

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ COMPUTER SIMULATION HISTORY

УДК 004.932

DOI 10.52575/2687-0932-2021-48-2-319-331

Применение субполосных матриц косинус-преобразования для решения задачи выделения контуров объектов на изображениях земной поверхности

Петрова Е.В.

Белгородский государственный национальный исследовательский университет
Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85
E-mail: sergeeva_ev@bsu.edu.ru

Аннотация. Проблема выделения контуров на изображениях является актуальной в настоящее время, так как она является одним из основных этапов решения задачи сегментации, которая в свою очередь является основой для большинства систем компьютерного зрения. В рамках данной статьи рассматривается задача выделения контуров на изображениях земной поверхности. Проводится краткий анализ современных подходов к решению данной задачи, их основных достоинств и недостатков. Описывается метод решения данной задачи с использованием субполосных матриц косинус-преобразования. Приводятся результаты вычислительных экспериментов по проверке работоспособности предложенного подхода и сравнения получаемых результатов с другими методами. Показано, что субполосные матрицы косинус-преобразования могут быть использованы для решения задачи выделения контуров объектов на изображениях земной поверхности. Предложенный в статье метод для реальных изображений, полученных с цифровых камер, позволяет выделить контуры объектов, визуальное качество которых зачастую выше, чем при применении известных методов, несмотря на то, что в результате обработки изображений предложенным методом присутствуют некоторые артефакты.

Ключевые слова: выделение контуров, обработка изображений, субполосные матрицы, частотный анализ, косинус-преобразование.

Для цитирования: Петрова Е.В. 2021. Применение субполосных матриц косинус-преобразования для решения задачи выделения контуров объектов на изображениях земной поверхности. Экономика. Информатика, 48 (2): 319–331. DOI 10.52575/2687-0932-2021-48-2-319-331.

Application of subband cosine transformation matrices for increasing visual quality of object's edge on earth surface images

Elena V. Petrova

Belgorod National Research University
85 Pobedy St, Belgorod, 308015, Russia
E-mail: sergeeva_ev@bsu.edu.ru

Abstract. The problem of highlighting contours in images is relevant at the present time, because it is the main stage in solving the segmentation problem, which in turn is the basis for most computer vision systems. Within the framework of this article, the problem of identifying contours in images of the earth's surface is considered. A brief analysis of modern approaches to solving this problem, their main advantages and disadvantages is carried out. A method for solving this problem using subband cosine transform matrices is described. The results of computational experiments on checking the efficiency of the proposed approach and comparing the

results obtained with other methods are presented. It is shown that the subband cosine transform matrices can be used to solve the problem of extracting the contours of objects on images of the earth's surface. The method proposed in the article for real images obtained from digital cameras gives better results compared to the known methods, despite the fact that some artifacts are present as a result of image processing by the proposed method.

Keywords: edge detection, image processing, subband matrices, frequency analysis, cosine transform.

For citation: Petrova E.V. 2021. Application of subband cosine transformation matrices for increasing visual quality of object's edge on earth surface images. Economics. Information technologies, 48 (2): 319–331 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2021-48-2-319-331.

Введение

Задача анализа изображений земной поверхности является весьма актуальной в различных сферах деятельности человека. Одним из важных направлений в этой области является выделение контуров на изображениях земной поверхности, полученных в результате съемки с помощью искусственных спутников Земли или аэрофотосъемки с применением беспилотных и других летательных аппаратов. Результаты решения данной задачи лежат в основе других важных задач, например, автоматизированное построение контурных карт (векторизация цифровых изображений земной поверхности). Решение задачи выделения контуров также является одним из предварительных этапов решения задачи кластеризации или распознавания объектов на изображениях земной поверхности.

Данная проблема исследована различными авторами, в том числе: Ю.В. Визильтер, Я.А. Фурман, В.А. Сойфер, У. Прэтт [Визильтер, 2007; Фурман, 2002; Сойфер, 2003; Прэтт, 1982]. В настоящее время выделяют несколько основных подходов к решению данной задачи: градиентные методы, метод активных контуров, методы нечёткой логики, методы на основе математической морфологии, метод Кэнни и др.

Градиентные методы выделения контуров изображений основаны на определении разрывов в интенсивности представления образа объекта. Данные методы выделяют пиксели, которые лежат на границе между самим объектом и его фоном. Для реальных изображений найденное множество пикселей не всегда полностью характеризует границу из-за наличия шума и разрывов на границе. Для выделения контуров объектов на изображении может быть использован метод линейной фильтрации, основанный на вычислении свертки фрагмента изображения со специальным ядром в пространственной области. Конкретный тип используемого линейного фильтра определяется используемым для вычислений ядром. Для решения задачи выделения контуров методом линейной фильтрации используют различные виды фильтров: разностный амплитудный фильтр, фильтр Робертса, фильтр Собеля и др. [Кирсанов, 2015]. Основным достоинством данного подхода является низкая вычислительная сложность, что обеспечивает высокую скорость работы. Основными недостатками данного подхода являются высокая чувствительность к шуму, что приводит к возникновению многочисленных разрывов в контуре.

Метод активных контуров широко применяется в задачах выделения контуров, границ и сегментации изображений. Для обнаружения контуров на изображении в рамках данного метода используются кривые минимальной энергии, или змейки. Более подробно алгоритм рассматривается, например, в работах [Сакович, 2014]. Метод активных контуров для выделения объектов на изображении более устойчив к посторонним шумам, т. к. позволяет работать с контуром как с набором последовательности точек. Алгоритмы на основе активных контуров обеспечивают высокую точность получаемых границ. Однако результаты сегментации зависят от выбора начального контура и числа классов. Основными недостатками алгоритма являются высокая вычислительная сложность относительно других способов выделения границ, а также необходимость начального приближения.

Метод нечёткой логики (Fuzzy logic) работает с вычислениями на основе «степени истины». Нечеткая обработка изображений представляет собой набор различных подходов к

обработке, таких как фаззификация (приведение к нечёткости) изображения, изменение функции принадлежности и дефаззификация (приведение к чёткости). Основным достоинством данного метода является то, что он подходит для использования в качестве дополнительного фильтра для улучшения таких алгоритмов как, например, алгоритм Собеля, а также подходит для гибридизации с другими методами для улучшения качества (усиления границ и подавления ложных пикселей) работы последних. Недостатки метода: для работы требуется большая база знаний и алгоритм разрабатывается для конкретных типов изображений (низкая степень адаптивности) [Аунг, 2014].

Методы на основе математической морфологии работают со структурными элементами входного изображения и на выходе выдают изображение того же размера. В математической морфологии используется язык теории множеств. Математическая морфология представляет собой метод анализа и обработки геометрических структур, основанный на морфологических структурных элементах. Это своего рода нелинейная система обработки на основе геометрической алгебры и теории множеств. Математическая морфология помогает устранить некоторые структурные свойства, которые не имеют большого значения в анализе изображений. Однако в то же время она сохраняет основную форму объектов, тем самым упрощая его дальнейшую обработку. Основные морфологические операции: дилатация, эрозия, открытие и закрытие. По сравнению с градиентными методами, которые, как правило, вынуждены переходить от черно-белого изображения к изображению в оттенках серого и затем снова к черно-белому, оконтуривание объектов с помощью математической морфологии не требует такого перехода, что повышает эффективность такого подхода при работе с черно-белыми изображениями. Основными достоинствами такого подхода являются устойчивость к шумам, сохранение детальных характеристик изображения, скорость выполнения. При этом основными недостатками такого подхода являются неопределённость выбора размеров структурирующего элемента и сложность в работе со сложными структурированными изображениями [Огнев, 2007].

Метод выделения контуров, основанный на детекторе границ Кэнни (Canny), решает проблему получения фильтра, оптимального по критериям выделения, локализации и минимизации нескольких откликов одного края. Он строится таким образом, чтобы детектор корректно реагировал на границы, но при этом старался игнорировать ложные границы. Это дает возможность точнее определять линию границы и реагировать на каждую границу один раз. Данный метод позволяет избежать восприятия широких полос изменения яркости как совокупности границ. Алгоритм включает в себя несколько этапов: ослабление шумов с помощью размытия, вычисление градиентов, подавление не-максимумов, пороговая фильтрация. Алгоритм Canny может быть адаптирован к данному конкретному изображению с помощью регулирования его переменных параметров (в отличие от классических операторов, в которых ядра заданы жестко). Таким образом, пользователь может улучшать работу алгоритма подгонкой параметров под конкретные графические данные [Власов, 2013].

Кроме описанных выше, известны так же методы, основанные на применении вейвлет-преобразований [Шлеймович, 2017; Костюхина, 2019] и искусственных нейронных сетей [Аунг, 2014].

Однако, как показано в том числе в работе [Костюхина, 2020], ни один из них не дает универсального решения поставленной задачи в общем случае и на практике используется комбинация известных методов. В связи с этим задача разработки новых подходов к решению проблемы выделения контуров на изображениях земной поверхности является актуальной.

В работе предлагается оригинальный подход для решения данной задачи, основанный на анализе изображений в частотной области с использованием математического аппарата субполосных матриц на основе косинус-преобразования.

Формирование субполосных матриц и субполосных компонент изображения

Известны различные способы представления изображений в частотной области. Например, методы на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП), дискретного

преобразования Фурье (ДПФ), вейвлет-преобразования и другие [Ганин, 2011; Пьянкова, 2019; Ракицкий, 2019]. Данные преобразования могут применяться либо к отдельным частям изображения, либо к изображению в целом. Теоретические основы применения субполосных матриц на основе косинус-преобразования и преобразования Фурье для анализа изображений в частотной области рассматриваются в работах [Жиляков, 2013; Жиляков, 2014], кратко изложим основные моменты.

Двумерное косинус-преобразование по дискретным данным изображения Φ , заданного в виде матрицы яркости пикселей $\Phi = \{f_{ij}\}$, f_{ij} $i = 1, 2, \dots, N$, $j = 1, 2, \dots, M$, где f_{ij} – значения изображения в соответствующих пикселях, представимо в следующем виде:

$$F^\Phi(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M f_{ij} \cos\left(u\left(i - \frac{1}{2}\right)\right) \cos\left(v\left(j - \frac{1}{2}\right)\right), \quad (1)$$

где $F^\Phi(u, v)$ – результат косинус-преобразования изображения Φ , u, v – пространственные частоты, принимающие значения в диапазоне $0 \leq u, v < \pi$ (область определения двумерного косинус-преобразования).

Тогда частотное представление изображения на основе результатов косинус-преобразования имеет следующий вид:

$$f_{ij} = \frac{4}{\pi^2} \iint_{0,0}^{\pi,\pi} F^\Phi(u, v) \cos\left(u\left(i - \frac{1}{2}\right)\right) \cos\left(v\left(j - \frac{1}{2}\right)\right) dudv, \quad (2)$$

На рис. 1 приведен пример разбиения области определения косинус-преобразования (рис. 1, а) на подобласти пространственных частот (рис. 1, б).

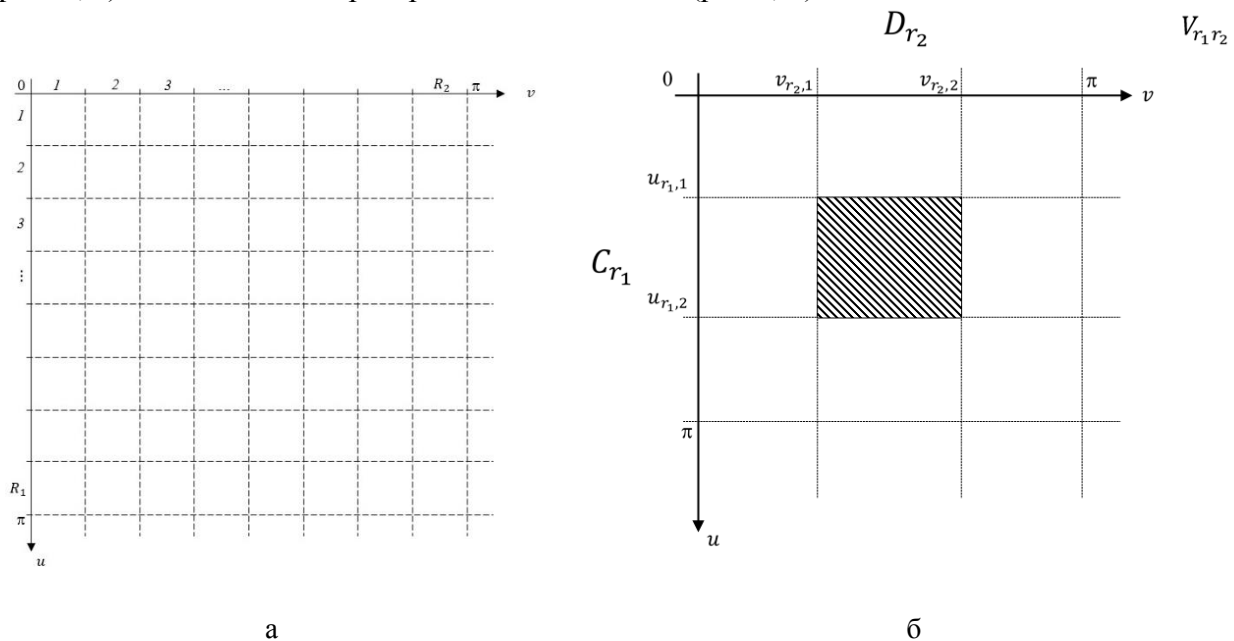


Рис. 1. Пример разбиения на подобласти пространственных частот области определения косинус-преобразования

Fig. 1. Example of division of cosine transform domain into spatial frequencies sub-domains

Пусть $V_{r_1 r_2}$ – подобласть пространственных частот, получаемая в результате разбиения области определения косинус-преобразования на $R_1 \times R_2$ подобластей, тогда $V_{r_1 r_2}$ есть результат пересечения двух субполос пространственных частот C_{r_1} и D_{r_2} (см. рис. 1, б):

$$V_{r_1 r_2} = C_{r_1} \cap D_{r_2}. \quad (3)$$

При реализации операций фильтрации шумов и выделения контуров объектов на изображении применяются так называемые субполосные компоненты изображения. Под субполосной компонентой будем понимать компоненту $Y_{r_1 r_2}$ изображения Φ , соответствующую заданной подобласти пространственных частот $V_{r_1 r_2}$:

$$Y_{r_1 r_2} = G_{r_1} \Phi H_{r_2}. \quad (4)$$

При субполосном анализе в рамках заданного преобразования результат выделения или фильтрации различных подмножеств субполосных компонент $Y_{r_1 r_2}$ изображения Φ применяют для исследования субполосных свойств исходного изображения [Болгова, 2017; Черноморец, 2019; Черноморец, 2016].

Основной проблемой применения субполосного анализа к решению поставленной задачи является выбор подмножества субполосных компонент $Y_{r_1 r_2}$ вида (4), соответствующих контурам объектов на изображении. Выбор соответствующих субполосных компонент предлагается осуществлять путем оценивания долей энергии косинус-преобразования изображения, соответствующих подобластям пространственных частот $V_{r_1 r_2}$.

Доля энергии $P_{r_1 r_2}$ косинус-преобразования изображения, которая соответствует подобласти пространственных частот $V_{r_1 r_2}$ вида (3) для изображения, представленного в виде матрицы яркости его пикселей $\Phi = (f_{jk}), j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, M$, рассчитываются на основе следующего соотношения:

$$P_{r_1 r_2}(\Phi) = \frac{E_{r_1 r_2}(\Phi)}{E(\Phi)} = \frac{tr(G_{r_1} \Phi H_{r_2} \Phi^T)}{tr(\Phi \Phi^T)}, \quad (5)$$

где tr – операция вычисления следа матрицы.

Матрицы $G_{r_1} = (g_{in}^{r_1}), i, n = 1, 2, \dots, N_1$, и $H_{r_2} = (h_{jm}^{r_2}), j, m = 1, 2, \dots, M_1$, называют субполосными матрицами косинус-преобразования, которые соответствуют подобластям пространственных частот $V_{r_1 r_2}$ вида (3), образованных пересечением субполос C_{r_1} и D_{r_2} .

Элементы субполосной матрицы косинус-преобразования $G_{r_1} = (g_{in}^{r_1}), i, n = 1, 2, \dots, N$, которая соответствует субполосе пространственных частот C_{r_1} вида:

$$C_{r_1} = \{u | 0 \leq u_{r_1,1} \leq u \leq u_{r_1,2} < \pi\}, \quad (6)$$

определяются следующими выражениями:

$$g_{in}^{r_1} = a_{in}^{r_1} + \tilde{g}_{in}^{r_1}, \quad (7)$$

$$a_{in}^{r_1} = \begin{cases} \frac{\sin(u_{r_1,2}(i-n)) - \sin(u_{r_1,1}(i-n))}{\pi(i-n)}, & i \neq n \\ \frac{u_{r_1,2} - u_{r_1,1}}{\pi}, & i = n, \end{cases} \quad (8)$$

$$\tilde{g}_{in}^{r_1} = \frac{\sin(u_{r_1,2}(i+n-1)) - \sin(u_{r_1,1}(i+n-1))}{\pi(i+n-1)}. \quad (9)$$

Элементы субполосной матрицы косинус-преобразования H_{r_2} , которая соответствует субполосе D_{r_2} вида:

$$D_{r_2} = \{v | 0 \leq v_{r_2,1} \leq v \leq v_{r_2,2} < \pi\}, \quad (10)$$

определяются аналогично (7)–(9).

Применение субполосных матриц для решения задачи выделения контуров на изображениях земной поверхности

В данной работе исследуется применение субполосных матриц на основе косинус-преобразования для решения задачи выделения контуров на изображениях земной поверхности.

Метод выбора субполосных компонент изображения, соответствующих контурам объектов на изображении, состоит в следующем. Пусть $S = \{s_i\}, i = 1, 2, \dots, R$ (где $R = R_1 R_2$) – это множество упорядоченных по убыванию величин долей $P_{r_1 r_2}$ энергии изображения Φ , которые соответствуют подобластям пространственных частот $V_{r_1 r_2}$ вида (3):

$$s_i = P_{r_1 r_2}(\Phi),$$

$$i = (r_1 - 1) * R_1 + r_2. \quad (11)$$

$$s_1 \geq s_2 \geq \dots \geq s_R. \quad (12)$$

Пусть m – некоторое число в диапазоне от 0 до 1, $m \in [0, 1]$.

Тогда для решения задачи выделения контуров объектов на изображении Φ предлагается применять операцию нахождения такого подмножества $X = \{x_i\}, i = 1, 2, \dots, K$, (где $K \leq R$) следующих подряд (начиная с первого) элементов множества S , что сумма энергии, которая сосредоточена в подобластях пространственных частот, соответствующих этому подмножеству, будет не меньше, чем $m * 100\%$ от энергии изображения.

Различные компоненты исходного изображения, такие как фон, контуры, шум и т. д. соответствуют различным подмножествам X множества S , которые характеризуются различными диапазонами значений долей энергии изображения следующего вида:

$$D = [m_1, m_2], \quad (13)$$

где $0 \leq m_1 \leq m_2 \leq 1$, m_1, m_2 – получены при оценивании доли энергии изображения.

Для того, чтобы вычислить результат фильтрации исходного изображения, необходимо сформировать субполосные компоненты $Y_{(m_1, m_2)}$ изображения Φ :

$$Y_{(m_1, m_2)} = \sum_{k=i_1}^{i_2} Y_k, \quad (14)$$

где Y_k – субполосные компоненты вида (4), которые соответствуют некоторым подобластям пространственных частот, задающих значения долей энергии s_i множества S . Индексы i_1 и i_2 определяются как наименьшие значения, при которых выполняются следующие условия:

$$\sum_{j=1}^{i_1} s_j \geq m_1 \sum_{j=1}^R s_j; \quad \sum_{j=1}^{i_2} s_j \geq m_2 \sum_{j=1}^R s_j. \quad (15)$$

Подбор параметров m_1 и m_2 происходит эмпирическим путем в ходе вычислительных экспериментов на некотором наборе тестовых изображений.

Вычислительные эксперименты

Продemonстрируем работоспособность описанного метода на примере изображения Φ_1 , приведенного на рис. 2.

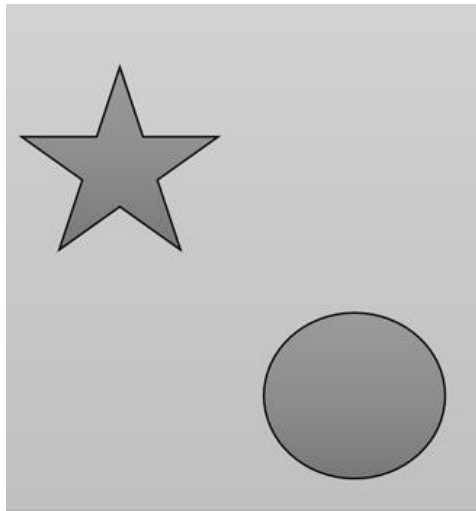


Рис. 2. Исходное изображение
 Fig 2. Source image

Разобьем область определения косинус-преобразования на 8×8 подобластей $V_{r_1 r_2}$, $r_1 r_2 = 1, 2, \dots, 8$ вида (3). Для каждой из подобластей рассчитаем доли энергии $P_{r_1 r_2}$ на основании выражения (5). Результаты вычисления долей энергии для изображения на рис. 2 приведены в табл. 1.

Таблица 1
 Table 1

Значения долей энергии для изображения, приведенного на рис. 2
 The values of the energy fractions for the image shown in Fig. 2

$r_1 \backslash r_2$	1	2	3	4	5	6	7	8
1	9.88e-01	3.08e-03	1.13e-03	4.44e-04	2.11e-04	1.09e-04	6.12e-05	3.58e-05
2	2.82e-03	3.82e-04	1.39e-04	2.38e-04	1.76e-04	8.82e-05	1.23e-05	2.71e-06
3	8.63e-04	3.38e-04	1.27e-04	4.86e-05	2.86e-05	2.40e-05	3.71e-05	1.57e-05
4	4.34e-04	7.71e-05	2.43e-04	3.82e-05	2.03e-05	1.02e-05	4.80e-06	1.93e-06
5	2.24e-04	3.96e-05	6.93e-05	1.05e-04	1.32e-05	6.40e-06	2.93e-06	1.11e-06
6	1.22e-04	1.98e-05	1.63e-05	5.48e-05	2.20e-05	3.51e-06	1.73e-06	1.07e-06
7	7.54e-05	8.38e-06	6.67e-06	5.48e-06	2.20e-05	2.20e-06	6.38e-07	2.10e-07
8	4.97e-05	3.28e-06	2.60e-06	2.05e-06	2.48e-06	4.16e-06	3.82e-07	1.08e-07

На рис. 3 представлена трехмерная диаграмма распределения долей энергии для различных подобластей пространственных частот, в соответствии с данными из табл. 1.

Подобласть V_{11} содержит подавляющее большинство энергии изображения, поэтому для повышения наглядности представления данных соответствующее ей значение доли энергии на диаграмме не отображено.

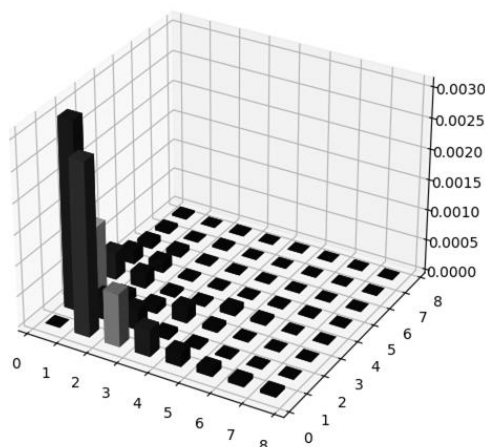


Рис. 3. Трехмерная диаграмма распределения значений долей энергии для изображения, приведенного на рис. 2

Fig. 3. The values of the energy fractions for the image shown in Fig. 2

Упорядочим полученные для изображений Φ_1 величины долей энергии вида (5) по убыванию (рис. 4), значение доли энергии, соответствующей подобласти V_{11} не отображено на графике с целью повышения наглядности отображения данных.

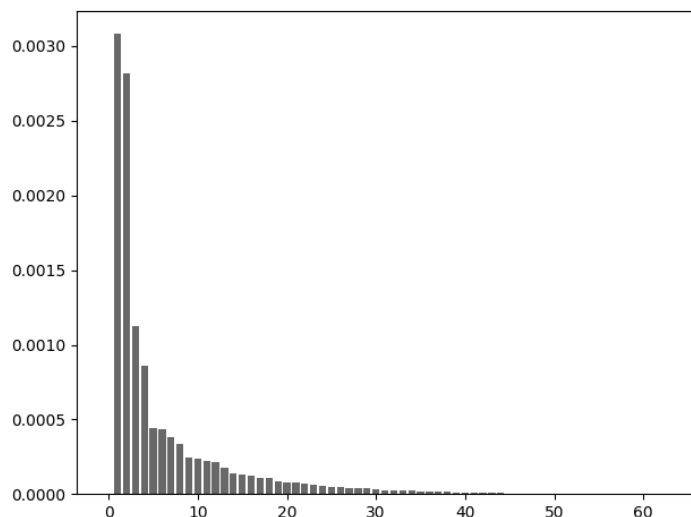


Рис. 4. Величины долей энергии, упорядоченные по убыванию для изображения, приведенного на рис. 2

Fig. 4. The values of the energy fractions, ordered in descending order for the image shown in Fig. 2

Можно показать, что следующим диапазонам долей энергий вида (13) изображения Φ_1 : $D_1 = (0; 0,988)$, $D_2 = (0,988; 0,999)$, $D_3 = (0,999; 0,9999)$, $D_4 = (0,9999; 0,99999)$, $D_5 = (0,99999; 1)$, соответствуют подмножества X_i , $i = 1, 2, \dots, 5$, подобластей пространственных частот, которые обозначены на рис. 5 индексами 1..5.


```

[[1 2 2 2 2 2 3 3]
 [2 2 2 2 2 3 4 4]
 [2 2 2 3 3 3 3 3]
 [2 3 2 3 3 4 4 5]
 [2 3 3 3 4 4 4 5]
 [2 3 3 3 3 4 5 5]
 [3 4 4 4 3 5 5 5]
 [3 4 4 5 4 4 5 5]]
    
```

Рис. 5. Индексы подмножеств подобластей пространственных частот изображения Φ_1
 Fig. 5. Indices of subsets of sub-regions of spatial frequencies of the image Φ_1

На рис. 6 показаны субполосные компоненты вида (14) для исходного изображения Φ_1 , приведенного на рисунке 2, которые соответствуют различным подмножествам $X_i, i=1, 2, \dots, 5$, подобластей пространственных частот. К субполосным компонентам дополнительно были применены операции пороговой обработки и инвертирования. Рис. 6 а соответствует диапазону $D_1 = (0; 0,988)$; рис. 6 б – диапазону $D_2 = (0,988; 0,999)$; рис. 6 в – диапазону $D_3 = (0,999; 0,9999)$; рис. 6 г – диапазону $D_4 = (0,9999; 0,99999)$; рис. 6 д – диапазону $D_5 = (0,99999; 1)$; рис. 6 е – исходное изображение.

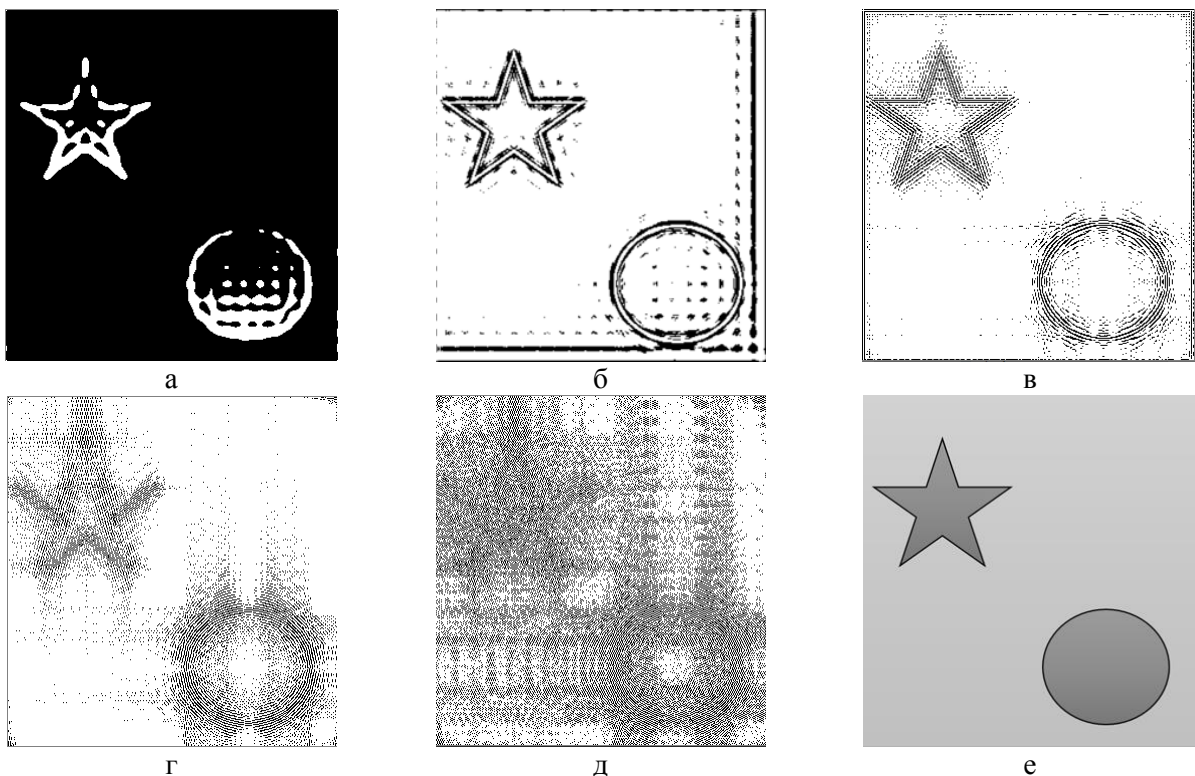


Рис. 6. Примеры субполосных компонентов, которые соответствуют различным диапазонам энергии изображения: а – диапазон $D_1 = (0; 0,988)$; б – диапазон $D_2 = (0,988; 0,999)$; в – диапазон $D_3 = (0,999; 0,9999)$; г – диапазон $D_4 = (0,9999; 0,99999)$; д – диапазон $D_5 = (0,99999; 1)$; е – исходное изображение.

Fig. 6. Examples of sub-band components corresponding to different image energy ranges: a – range $D_1 = (0; 0,988)$; b – range $D_2 = (0,988; 0,999)$; c – range $D_3 = (0,999; 0,9999)$; d – range $D_4 = (0,9999; 0,99999)$; e – range $D_5 = (0,99999; 1)$; f – source image.

Результаты, приведенные на рис. 6, показывают, что субполосные компоненты, которые соответствуют подмножеству X_2 подобластей пространственных частот для диапазона энергии $D_2 = (0,988; 0,999)$, содержат информацию о контурах объектов исходного изображения Φ_1 . Следовательно, данный диапазон целесообразно использовать в целях выделения контуров объектов на изображениях земной поверхности.

В ходе исследований были проведены вычислительные эксперименты по выделению контуров на нескольких тестовых изображениях. Результаты данных экспериментов приведены на рисунке 7: а, б, в – исходные изображения; г, д, е – результат выделения контуров методом Канни; ж, з, и – результат выделения контуров предложенным методом.

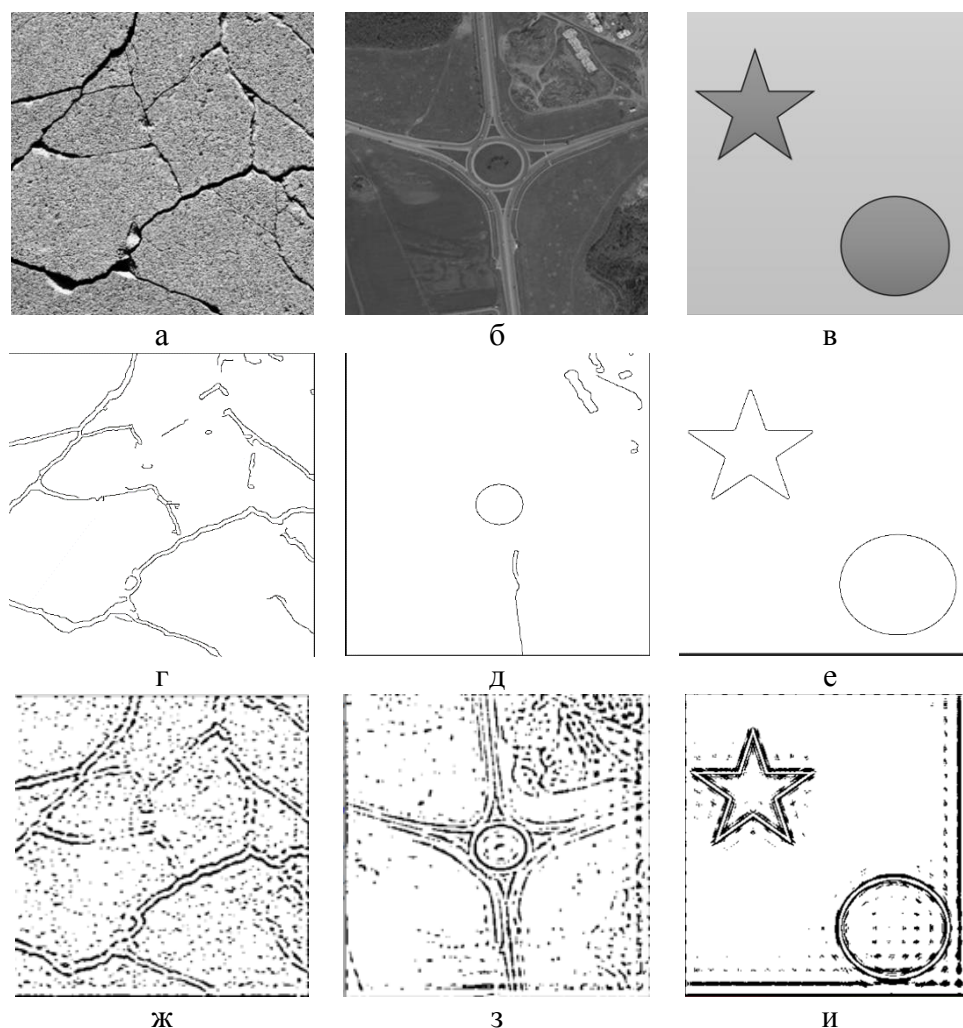


Рис. 7. а, б, в – исходные изображения; г, д, е – результат выделения контуром методом Канни;
ж, з, и – результат выделения контуров предложенным методом

Fig. 7. a, b, c – original images; d, e, f – the result of selection by the contour using the Canny method; and,
g, h, i – the result of the selection of the contours by the proposed method

Результаты, приведенные на рис. 7, демонстрируют, что для реальных изображений земной поверхности (рис. 7а, рис. 7б) предложенный метод позволяет выделить контуры объектов (рис 7ж, рис 7з), визуальное качество которых зачастую выше, чем при применении метода выделения контуров Канни (рис. 7 г, рис. 7 д), несмотря на то, что в результате обработки изображений предложенным методом присутствуют некоторые артефакты. Повысить эффективность применения предложенного метода можно путем добавления

дополнительных этапов обработки, например морфологических операций замыкания и размыкания.

Для синтетических изображений с четкими границами объектов (рис. 7 в) предложенный метод дает результат (рис. 7 и), близкий с позиций визуального качества выделенных контуров к результату применения метода Кенни (рис. 7 е).

Заключение

Проведенное исследование показывает, что применение субполосных матриц косинус-преобразования позволяет решать задачи выделения контуров объектов на изображениях земной поверхности. В дальнейшем предполагается провести исследования по применению морфологических операций замыкания и размыкания как дополнительного этапа метода решения задачи выделения контуров на изображениях с целью удаления слабо выделенных контуров, а так же устранения возникающих шумов.

Список литературы

1. Аунг Ч.Х., Танг З.П., Федоров А.Р., Федоров П.А. 2014. Разработка алгоритмов обработки изображений интеллектуальными мобильными роботами на основе нечёткой логики и нейронных сетей. Современные проблемы науки и образования. 6.
2. Болгова Е.В. 2017. О собственных числах субинтервальных матриц косинусного преобразования. Научные ведомости БелГУ. Сер.: Экономика. Информатика. 2 (251): 92–101.
3. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Князь В.А., Ходарев А.Н., Моржин А.В. 2007. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision. М., ДМК Пресс, 464.
4. Власов А.В., Цапко И.В. 2013. Модификация алгоритма Кенни применительно к обработке рентгенографических изображений. Вестник науки Сибири. 4(10): 120–127.
5. Ганин А.Н., Гущина О.Н., Хрящев В.В. 2011. Анализ применения адаптивного дискретного косинусного преобразования в некоторых задачах цифровой обработки изображений. Успехи современной радио электроники. 2: 72–80.
6. Жилияков Е.Г., Черноморец А.А. 2013. Об оптимальном выделении субполосных компонент изображений. Информационные системы и технологии. 1 (75): 5–11.
7. Жилияков Е.Г., Черноморец А.А., Болгова Е.В. 2014. О разложении изображений по собственным векторам субполосных матриц. Научные ведомости БелГУ. Сер. История. Политология. Экономика. Информатика. 15 (186): 185–189.
8. Кирсанов М.Н. 2015. Модификация и анализ фильтров выделения контуров на изображениях. Вестник государственного университета морского и речного флота имени адмирала С.О. Макарова. 5 (33): 201–206.
9. Костюхина Г.В. 2020. Модель, метод и комплекс программ выделения контуров на изображениях с использованием энергетических признаков: дис. ... канд. тех. наук: 05.13.18. Костюхина Галина Викторовна; [Место защиты: ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева – КАИ»].
10. Костюхина Г.В., Шлеймович М.П., Кирпичников А.П. 2019. Автоматизация двойной пороговой фильтрации в детекторе границ на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования. Вестник технологического университета. 22 (3): 148–152.
11. Огнев И.В., Сидорова Н.А. 2007. Обработка изображений методами математической морфологии в ассоциативной осцилляторной среде. Известия ВУЗов. Поволжский регион. Технические науки. 4: 87–97.
12. Прэтт У. 1982. Цифровая обработка изображений. Пер. с англ. М., Мир. 480. (Pratt W. 1978. Digital image processing. John Wiley, 750.)
13. Пьянкова Т.П., Яшина М.В. 2019. Исследование свойств двумерных дискретных преобразований в компьютерном зрении. Телекоммуникации и информационные технологии. 1: 96–102.
14. Ракицкий В.А. 2019. Дискретное косинус-преобразование как средство компьютерной обработки информации. Проблемы информатизации и управления. 2 (62): 52–56.
15. Сакович И.О., Белов Ю.С. 2014. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов. Инженерный журнал: наука и инновации. 12 (36).



16. Сойфер В.А. 2003. Методы компьютерной обработки изображений. М., ФИЗМАТЛИТ, 192.
17. Фурман Я.А., Кревецкий А.В., Передреев А.К., Роженцов А.А., Хафизов Р.Г., Егошина И.Л., Леухин А.Н. 2002. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов. М., Физматлит, 592.
18. Черноморец А.А., Болгова Е.В., Петина М.А., Коваленко А.Н., Петрова Е.В. 2019. Построение субполосных компонент изображений в рамках косинус-преобразования. В сборнике: Сборник избранных статей по материалам научных конференций ГНИИ «Нацразвитие». Материалы конференции ГНИИ «Нацразвитие» (Санкт-Петербург, 28–30 мая 2019 г.). Санкт-Петербург, ГНИИ «Нацразвитие»: 261–267.
19. Черноморец А.А., Болгова Е.В., Черноморец Д.А. 2019. О квазисубполосных матрицах косинус-преобразования. Научный результат. Информационные технологии. 4 (3): 11–19.
20. Шлеймович М.П., Кирпичников А.П., Ляшева С.А., Медведев М.В. 2017. Выделение границ на изображениях на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования. Вестник технологического университета. 20 (21) 2017: 103–107.

References

1. Aung Ch.Kh., Tant Z.P., Fedorov A.R., Fedorov P.A. 2014. Razrabotka algoritmov obrabotki izobrazhenij intellektual'nymi mobil'nymi robotami na osnove nechyotkoj logiki i nejronnyh setej. Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya [Development of algorithms for image processing by intelligent mobile robots based on fuzzy logic and neural networks. Modern problems of science and education]. 6.
2. Bolgova E.V. 2017. O sobstvennyh chislah subinterval'nyh matric kosinusnogo preobrazovaniya. Nauchnye vedomosti BelGU. Ekonomika. Informatika. [About the eigenvalues of cosine transform subinterval matrices. Belgorod State University Scientific Bulletin. Economics Information technologies]. 2 (251): 92–101.
3. Vizilter Yu.V., Zheltov S.Yu., Knyaz V.A., Khodarev A.N., Morzhin A.V. 2007. Obrabotka i analiz cifrovyyh izobrazhenij s primerami na LabVIEW IMAQ Vision [Processing and analysis of digital images with examples at LabVIEW IMAQ Vision]. Moscow, DMK Press, 464.
4. Vlasov A.V., Tsapko I.V. 2013. Modifikaciya algoritma Kanni primenitel'no k obrabotke rentgenograficheskikh izobrazhenij. Vestnik nauki Sibiri. [Modification of the Canny algorithm applied to the processing of X-ray images. Bulletin of Science of Siberia]. 4 (10): 120–127.
5. Ganin A.N., Gushchina O.N., Khryashchev V.V. 2011. Analiz primeneniya adaptivnogo diskretnogo kosinusnogo preobrazovaniya v nekotoryh zadachah cifrovoj obrabotki izobrazhenij. Uspekhi sovremennoj radioelektroniki [Analysis of the application of adaptive discrete cosine transform in some problems of digital image processing. The successes of modern radio electronics]. 2: 72–80.
6. Zhilyakov E.G., Chernomorets A.A., 2013. Ob optimal'nom vydelenii subpolosnyh komponent izobrazhenij. Informacionnye sistemy i tehnologii [Optimal separation of image subband components. Information systems and technologies] 1 (75): 5–11.
7. Zhilyakov E.G., Chernomorets A.A., Bolgova E.V., 2014. O razlozhenii izobrazhenij po sobstvennym vektoram subpolosnyh matric. Nauchnye vedomosti BelGU. Ekonomika. Informatika. [About decomposition of images to the eigenvectors of subband matrix. Belgorod State University Scientific Bulletin. Economics Information technologies]. 15 (186): 185–189.
8. Kirsanov M.N. 2015. Modifikaciya i analiz fil'trov vydeleniya konturov na izobrazheniyah. [Modification and analysis of edge detection filters in images. Vestnik gosudarstvennogo universiteta morskogo i rechnogo flota imeni admirala S. O. Makarova. Bulletin of the State University of Maritime and River Fleet named after Admiral S.O. Makarov]. 5 (33): 201–206.
9. Kostyukhina G.V. 2020. Model', metod i kompleks programm vydeleniya konturov na izobrazheniyah s ispol'zovaniem energeticheskikh priznakov: dis. ... kand. tekh. nauk: 05.13.18. Kostyuhina Galina Viktorovna; [Model, method and set of programs for contour selection in images using energy attributes. Mesto zashchity: FGBOU VO «Kazanskiy nacional'nyj issledovatel'skij tekhnicheskij universitet im. A.N. Tupoleva - KAI»].
10. Kostyukhina G.V., Shleimovich M.P., Kirpichnikov A.P. 2019. Avtomatizaciya dvojnoj porogovoj fil'tracii v detektore granic na osnove modeli energeticheskikh priznakov vejjvlet-preobrazovaniya. Vestnik tekhnologicheskogo universiteta [Automation of double threshold filtering in the boundary detector based on the wavelet transform energy feature model. Technological University Bulletin]. 22 (3): 148–152.
11. Ognev I.V., Sidorova N.A. 2007. Obrabotka izobrazhenij metodami matematicheskoy morfologii v associativnoj oscillyatornoj srede. Izvestiya VUZov. Povolzhskij region. Tekhnicheskie nauki [Image

processing by mathematical morphology methods in an associative oscillatory environment. *Izvestiya VUZov. Volga region. Technical sciences*. 4: 87–97.

12. Pratt W. 1982. *Cifrovaya obrabotka izobrazhenij* [Digital image processing]. Moscow, Mir, 480. (Pratt W. 1978. *Digital image processing*. John Wiley, 750)

13. Pyankova T.P., Yashina M.V. 2019. *Issledovanie svoystv dvumernykh diskretnykh preobrazovaniy v komp'yuternom zrenii. Telekomunikacii i informacionnye tekhnologii* [Investigation of the properties of two-dimensional discrete transformations in computer vision. Telecommunications and information technology]. 1: 96–102.

14. Rakitskiy V.A. 2019. *Diskretnoe kosinus preobrazovanie kak sredstvo komp'yuternoj obrabotki informacii*. [Discrete cosine transform as a means of computer information processing. *Problemy informatizacii i upravleniya. Informatization and management problems*]. 2 (62): 52–56.

15. Sakovich I.O., Belov Yu.S. 2014. *Obzor osnovnykh metodov konturnogo analiza dlya vydeleniya konturov dvizhushchihsya ob'ektov*. [Review of the main methods of contour analysis for the outline of moving objects. *Inzhenernyj zhurnal: nauka i innovacii. Engineering Journal: Science and Innovation*]. 12 (36).

16. Soifer V.A. 2003. *Metody komp'yuternoj obrabotki izobrazhenij* [Methods of Computer Images Processing]. Moscow, Fizmatlit, 784.

17. Furman Ya.A., Krevetskiy A.V., Peredreev A.K., Rozhentsov A.A., Hafizov R.G., Egoshina I.L., Leukhin A.N. 2002. *Vvedenie v konturnyj analiz i ego prilozheniya k obrabotke izobrazhenij i signalov* [Introduction to contour analysis and its applications to image and signal processing]. Moscow, Fizmatlit, 592.

18. Chernomorets A.A., Bolgova E.V., Petina M.A., Kovalenko A.N., Petrova E.V. 2019. Construction of subband components of images in the framework of the cosine transform. In the collection: *Collection of selected articles based on the materials of scientific conferences of the State Research Institute "National Development". Materials of the conference of the State Research Institute "National Development" (St. Petersburg, May 28-30, 2019)*. St. Petersburg, State Research Institute "National Development": 261–267. (in Russian)

19. Chernomorets A.A., Bolgova E.V., Chernomorets D.A. 2019. *O kvazisubpolosnykh matricah kosinus-preobrazovaniya. Nauchnyj rezul'tat. Informacionnye tekhnologii*. [On quasi-subband cosine transformation matrices. *Reserch result. Information technologies*]. 4 (3): 11–19.

20. Shleimovich M.P., Kirpichnikov A.P., Lyasheva S.A., Medvedev M.V. 2017. *Vydelenie granic na izobrazheniyah na osnove modeli energeticheskikh priznakov vejvlet-preobrazovaniya. Vestnik tekhnologicheskogo universiteta* [Selection of boundaries in images based on the model of energy features of the wavelet transform. *Technological University Bulletin*]. 20 (21) 2017: 103–107.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

Петрова Елена Вадимовна, аспирант кафедры информационно-телекоммуникационных систем и технологий Белгородского государственного национального исследовательского университета, г. Белгород, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Elena V. Petrova, Graduate Student Department of Information and Telecommunication Systems and Technologies Belgorod National Research University, Belgorod, Russia