

УДК 681.3.01 : 519.67

БЫСТРЫЙ АЛГОРИТМ ВЫДЕЛЕНИЯ ГРАНИЧНЫХ ТОЧЕК НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ*

В. С. Киричук, В. А. Куликов

*Учреждение Российской академии наук
Институт автоматизации и электрометрии Сибирского отделения РАН,
630090, г. Новосибирск, просп. Академика Коптюга, 1
E-mail: kulikov.victor@gmail.com*

Предложен метод выделения граничных точек на яркостных изображениях, основанный на субпиксельном вычислении перепада яркости. На фрагменте размером 4×4 пикселя такой метод даёт возможность вычисления 12 направлений перепада, при этом трудоёмкость алгоритма составляет $\sim 34N$ атомарных операций. Проведено сравнение рассматриваемого метода с существующими методами выделения граничных точек на изображениях. Показано, что предложенный алгоритм более устойчив к шуму «соль и перец», стабильнее определяет направление перепада и имеет больший отклик на сигнал. Отмечено практическое применение метода.

Ключевые слова: поиск граничных точек, масочные операторы, выделение контуров.

Введение. Первым и наиболее распространённым подходом к вычислению граничных точек является анализ скорости изменения функции яркости [1]. Расчёт градиента производится на заданном фрагменте относительно определённой прямой с использованием на дискретных изображениях, как правило, масочных операторов. Самым простым масочным оператором, аппроксимирующим градиент, является оператор Робертса [2], учитывающий диагональные разности. Недостатки данного оператора: высокая чувствительность к шуму и смещение результата действия оператора на полпикселя по обеим координатам. Для их устранения применяются операторы с размером окна 3×3 пикселя: Превитта [3], Собела [4] и Кирша [5]. Последовательный поворот весовых коэффициентов каждого из них на 45° приводит к набору масок, различным образом ориентированных относительно точки центра оператора. Каждый набор содержит восемь возможных ориентаций, которые находятся по максимальному отклику на эталон. Трудоёмкость определения перепада таким способом составляет $\sim 36N$ операций. В работе [6] показано, что наилучшей реакцией на идеальный ступенчатый перепад обладают операторы с масками Собела и Превитта. Эти операторы с размерами окна 5×5 элементов дают возможность уменьшить влияние шума, но усложняют локализацию точки перепада и понижают производительность, т. е. для нахождения восьми вариантов перепада требуется $\sim 100N$ атомарных операций процессора.

Цель данной работы — построение и анализ свойств быстрого алгоритма выделения граничных точек на дискретных цифровых изображениях, позволяющего получать большее количество направлений перепадов, чем операторы Собела и Превитта.

*Работа выполнена при поддержке интеграционного проекта СО РАН «Комплексное исследование генетических, молекулярных и физиологических механизмов депрессии и разработка новых методов её фармакологической коррекции. Роль наследственных изменений в цитокиновой и серотониновой системах мозга» (грант № 18) и проекта СО РАН «Закономерности поведения байкальского омуля и гидроакустическая оценка динамики его популяций как ключевого промыслового вида» (грант № 6).

$d(1, 1)$	$d(1, 2)$	$d(1, 3)$	$d(1, 4)$
S_{11}		S_{12}	
$d(2, 1)$	$d(2, 2)$	$d(2, 3)$	$d(2, 4)$
X			
$d(3, 1)$	$d(3, 2)$	$d(3, 3)$	$d(3, 4)$
S_{21}		S_{22}	
$d(4, 1)$	$d(4, 2)$	$d(4, 3)$	$d(4, 4)$

Рис. 1. Структурный элемент оператора (X — точка, в которой происходит поиск перепада)

Модель перепада яркости. Будем полагать, что состоящие из граничных точек контуры на изображениях допускают кусочно-линейную аппроксимацию и, следовательно, в некоторой области Ω контур может быть аппроксимирован прямой линией, проходящей через центр области. Если не вводится предположение о характере поведения сигнала между отсчётами, то число возможных направлений разделяющей прямой определяется числом возможных разбиений области Ω на две подобласти: Ω_1 и Ω_2 .

Пусть изображение $d(i, j)$ задано в узлах прямоугольной решётки (i, j) и область Ω представляет собой квадратный фрагмент изображения $d(i, j)$, $i, j = 1, \dots, n$, с длиной стороны n . Прямая проходит через центр области с координатами $((n+1)/2, (n+1)/2)$ и разбивает Ω на подобласти Ω_1 и Ω_2 с равным количеством точек. Необходимо в этих под областях рассчитать заданные статистические характеристики. Поскольку ориентация прямой неизвестна, следует произвести расчёт для всех возможных разбиений области Ω .

Алгоритм. Предполагая, что каждая точка изображения может быть граничной, определим область Ω каждой точки и рассчитаем максимальное значение критерия отличия для всех возможных разбиений области Ω на Ω_1 и Ω_2 . Если при вращении разделительной прямой вокруг центра она проходит через точку изображения, то изменяется разбиение подобластей и вновь получившиеся подобласти Ω'_1 и Ω'_2 отличаются только двумя точками, которые перемещаются из Ω_1 и Ω_2 в подобласти Ω'_1 и Ω'_2 . На этом принципе строится алгоритм.

Рассмотрим, например, множество Ω , которое состоит из точек $d(i, j)$, $i, j = 1, \dots, 4$, а разделяющая прямая проходит через центр $[2,5, 2,5]$ (рис. 1).

Для такой области возможны шесть вариантов разбиения Ω на подобласти Ω_1 и Ω_2 и, следовательно, возможно расположение разделительной прямой в шести секторах. Если контур находится в множестве Ω и критерием его наличия является перепад яркости, то значение критерия будет равно максимальной разности между суммами значений яркостей подобластей Ω_1 и Ω_2 . Вычисление значений разбиений области Ω на подобласти осуществляется в два этапа: предварительное суммирование и вычисление изменений.

Предварительное суммирование заключается в измерении яркости подобластей размером 2×2 :

$$S_{11} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 d(i, j); \quad S_{12} = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=3}^4 d(i, j);$$

$$S_{21} = \sum_{i=3}^4 \sum_{j=1}^2 d(i, j); \quad S_{22} = \sum_{i=3}^4 \sum_{j=3}^4 d(i, j). \quad (1)$$

Этап предварительного суммирования (1) по четырём фрагментам требует 12 операций сложения. С помощью полученных предварительных сумм вычисляются значения разности яркостей подобластей Ω_1 и Ω_2 для шести направлений разделяющей прямой:

$$\begin{aligned} J_1 &= S_{11} + S_{21} - S_{12} - S_{22}; \\ J_2 &= J_1 + 2(d(4, 3) - d(1, 2)); \\ J_3 &= J_1 + 2(d(1, 3) - d(4, 2)); \\ J_4 &= S_{12} + S_{11} - S_{22} - S_{21}; \\ J_5 &= J_4 + 2(d(3, 4) - d(2, 1)); \\ J_6 &= J_4 + 2(d(3, 1) - d(2, 4)). \end{aligned} \quad (2)$$

Расчёт значения разности для каждого направления состоит из двух операций сложения (вычитания) и одной операции умножения, что составляет в общей сумме 18 операций. Из полученных значений J_1, \dots, J_6 выбирается направление с наибольшей абсолютной величиной критерия:

$$l = \arg \max_{k=1, \dots, 6} (|J(k)|), \quad (3)$$

где $J(k) = J_k$. Значение критерия

$$X = |J_l|. \quad (4)$$

Направление перепада вычисляется по формуле

$$D = l \cdot \text{sign}(J_l). \quad (5)$$

При определении контуров по локальным дисперсиям необходимо рассчитать суммы квадратов величин яркости по аналогии с формулами (1), (2).

Подобным образом можно создать алгоритм для любого размера локальной области. Например, для фрагмента размером 6×6 точек получаем возможность определить 14 направлений элемента контура. Дальнейший анализ полученного поля критериев и направлений строится на пороговой обработке.

Экспериментальные результаты. Проведено сравнение масочных операторов Собела, Робертса, Превитта с предложенным методом по следующим параметрам: зависимость отклика оператора от шума, точность определения направления перепада и классификации точек перепада по порогу. Во всех численных экспериментах были использованы дискретные изображения перепада 100×100 элементов для нецентрированных и 101×101 элемент для центрированных операторов. Дискретное изображение перепада создавалось автоматически в зависимости от заданного угла наклона перепада, после чего оно подвергалось сглаживанию оператором Гаусса с размером окна 3×3 элемента, имитирующим действие оптики или видеокompрессора. В численном эксперименте создавались

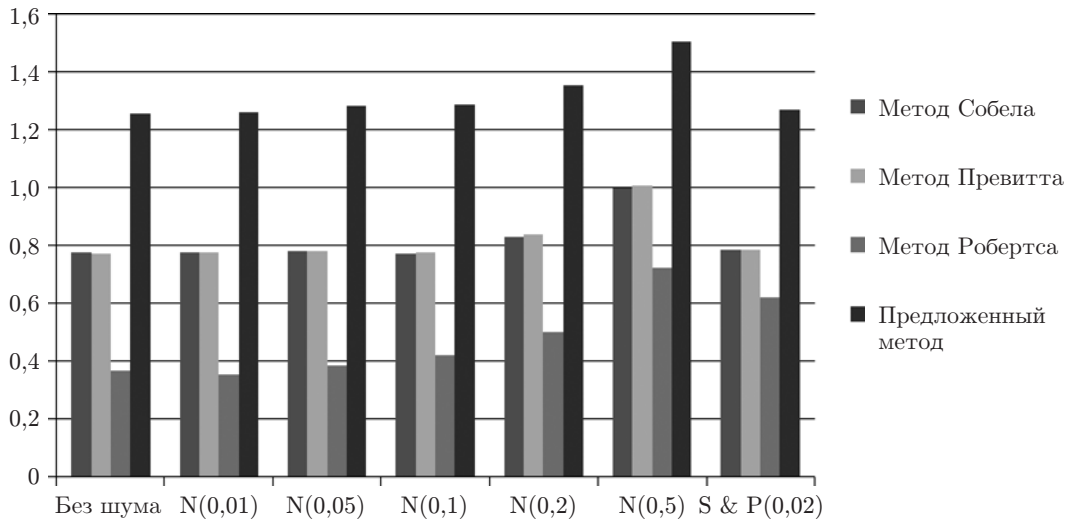


Рис. 2. Средние значения отклика операторов при разных моделях шума

шесть различных перепадов, данные по которым усреднялись. Перед действием центрированных операторов исходное изображение смещалось на полпикселя вправо и вниз, моделируя субпиксельный характер изображения.

Действие шума исследовалось на следующих моделях: нормально распределённом шуме $N(\cdot)$ с различными дисперсиями и шуме «соль и перец» $S \& P(\cdot)$ с заданной вероятностью искажения пикселя.

Сравнение откликов операторов. Для сравнения величин отклика выбирались точки, расположенные по линии перепада. В данных точках измерялись средние значения отклика и дисперсии операторов (рис. 2). Отклик каждого оператора был нормирован на корень квадратный из суммы квадратов значений его маски. Сравнение показало, что предложенный метод даёт больший отклик на сигнал, но при высоком уровне шума ($N(0,5)$) может привести к потере сигнала.

Сравнение точности определения направления перепада в граничных точках. Проведено исследование предложенного алгоритма определения направления градиента на устойчивость к шуму в точках, расположенных по линии перепада. Измеренная оценка направлений сравнивалась с результатом действия оператора на изображение без шума. Для упорядочения ориентаций линии был выбран порядок против часовой стрелки $\{J_2, J_1, J_3, J_6, J_4, J_5\}$. Оценкой направления перепада является порядковый номер ориентации оператора с максимальным значением отклика (3)–(5). Функция, образованная порядковыми номерами, принимает значения от -6 до 6 . Сравнение действий операторов производилось с помощью конструкции, позволяющей упорядочить и нормировать направления:

$$L = \begin{cases} D/(2T), & \text{sign}(J_l) \geq 0, \\ (T - D)/(2T), & \text{sign}(J_l) < 0, \end{cases} \quad (6)$$

где T — максимальное количество направлений: для рассматриваемого метода $T = 6$, а для операторов Собела, Превитта и Робертса $T = 4$.

Сравнение проводилось по выражению

$$V = \min(|L_n - L_g|, |1 - L_n + L_g|), \quad (7)$$

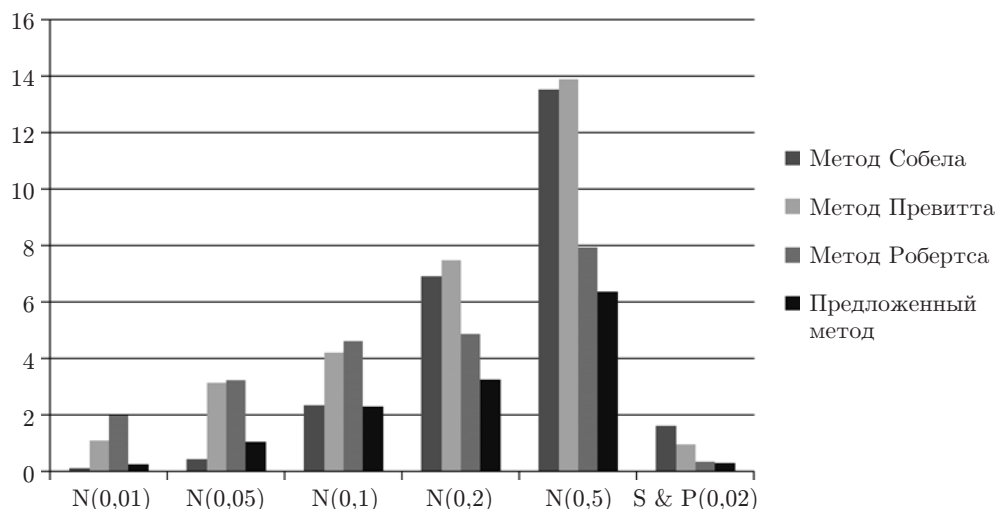


Рис. 3. Процент ошибочно определённых направлений

где L_n и L_g — оценки направлений, полученные по формуле (6), для изображения с шумом и без шума соответственно.

Из рис. 3 видно, что при достаточно больших значениях шума предложенный метод надёжнее определяет направление перепада. При небольших дисперсиях нормально распределённого шума он несколько уступает оператору Собела.

Обнаружение точек перепада по порогу. Границей перепада считались точки выше определённого порога после применения операторов к изображению. Для порогов 30, 50 и 70 % динамического диапазона находили процент ошибочно классифицированных граничных пикселей изображения в сравнении с изображением границы без шума.

Сопоставление результатов исследования (рис. 4) показало, что предложенный оператор завышает количество точек, классифицированных как перепад при высоком уровне шума.

Практическое применение алгоритма. Предложенный алгоритм использован для нахождения контуров биологических объектов на сжатых видеокодеками изображениях. Это дало возможность усовершенствовать методики, рассмотренные в [7, 8], в частно-

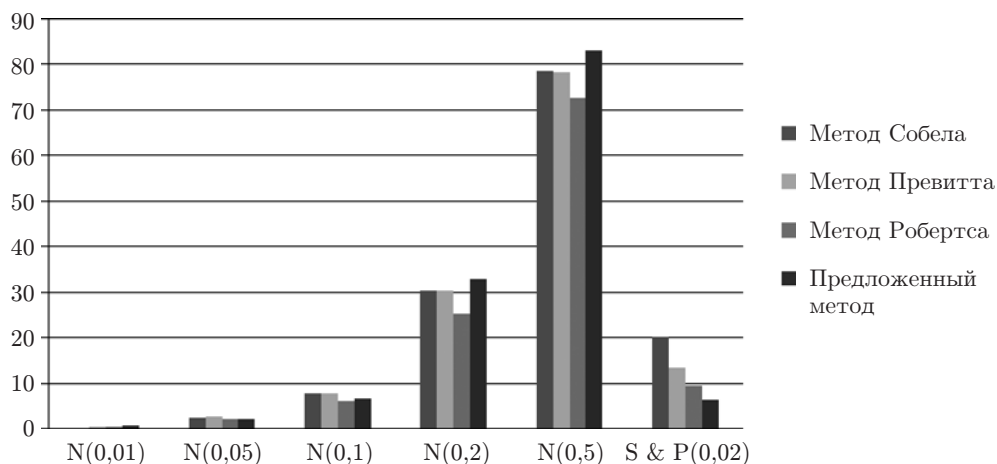


Рис. 4. Процент ошибочно классифицированных точек перепада, усреднённый по порогам 30, 50 и 70 % динамического диапазона

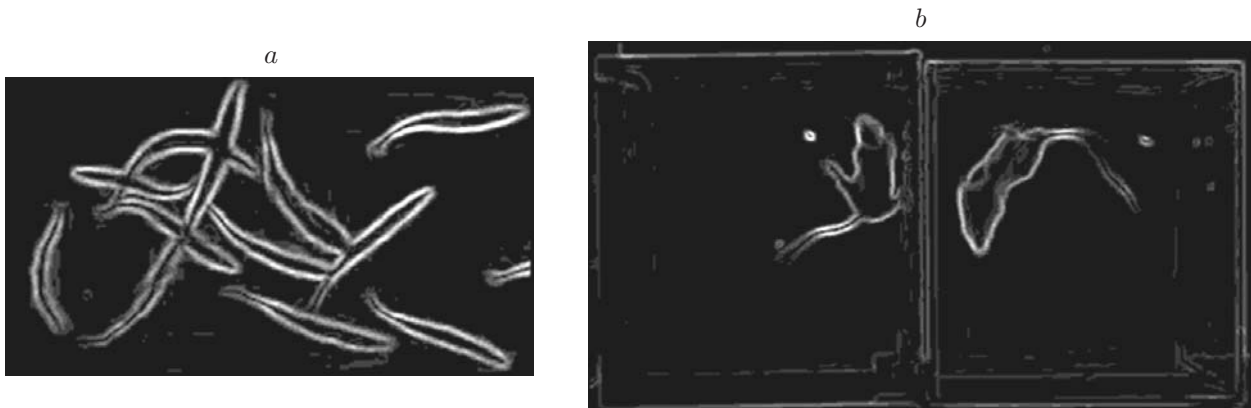


Рис. 5. Результат действия оператора на изображения: нескольких особей байкальского омуля (a) и мышей в тесте принудительного плавания (b)

сти улучшить автоматический поиск границ поля наблюдения и фильтрацию контуров объектов (рис. 5).

Заключение. Предложенный в данной работе алгоритм позволяет находить на изображениях контуры объектов по яркости и по локальным дисперсиям, обеспечивая определение всех возможных направлений граничных точек, и требует минимального количества операций. В ходе численных экспериментов показано, что разработанный алгоритм более устойчив к шуму «соль и перец» и стабильнее находит направление перепада. Он может быть использован для поиска граничных точек на изображениях, сжатых с потерей высоких частот.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. М.: БИНОМ, 2006. 752 с.
2. Roberts L. G. Perception of 3-D solids // Optical and Electrooptical Information Processing /Eds. J. Tippett, D. Berkowitz. Cambridge: MIT Press, 1965. P. 159–197.
3. Prewitt J. M. S. Picture processing and psychopictorics /Eds. A. Rosenfeld, B. Lipkin. N. Y.: Academic Press, 1970. P. 75–149.
4. Feldman J. A., Feldman G. M., Falk G. et al. The Stanford hand-eye project // Proc. of the 1st Intern. Joint Conf. on Artificial Intelligence. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers, Inc., 1969. P. 521–526.
5. Kirsch R. A., Cahn L., Ray C., Urban G. H. Experiments in processing pictorial information with a digital computer // Proc. of the Eastern Joint Comput. Conf. N. Y., 1957. P. 221–229.
6. Бакут П. А., Колмогоров Г. С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // Зарубеж. радиоэлектрон. 1987. № 10. С. 25–47.
7. Куликов В. А., Куликов А. В., Тихонова М. А., Киричук В. С. Оценка влияния антидепрессантов в тесте принудительного плавания // Автометрия. 2009. 45, № 6. С. 46–51.
8. Куликов В. А., Иванов В. А., Киричук В. С. Моделирование и анализ движения биологических объектов по последовательности изображений, полученных при исследовании двигательной активности // Автометрия. 2010. 46, № 1. С. 79–85.

Поступила в редакцию 24 марта 2011 г.