманих в результаті застосування не рівних розкладаючих фільтрів. Дана сегментація проводиться з метою виявлення найбільш інформативних областей зображення, до яких надалі при стиску застосовуються низькі «слабкі» коефіцієнти квантування. Для решти областей зображення застосовуються вищі «сильні» коефіцієнти квантування. В результаті диференційованого підходу до обробки отриманих областей зображення досягається загальне підвищення ступеня стиску без видимих втрат якості в найбільш інформативних областях. Особлива увага приділяється можливості отримання точнішої і тоншої структури контуру, що розділяє зображення на інформативні і неінформативні області. Основною ідеєю формування точнішого контуру розділення зображення на різні області є пошук і виключення з інформативних областей таких вейвлет-коефіцієнтів, які мають високу частоту повторення в області фону. Отримані кількісні характеристики ступеня стиску зображення при його сегментації з уточненим контуром розділення областей.

Ключові слова: сегментація зображення, вейвлет-аналіз, стиснення даних.

SEGMENTATION AND COMPRESSION OF REALISTIC IMAGES ON THE BASIS OF CONTOUR-FORM OF INFORMING AREAS

V.G. Ivanov, Y.V. Lomonosov, M.G. Lyubarskiy

Annotation. 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 in-plane вейвлет-коефіцієнтів of the first level of decomposition with the use of methods of konturizacii veyvlet areas of the not equal corrupting filters got as a result of application. This segmentation is conducted with the purpose of exposure of the most informing areas images to which in future at a compression the low «weak» coefficients of quantum are used. For other areas of image more high «strong» coefficients of quantum are used. As a result of the differentiated going near treatment of the got areas of image the general increase of degree of compression without the visible losses of quality is arrived at in the most informing areas. The special attention is spared possibility of receipt of more exact and thin structure of contour, dividing an image into informing and not informing areas. 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 вейвлет-коефіцієнтів 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.