

# НАСТРОЙКА МОДИФИЦИРОВАННОГО ДЕТЕКТОРА КАННИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ПРИЗНАКОВ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Г.В. Костюхина, М.П. Шлеймович

*Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ, г. Казань*

Аннотация – В настоящее время не теряют актуальности методы обработки изображений, в том числе методы выделения границ на цифровых изображениях, которые часто применяются в системах технического зрения для выполнения дальнейшего распознавания. В данной статье рассмотрены различные подходы к настройке параметров, используемых в модификации детектора Канни выделения границ на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования, позволяющие автоматизировать алгоритм и снизить временные затраты на его выполнение. Рассмотрены основные различающиеся от детектора Канни этапы данной модификации и приведено их описание. Для таких этапов как формирование изображения направления градиентов и двойная пороговая фильтрация выполнен анализ возможных подходов вычисления требуемых параметров. Кроме того, представленный алгоритм обработки изображения применен к стандартным тестовым изображениям и проведен анализ полученных результатов. В результате при обработке цифровых изображений посредством модифицированного алгоритма Канни для формирования изображения направлений градиентов предлагается использовать подход на основе расчета отношения значений вертикальных и горизонтальных детализирующих коэффициентов, полученных при выполнении вейвлет-преобразования. Для расчета параметров этапа двойной пороговой фильтрации предлагается использовать подход на основе вычисления верхнего порогового значения посредством гистограммы матрицы направлений градиентов. Полученные результаты могут применяться для настройки модифицированного алгоритма Канни, который в свою очередь позволяет с меньшими временными затратами выполнять выделение границ на цифровых изображениях, что может использоваться в системах технического зрения, работающих в режиме реального времени. Таким образом, произведен выбор наиболее оптимальных с точки зрения уменьшения вычислительных и временных затрат на выполнение алгоритма методов для вычисления его параметров. Также предложено дальнейшее направление работ для повышения эффективности представленных подходов в части качества получаемых в результате применения модификации изображений, предложены варианты дальнейшей обработки для получения более четких границ.

*Ключевые слова: обработка изображений, выделение границ, вейвлет анализ, энергетические признаки.*

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время все более широкое применение с каждым днем находят системы технического зрения. Такие системы используются при решении самых разнообразных задач во множестве различных областей. Основной задачей систем технического зрения является восприятие, обработка и анализ визуальной информации, а именно цифровых изображений, с последующим решением задачи распознавания образов. В свою очередь, одной из решающих и ключевых задач при распознавании образов является процесс выделения контуров на цифровых изображениях, результаты которого используются для последующей обработки. Чаще всего в системах распознавания образов используются такие методы выделения границ как операторы Собела, Робертса и Превитта [1]. Каждый из подходов имеет свои достоинства и недостатки и применяется для решения отдельных задач с определенными условиями, например, такими как тип обрабатываемых изображений, конечная решаемая задача, имеющиеся вычислительные мощности. Так, например, перечисленные методы обладают высокой чувствительностью к шуму, а также не защищают от возникновения значительного количества разрывов в контуре.

Одним из наиболее универсальных и широко распространенных методов является детектор границ Канни. Среди его основных достоинств выделяют возможность получить хорошее обнаружение, обеспечить единственный отклик на одну границу, определить положение границ. В виду перечисленных достоинств, детектор границ Канни принято считать наиболее близким к эталонному методом выделения контуров на изображениях [2]. Но в виду того, что детектор границ Канни по большей части представляет собой набор алгоритмов, то по быстродействию он уступает более простым операторам выделения границ.

Кроме того, каждый из перечисленных подходов требует решения задачи подбора значений параметров практически для каждого отдельно взятого изображения, зависящих от конкретного подхода. Для операторов Собела, Робертса и Превитта это такие параметры как порядок производной по оси  $x$ , порядок производной по оси  $y$ , а также размер используемого ядра. Для детектора Канни необходимо определять значения таких параметров как нижний и верхний порог фильтрации, размер ядра оператора, используемого для определения направлений градиентов изображения. В виду того, что не существует общепринятых методов для решения задачи определения значений

перечисленных выше параметров, чаще всего они определяются эмпирически, что делает работу алгоритмов более трудоемкой и менее универсальной.

**ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ**

Принято считать, что детектор границ Канни - один из наиболее универсальных и эффективных алгоритмов выделения границ. Однако, алгоритм не только сложен в реализации, но и требует больших вычислительных затрат, что может играть значительную роль в ряде случаев, когда требуется решение задачи распознавания в реальном режиме времени [3]. Предлагается методика автоматизированной настройки модификации детектора границ Канни на основе энергетических признаков вейвлет-преобразования [4] с целью уменьшения временных затрат на выполнение алгоритма. В отличие от детектора границ Канни рассматриваемая модификация формирует весовое изображение для исходного на основе энергетических признаков вейвлет-преобразования и все дальнейшие операции проводятся над ним. Стоит отметить, что благодаря такому подходу, модификация не требует выполнения этапа фильтрации изображения, который предназначен для обнаружения и устранения разрывов, удаления шума на изображении, так как выполнение вейвлет-преобразования подразумевает получение аппроксимирующей составляющей исходного изображения, над которой выполняется последующая работа. Это позволяет уменьшить общее время обработки изображений при использовании данной модификации. Так же, как и в перечисленных выше подходах, этапы модифицированного алгоритма Канни требуют настройки параметров и не разработано универсального подхода их автоматизированного вычисления для исключения необходимости вмешательства оператора и уменьшения общего времени его выполнения. Общая схема модификации алгоритма представлена на рис. 1.

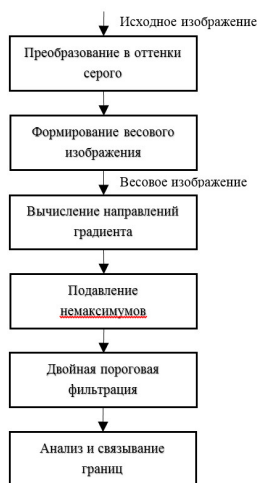


Рис.1. Модификация алгоритма Канни

Ниже приведено более подробное описание этапов модификации алгоритма Канни с применением автоматизированной настройки параметров:

1. Преобразование исходного изображения размерами  $n, m$  и общим количеством строк и столбцов  $N$  в оттенки серого.

2. Выполнение вейвлет-преобразования и построение весовой модели согласно следующим формулам:

2.1. Выполнить преобразование до уровня  $j_0$ ;

2.2. Положить:

$$w_{j_0-1,m,n}^2 = K'_{j_0-1} LL_{j_0,m,n}^2, (1)$$

где  $w_{j_0-1,m,n}^2$  - вес соответствующего пикселя;  $K'_{j_0-1}$  - настроенный коэффициент;  $LL_{j_0,m,n}^2$  - матрица аппроксимирующих коэффициентов уровня  $j_0$ .

2.3. Последовательно для  $j = j_0, \dots, J - 1$ , где  $J = \log_2 N$ ,  $m = 0, 1, \dots, 2^{j+1} - 1$ ,  $n = 0, 1, \dots, 2^{j+1} - 1$  вычислить оценки энергии:

$$w_{j,m,n}^2 = K'_j w_{j-1,m,n}^2 + K''_j \times [LH_{j,m/2,n/2}^2 + HL_{j,m/2,n/2}^2 + HH_{j,m/2,n/2}^2], (2)$$

где  $K''_j$  - настроенный коэффициент;  $LH_{j,m/2,n/2}^2$  - матрица горизонтальных коэффициентов;  $HL_{j,m/2,n/2}^2$  - матрица вертикальных коэффициентов;  $HH_{j,m/2,n/2}^2$  - матрица диагональных коэффициентов.

Данный этап алгоритма требует задания таких параметров как тип вейвлета, число уровней разложения, а также значений аппроксимирующего и детализирующих настроенных коэффициентов. На основе проведенных экспериментов для тестируемых изображений было выявлено, что вейвлет Хаара является оптимальным в виду того, что обеспечивает сопоставимые по качеству с другими типами вейвлетов результирующие изображения и требует меньших вычислительных затрат относительно других видов вейвлет-преобразования. Число уровней разложения также на основе экспериментов для тестируемых изображений было определено равным 6 с тем, чтобы вычислительные затраты были минимальными, а потеря качества результирующих изображений незначительной. Значения аппроксимирующих и вертикальных, горизонтальных, диагональных детализирующих коэффициентов были выбраны равными 0.01, 1, 1, 1 соответственно из соображений унификации полученных результатов для каждого изображения, так как они значительно не влияют на общее время выполнения алгоритма независимо от изображений.

3. Вычисление направлений градиента  $G_{j,m,n}$  на основе расчета отношения значений вертикальных и горизонтальных детализирующих вейвлет-коэффициентов,  $HL_{j,m,n}$  и  $LH_{j,m,n}$  соответственно, полученных на этапе выполнения вейвлет-разложения исходного изображения, которые рассматриваются в качестве производных по оси  $y$  и оси  $x$  соответственно, согласно следующей формуле:

$$G_{j,m,n} = HL_{j,m,n} \div LH_{j,m,n}. (3)$$

Предложенный подход позволяет получить изображение направлений градиентов без дополнительных вычислений, так как использует уже вычисленные на первом этапе алгоритма данные, а также не требует дополнительной обработки краевых точек изображения, что также снижает общее время выполнения обработки изображения.

4. Выполнение подавления немаксимумов.

5. Выполнение двойной пороговой фильтрации.

Для выполнения этапа двойной пороговой фильтрации необходимо автоматизировать вычисление значений верхнего и нижнего пороговых значений. В детекторе Канни значения порогов в зависимости от реализации чаще всего задаются оператором, будучи определенными эмпирически для каждого отдельного изображения. Соответственно не существует универсальной методики определения этих значений и не обеспечивается оптимальность пороговых значений для любого обрабатываемого изображения, в зависимости от его характеристик. В связи с этим требуется автоматизировать процесс расчета нижнего и верхнего пороговых значений с целью последующей фильтрации для отдельно взятого изображения. При этом необходимо подобрать способ являющийся оптимальным для модифицированного алгоритма Канни.

Основная идея двойной пороговой фильтрации: только пиксели, попавшие в диапазон выше нижнего порога и ниже верхнего, определяются в качестве границы. Потому качество изображений, полученных после выполнения этапа фильтрации, существенно влияет на результат дальнейшего распознавания. Чаще всего применяются такие подходы, как генетический алгоритм, итерационный метод, алгоритм Отсу, а также вычисления на основе отдельно взятых характеристик изображения. Генетический алгоритм и итерационный метод требуют относительно высокую вычислительную трудоемкость, что является немаловажным фактором при обработке изображений в реальном режиме времени. Далее рассмотрены наиболее распространенные из них.

Алгоритм Отсу считается одним из наиболее универсальных подходов к автоматическому вычислению параметров двойной пороговой фильтрации [5]. Метод Отсу применяется для определения значения верхнего порога фильтрации, после чего нижний устанавливается равным половине значения верхнего. В результате проведенных вычислений с использованием метода Отсу получены значения нижнего порога фильтрации равные 52 и 47, а также верхнего порога равные 104 и 95 для изображений cameraman и house соответственно. Результаты выполнения этапа двойной пороговой фильтрации с использованием вычисленных пороговых значений для стандартных тестовых изображений представлены на рис. 2. Алгоритм затрачивает меньше времени на вычисления и при этом достигает относительно оптимальных значений. Кроме того, основными достоинствами являются про-

стога реализации, адаптируемость к различным изображениям при необходимости выбора оптимального порога. Однако, на полученных в результате изображениях можно заметить частичную потерю данных, которая может оказаться критичной для последующего распознавания деталей изображения.

Также были рассмотрены подходы на основе вычисления порогов с помощью среднего значения и стандартного отклонения интенсивности для исходного изображения [6], вычисления пороговых значений с помощью среднего значения интенсивности изображения, полученного в результате выполнения операции подавления немаксимумов. Но несмотря на то, что результирующие изображения сохранили большую часть деталей изображения, они подвержены большому количеству шума, что может существенно повлиять на дальнейший процесс распознавания.

В виду перечисленных недостатков рассмотренных подходов предлагается использовать подход на основе вычисления верхнего порогового значения посредством гистограммы матрицы направлений градиентов [7]. Данный подход дает лучшие результаты, по сравнению с рассмотренными выше методами, так как позволяет получить результирующее изображение с меньшим количеством шума, без потери важной информации. При этом метод имеет незначительно более высокую вычислительную сложность и позволяет исключить необходимость вмешательства оператора.

Вычисление пороговых значений включает в себя следующие шаги:

5.1. Вычисление магнитуды градиента  $A_{j,m,n}$  для каждого пикселя изображения согласно следующей формуле:

$$A_{j,m,n} = |HL_{j,m,n}| + |LH_{j,m,n}|. (4)$$

5.2. Построение гистограммы для значений магнитуд градиента.

5.3. Вычисление кумулятивной суммы элементов гистограммы и определение номера интервала  $B$ , удовлетворяющего следующему условию:

$$B > 0.7 \times m \times n. (5)$$

5.4. Расчет верхнего порогового значения  $h$  согласно формуле:

$$h = B \div 64. (6)$$

5.5. Расчет нижнего порогового значения  $l$  на основе верхнего согласно формуле:

$$l = 0.4 \times h. (7)$$

Стоит отметить, что вычисления дополнительных данных при этом не требуется, так как подход основан на использовании уже вычисленной ранее матрицы направлений градиента.

6. Анализ и связывание границ.

Описанная модификация с внедрением автоматизации настройки параметров применена к стандартным тестовым изображениям размером 512x512 пик-

селей. На первом этапе сформированы весовые изображения на основе моделей энергетических признаков исходных изображений. Результат выполнения вейвлет-преобразования с последующим формированием весовых изображений представлен на рис. 2.

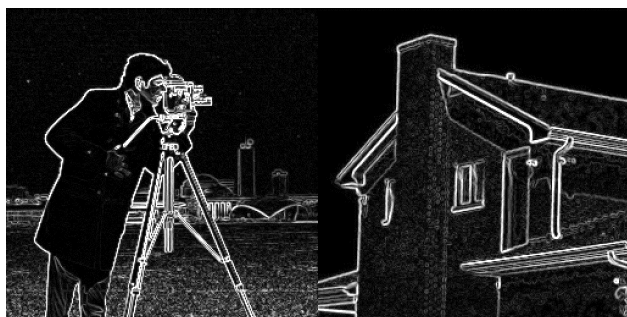


Рис. 2. Весовые изображения

Результат выполнения четвертого этапа алгоритма над весовыми изображениями представлен на рис. 3.

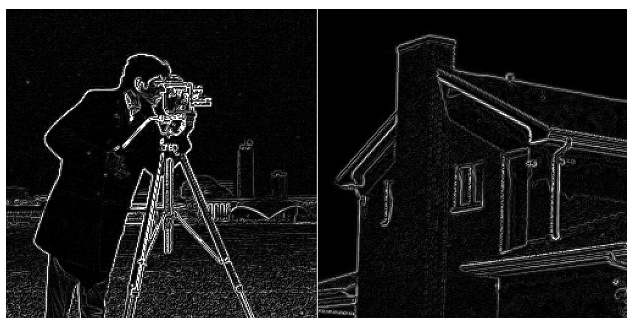


Рис. 3. Результат выполнения этапа подавления немаксимумов

На этапе выполнения двойной пороговой фильтрации необходимо рассчитать значения верхнего и нижнего порогов. В результате вычисления пороговых значений получены значения нижнего порога фильтрации 23 и 21, а также верхнего порога 57 и 53 для изображений cameraman и house соответственно. Применение двойной пороговой фильтрации к полученному на четвертом этапе обработке изображению (рис. 3) с последующим анализом и связыванием границ представлено на рис. 4.

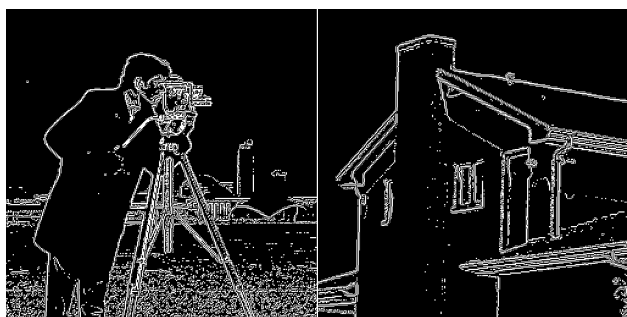


Рис. 4. Результирующие изображения

Основной целью выполненной работы было снижение временных затрат на выполнение алгоритма за счет применения методики автоматизированной настройки его параметров. В табл. 1 представлены вре-

менные показатели для тестовых изображений для алгоритма Канни и модификации алгоритма после внедрения автоматизированного вычисления параметров. Обработка изображений с использованием модификации детектора Канни с автоматизацией настройки параметров дает выигрыш во времени примерно в 1.5 раза, при этом полученные изображения сопоставимы по качеству.

Табл.1. Результаты

Метод	Время выполнения, мс			
	cameraman	house	lena	jetplane
Канни	282	277	267	265
Модификация Канни	173	175	178	175

Кроме того, для повышения эффективности выполнения этапа двойной пороговой фильтрации возможно использование обработки отдельных частей изображения и вычисление локальных порогов для каждой из них, однако такой подход требует больше времени для обработки изображений и потому требует дополнительных исследований.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенного исследования получены рекомендации для автоматизации модифицированного алгоритма Канни путем настройки его параметров предложенными методами. Предложенные рекомендации позволяют уменьшить общее время обработки изображений примерно в 1.5 раза и исключить необходимость ручной настройки. Выбраны наиболее подходящие подходы для выполнения настройки этапов рассмотренной модификации алгоритма Канни с точки зрения обеспечения изображений требуемого для дальнейшего распознавания качества и меньших вычислительных затрат.

Получены изображения после обработки исходных с использованием модификации алгоритма Канни на основе энергетических признаков, которые в дальнейшем можно подвергнуть морфологической обработке (например, эрозия, дилатация) [8]. После чего возможно распознавание с использованием соответствующих подходов с целью решения поставленной задачи (например, нейронные сети [9]).

### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Шапиро, Л. Компьютерное зрение [Текст] / Л. Шапиро, Дж. Стокман; Пер. с англ. - М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. - 752 с.
2. Canny, J., "A Computational Approach for Edge Detection," *IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
3. Форсайт, А. Д. Компьютерное зрение. Современный подход [Текст] / А. Д. Форсайт, Ж. Понс; Пер. с англ. - М.: ИД «Вильямс», 2004. - 928 с.
4. Выделение границ на изображениях на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования / М. П. Шлеймович

[и др.] // Вестник Казанского технологического университета. - 2017. - Т. 20. № 21. - С. 103-107.

5. Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62–66, Jan. 1979.

6. OpenCV: Open Source Computer Vision [Электронный ресурс]. - Режим доступа: [https://docs.opencv.org/3.4.0/d7/d4d/tutorial\\_py\\_thresholding.html](https://docs.opencv.org/3.4.0/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html).

7. Материалы по продуктам MATLAB&Toolboxes [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book3>.

8. Huang, C.P. and R.Z. Wang, "An Integrated Edge Detection Method Using Mathematical Morphology," *Pattern Recognition and Image Analysis*, vol. 16, no. 3, pp. 406–412, Jul. 2006.

9. Хайкин, С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд.: Пер. с англ. - М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. - 1104 с.

*Костюхина Галина Викторовна – аспирант кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления, Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ, тел. +7(950)3178853, e-mail: galechka-92@mail.ru.*

*Шлеймович Михаил Петрович – к.т.н., доцент кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления, Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ, тел. +7(960)0301236, e-mail: shlch@mail.ru*

# SETTING A MODIFIED CANNY DETECTOR BASED ON THE MODEL OF THE ENERGY FEATURES OF THE WAVELET TRANSFORM

G.V. Kostyukhina, M.P. Shleymovich

*Kazan National Research Technical University named after A. N. Tupolev – KAI, Kazan*

Abstract - Currently, image processing methods, including methods of boundary detection in digital images, which are often used in technical vision systems to perform further recognition, do not lose their relevance. This article discusses different approaches to configure settings which are used to modify Canny detector for the allocation of boundaries based on the model of energy characteristics of wavelet transform. Main stages of this modification are considered and their description is given. For such stages as the formation of gradient direction's image and double threshold filtering, the analysis of possible approaches to calculating the required parameters is performed. In addition, presented image processing algorithm is applied to standard test images and analysis of acquired results is carried out. As a result, an approach based on the calculation of ratio of the values of vertical and horizontal detailing coefficients obtained during the wavelet transform, is proposed for the processing of digital images by means of modified Canny algorithm to form an image of gradient directions. It is proposed to use an approach based on the calculation of the upper threshold value by means of a histogram of the gradient direction matrix to calculate the parameters of the double threshold filtering stage. Obtained results can be used to configure modified Canny algorithm, which in turn allows for less time to perform the allocation of the boundaries on digital images, which can be used in real-time vision systems. Thus, the choice of the most optimal methods in terms of reducing the computational and time costs for the algorithm to calculate its parameters is made. Further direction of work to improve the efficiency of presented approaches in terms of the quality of resulting image modification and options for further processing to obtain clearer boundaries are proposed.

Index terms: image processing, edge detection, wavelet analysis, energy features.

## REFERENCES

1. Shapiro, L. Computer vision [Text] / L. Shapiro, G. Stockman: Translation from English. – M.: BINOM. Knowledge laboratory, 2006. - 752 p.
2. Canny, J., "A Computational Approach for Edge Detection," IEEE Trans. Pattern Analysis Machine Intelligence, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.
3. Edge detection on images based on the model of the energy characteristics of the wavelet transform / M. P. Shleymovich [et al.] // Herald of Kazan Technological University. - 2017. - vol. 20. no. 21. - p. 103-107.
4. Forsyth, A. D. Computer vision. A modern approach [Text] / A.D. Forsyth, J. Ponce: Translation from English. - M.: PH «Williams», 2004. - 928 p.
5. Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. SMC-9, no. 1, pp. 62–66, Jan. 1979.
6. OpenCV: Open Source Computer Vision [Electronic resource]. – Access mode: [https://docs.opencv.org/3.4.0/d7/d4d/tutorial\\_py\\_thresholding.html](https://docs.opencv.org/3.4.0/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html).
7. MATLAB & Toolboxes product materials [Electronic resource]. – Access mode: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book3>.
8. Huang, C.P., Wang, R.Z. "An Integrated Edge Detection Method Using Mathematical Morphology," Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 16, no. 3, pp. 406–412, Jul. 2006.
9. Haykin, S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. 2nd edition: Translation from English. - M.: PH «Williams», 2006. - 1104 c.

*Kostyukhina Galina Victorovna - post-graduate student of the Department of Automated Information Processing Systems & Control, KNRTU-KAI, +7(950)3178853, e-mail: galechka-92@mail.ru.*

*Shleymovich Mikhail Petrovich – PhD, associate professor of the Department of Automated Information Processing Systems & Control, KNRTU-KAI, +7(960)0301236, e-mail: shch@mail.ru.*