

## КОНТУРНАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ В ПРОСТРАНСТВЕ ГИПЕРБОЛИЧЕСКОГО ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОРФОЛОГИИ

Крылов В.Н., Полякова М.В., Волкова Н.П.

**Постановка проблемы.** Обширная область научно-технических задач предполагает автоматизированную обработку больших объемов видео информации. Одной из самых сложных задач обработки изображений является сегментация. Конечный успех компьютерных процедур обработки изображений во многом определяется качеством сегментации, поэтому значительное внимание должно быть уделено повышению ее помехоустойчивости.

Поэтому актуальной является проблема повышения помехоустойчивости процедуры сегментации изображения. Решение этой проблемы соответствует государственным научно-техническим программам, которые сформулированы в законе Украины «Про научную и научно-техническую деятельность» и в законе Украины «Про национальную программу информатизации».

**Анализ последних публикаций. Нерешенные части общей проблемы.** Одним из наиболее перспективных направлений повышения помехоустойчивости контурной сегментации изображений является использование математической морфологии. Поэтому при обработке изображений широко используется представитель этого направления - метод Канни, согласно которому производится [1]:

— сглаживание изображения с помощью гауссовского фильтра с целью уменьшения аддитивных флуктуационных помех;

— оценка градиента как квадратного корня из суммы квадратов производных по двум ортогональным направлениям с целью подчеркивания перепадов интенсивности изображения;

— пороговая обработка оценки градиента изображения, которая включает немаксимальное подавление скачков интенсивности изображения, состоящее в следующем: величина скачка интенсивности в каждой точке контура полагается равной нулю, если она не превышает величину скачка интенсивности в двух соседних точках по направлению градиента изображения;

— морфологическая обработка контура изображения, при которой задаются два порога на значения интенсивности изображения; к точкам, значение интенсивности в которых превышает верхний порог, присоединяются только соседние с ними точки, значение интенсивности в которых превышает нижний порог.

Немаксимальное подавление скачков интенсивности изображения производится по следующему алгоритму:

— задается направление контура (1, 2, 3, 4) (рис.1.), вычисляются значения интенсивности созданных изображений оценок производных  $I_x(x, y), I_y(x, y)$  в двух ортогональных направлениях  $x, y$ ; а также изображение  $R(x, y)$  оценок градиента:

$$R(x, y) = \sqrt{(I_x(x, y))^2 + (I_y(x, y))^2},$$

где  $x, y$  – пространственные координаты изображения,  $x = 1, \dots, N$ ;  $y = 1, \dots, M$ .

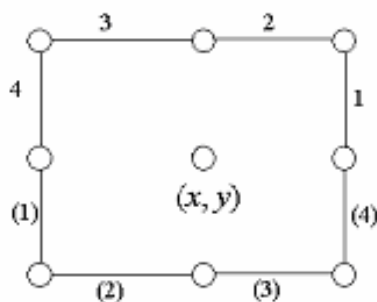


Рис.1 Окрестность точки  $(x, y)$  изображения с обозначенными направлениями, которые анализируются при немаксимальном подавлении скачков интенсивности изображения

- величина оценки градиента в точке  $(x, y)$  изображения определяет величину скачка интенсивности в этой точке;
- вычисляются пространственные координаты  $(x, y)$  точек изображения с заданным (1, 2, 3, 4) направлением вектора градиента  $(I_y(x, y), I_x(x, y))$  путем решения двух систем неравенств; например, для направления 4 эти системы неравенств имеют вид (рис. 2а, б):

$$\begin{cases} I_y(x, y) \leq 0, \\ I_x(x, y) > -I_y(x, y); \end{cases} \quad \text{или} \quad \begin{cases} I_y(x, y) \geq 0, \\ I_x(x, y) < -I_y(x, y); \end{cases}$$

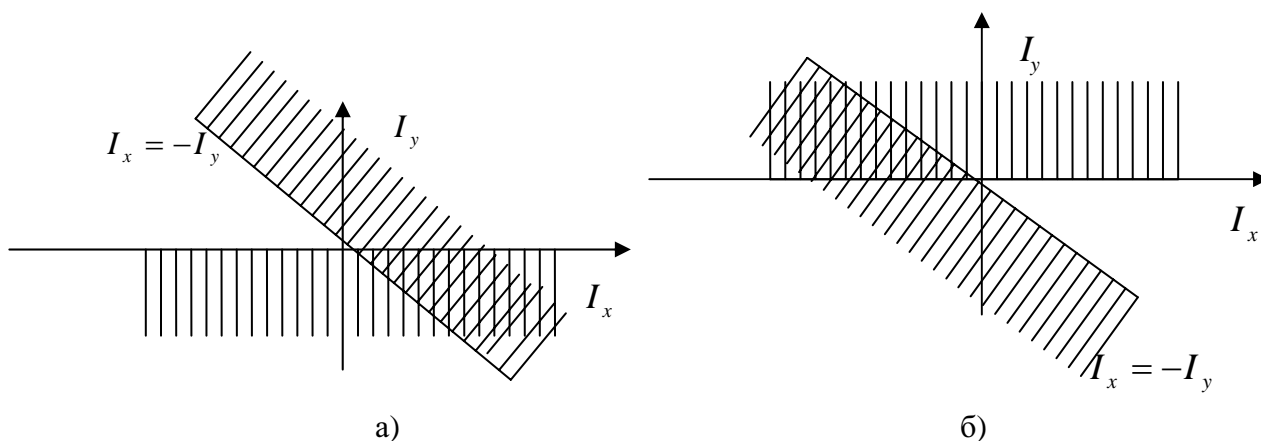


Рис.2 Вычисление пространственных координат  $(x, y)$  точек изображения с заданным направлением 4 вектора градиента

- исключаются точки, лежащие на границах изображения, чтобы ослабить влияния краевого эффекта при оценке градиента изображения;
- производится линейная интерполяция градиента для оставшихся точек, например, для точек  $A$  и  $B$  в направлении 2 (рис.3.) по формулам

$$\begin{aligned} R_A &= d \cdot R(x+1, y+1) + (1-d)R(x, y+1), \\ R_B &= d \cdot R(x-1, y-1) + (1-d)R(x, y-1), \\ d &= |I_y(x, y) / I_x(x, y)|; \end{aligned}$$

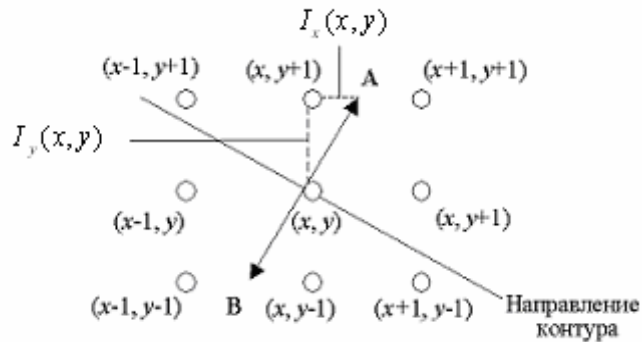


Рис.3 Нахождение локального максимума градиента в направлении 2

— предполагается, что в окрестности каждой точки локального максимума оценка градиента  $R(x, y)$  изображения выпукла;

— находятся локальные максимумы оценки градиента  $R(x, y)$  изображения для каждого из 4-х направлений (рис.1.); например, точка  $(x, y)$  считается точкой локального максимума в направлении 2, если  $R(x, y) > R_A$  или  $R(x, y) > R_B$ .

Преимуществом метода Канни контурной сегментации изображений является использование морфологической операции наращивания точек контура — дилатации, заключающейся в следующем [1]. Пусть  $S$  — множество точек изображения, к которому применяется морфологический оператор,  $B$  — структурный элемент, т. е. произвольное множество точек изображения, определяющее морфологическое расстояние. Множество  $S \oplus B$ , где  $\oplus$  обозначает дилатацию, представляет собой объединение всех точек, попадающих в множество  $B$ , если оно может иметь в качестве центра каждую точку множества  $S$ . Использование морфологической операции в сочетании с немаксимальным подавлением скачков интенсивности изображения улучшает помехоустойчивость метода Канни контурной сегментации, а также повышает визуальное качество контурного препарата.

Несмотря на преимущества, на результат работы метода Канни влияют предварительное сглаживание изображения и подчеркивание перепадов интенсивности изображения путем оценки градиента изображения. Сглаживание значений интенсивности изображения повышает помехоустойчивость любого метода контурной сегментации при высоких и средних значениях отношения сигнал/шум входного изображения. Поэтому применяется подчеркивание перепадов интенсивности изображения с помощью вейвлет-преобразования, сохраняющего помехоустойчивость методов контурной сегментации изображений со сглаживанием, но в меньшей степени зависящего от помеховой ситуации [2]. Методы на основе вейвлет-преобразования обеспечивают также регулируемую детализацию объектов изображения [3], под которой понимается зависимость локальных экстремумов интенсивности контрастированного изображения как от высоты перепада исходного изображения, так и от геометрических размеров объекта на изображении.

Предлагается морфологический метод контурной сегментации изображений на основе гиперболического вейвлет-преобразования (ГПВ), повышающий помехоустойчивость выделения контуров при малых значениях отношения сигнал/шум входного изображения и обеспечивающий регулируемую детализацию объектов изображения.

**Изложение основного материала.** Известно, что непрерывное вейвлет-преобразование  $(f, \psi)(s, b)$  имеет вид:

$$(f, \psi)(s, b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{x-b}{s}\right) dx, \quad (1)$$

где  $f(x)$  — анализируемая функция,  $\psi(x)$  — вейвлет-функция,  $s$  — параметр масштаба,  $b$  — параметр сдвига.

ГВП определено в [3] как непрерывное вейвлет-преобразование с функцией

$$\psi(x) = \frac{1}{\pi\alpha x} G(x), \quad (2)$$

где  $G(x) = 1(x-\varepsilon) - 1(x-\gamma)$ ,  $1(x)$  — функция Хевисайда,  $G(-x) = G(x)$ ,  $\varepsilon, \gamma$  — константы,  $\alpha$  — масштабирующий коэффициент.

Введем функцию  $\tilde{G}(x) = \begin{cases} 1, & |x| \leq \gamma, \\ 0, & |x| > \gamma. \end{cases}$  Заметим, что использование функции  $G(x)$  в (2)

производит регуляризацию интеграла (1) по формуле

$$(f, \psi)(s, b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\gamma}^{-\varepsilon} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} \tilde{G}(x-b) dx + \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} (\tilde{G}(x-b) - \tilde{G}(-b)) dx + \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{\varepsilon}^{\gamma} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} \tilde{G}(x-b) dx. \quad (3)$$

Предлагается вместо (3) использовать регуляризацию интеграла (1) вида [4]

$$(f, \psi)(s, b) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\gamma}^{-\varepsilon} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} \tilde{G}(x-b) dx + \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\varepsilon}^{\varepsilon} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} \left\{ \tilde{G}(x-b) - \tilde{G}(-b) + \frac{(x-b)^2}{\varepsilon} \right\} dx + \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{\varepsilon}^{\gamma} f(x) \frac{s}{\pi\alpha(x-b)} \tilde{G}(x-b) dx.$$

В результате функция  $G(x) = 1(x-\varepsilon) - 1(x-\gamma)$  в (2) заменяется на функцию

$$G_1(x) = \begin{cases} G(x), & |x| > \varepsilon, \\ \frac{x}{\varepsilon}, & |x| \leq \varepsilon; \end{cases} \quad \text{позволяющую получить преимущества с точки зрения}$$

помехоустойчивости контурной сегментации изображений. График функции  $\frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$  с учетом этой замены приведен на рис.4.

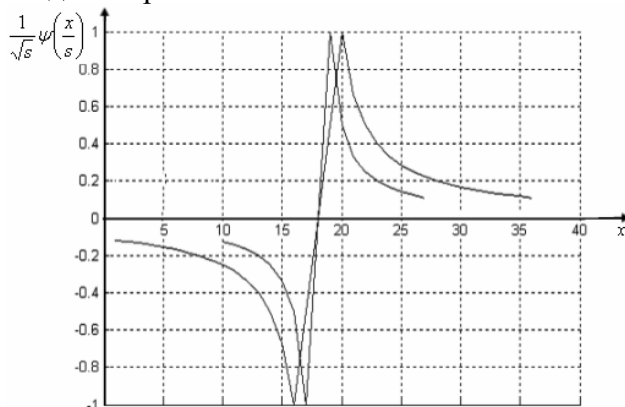


Рис.4 Функции  $\frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{x}{s}\right)$  при  $s = 1$  (1);  $2$  (2)

Тогда ГВП представляет собой свертку каждой строки или каждого столбца изображения с фильтрами

$$\{g_s(n)\} = \left\{ \frac{1}{10}, \dots, -\frac{1}{1+2\Delta}, -\frac{1}{1+\Delta}, -1, -1+\Delta, \dots, -\Delta, 0, \Delta, \dots, 1-\Delta, 1, \frac{1}{1+\Delta}, \frac{1}{1+2\Delta}, \dots, \frac{1}{10} \right\}, \quad (4)$$

где  $\Delta = 1/s$ .

Метод контурной сегментации изображений на основе ГВП с параметрами: отношение верхнего порога к нижнему и верхний порог, т. е. процент точек в распределении величин вейвлет-коэффициентов, которые будут включены в контурный препарат, заключается в следующем:

- задаются значения масштаба ГВП  $s = 1, 2, 4, \dots$ ;
- для ГВП с каждым значением масштаба  $s$ :
- вычисляются верхний и нижний пороги с учетом выбранных параметров;
- вычисляются коэффициенты фильтра (4);
- для каждой строки исходного изображения выполняется ГВП с использованием коэффициентов фильтра (4); получается контрастированное изображение  $I_x(x, y)$ , где  $x$  — номер строки,  $y$  — номер столбца изображения, такого же размера, как и исходное;
- для каждого столбца исходного изображения выполняется ГВП с использованием коэффициентов фильтра (4); получается контрастированное изображение  $I_y(x, y)$  такого же размера, как и исходное;
- к контрастированным изображениям  $I_x(x, y)$  и  $I_y(x, y)$  применяется морфологическая обработка контура изображения метода Канни.

Морфологическая обработка контура изображения метода Канни для контрастированных изображений  $I_x(x, y)$  и  $I_y(x, y)$  имеет вид:

- вычисляются значения интенсивности оценки градиента  $R(x, y)$  исходного изображения по формуле  $R(x, y) = \sqrt{(I_x(x, y))^2 + (I_y(x, y))^2}$ ;
- находятся локальные максимумы градиента изображения  $R(x, y)$ ;
- если найденный локальный максимум превышает нижний порог, он записывается в созданный массив слабых контуров;
- если найденный локальный максимум превышает верхний порог, он записывается в созданный массив сильных контуров;
- выполняется операция гистерезиса: к сильным контурам присоединяются только соседние с ними слабые контуры при помощи морфологической операции дилатации.

Параметры предложенного метода контурной сегментации изображений на основе ГВП выбираются из априорной информации о величине минимального обнаруживаемого перепада интенсивности и о размерах объекта на изображении. Если такая информация недоступна, то пороги и количество уровней ГВП для предложенного метода оцениваются эвристически путем настройки.

Экспериментально оценены помехоустойчивость и точность выделения контуров предложенного морфологического метода контурной сегментации изображения в пространстве ГВП.

При оценке помехоустойчивости учитывались три основных вида ошибок определения положения перепадов интенсивности изображения (далее перепадов): пропуск настоящих перепадов, ошибка в определении положения перепада, принятие шумовых выбросов за перепад [5]. В качестве показателя помехоустойчивости метода использовался критерий Прэтта  $\tilde{R}$  [5].

Показателем точности выделения контуров выбран показатель близости между границами тестового идеально сегментированного изображения  $I^{sm}$  и изображения  $I^t$ , сегментированного исследуемым методом обработки [6]:

$$F = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (I^t(x, y) - I^{sm}(x, y))^2}}{P}, \quad (5)$$

где  $P$  — длина границ выделенных сегментов в пикселях;

$m, n$  — размеры изображения.

Получены графики зависимости значения критерия Прэтта и показателя (5) от отношения сигнал/шум  $q$  по мощности для тестового изображения размера  $256 \times 256$ , представляющего собой черно-белый перепад с наложенным на него аддитивным независимым гауссовским шумом (рис. 5).

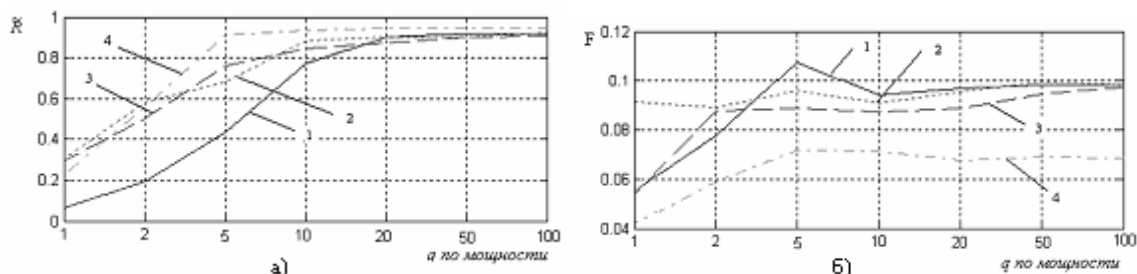


Рис. 5 Зависимости критерия Прэтта (а) и показателя точности выделения контуров (б) от отношения сигнал/шум для  $s_1(1) > s_2(2) > s_3(3)$  для предложенного метода контурной сегментации и метода Канни (4)

Результаты исследований показали, что разработанный на основе ГВП метод контурной сегментации изображений при значениях масштаба  $s \geq 2$  и при значениях отношения сигнал/шум менее 5 по мощности превышает по помехоустойчивости метод Канни в 1,1 ... 1,5 раза. В остальных случаях получена сравнимая с методом Канни помехоустойчивость.

Сравнительная оценка точности выделения контуров предложенным методом с методом Канни показала, что из-за регуляризации интеграла (1) наблюдается ошибка в 1-2 пикселя и ухудшение точности выделения контуров по сравнению с методом Канни до 1,4 раз. По быстродействию оба метода сравнимы. Поэтому можно использовать разработанный метод контурной сегментации изображений на основе ГВП при отношениях сигнал/шум менее 5 по мощности в автоматизированных системах обработки и распознавания изображений, для которых ошибка в 1-2 пикселя допустима.

Показан пример применения предложенного метода контурной сегментации к тестовому изображению (рис. 6).

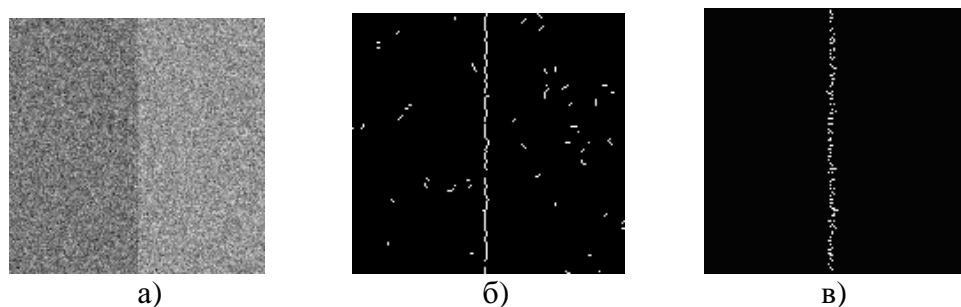


Рис. 6 Результат сегментации тестового изображения перепада интенсивности с аддитивным гауссовским шумом ( $q=2$  по мощности) (а) методом Канни (б) и предложенным методом (в).

Одной из важных характеристик, определяющих качество работы метода контурной сегментации изображений, является зависимость значений критерия Прэтта  $\tilde{R}$  от протяженности перепада интенсивности, например, в строке изображения (рис. 7).

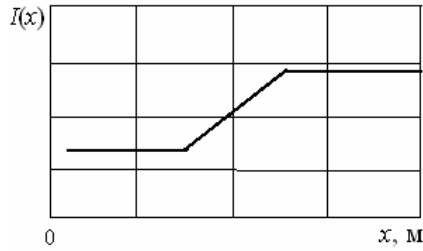


Рис. 7 Значения интенсивности строки изображения, содержащего протяженный перепад интенсивности

Получена сравнительная оценка предложенного метода контурной сегментации изображений и метода Канни на протяженном перепаде интенсивности (рис. 8).

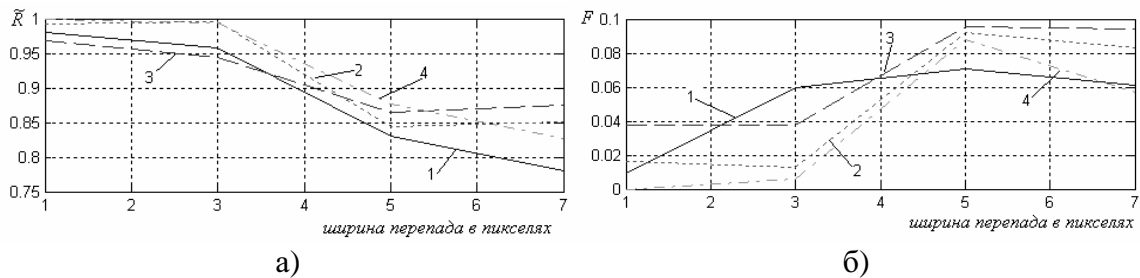


Рис. 8 Зависимости критерия Прэтта  $\tilde{R}$  (а) и показателя точности выделения контуров  $F$  (б) от протяженности перепада,  $q=100$  по мощности, для  $s_1(1) > s_2(2) > s_3(3)$  для предложенного метода контурной сегментации и метода Канни (4)

При протяженности перепада 3 пикселя и менее метод Канни превосходит предложенный метод контурной сегментации изображений по точности выделения контуров до 4 раз, по помехоустойчивости оба метода сравнимы. Если протяженности перепада составляет 4 пикселя и более, оба метода также сравнимы.

**Выводы.** Т. о. комбинирование ГВП с математической морфологией позволило построить метод контурной сегментации изображения, обеспечивающий высокую помехоустойчивость выделения контуров при малых значениях отношения сигнал/шум входного изображения и регулируемую детализацию объектов изображения.

The image noise stability of the Canny method of contour image segmentation with hyperbolic wavelet transform help is increased.

1. Canny J.E. A computational approach to edge detection // IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1986. — № 8. — P. 679 — 698.

2. Полякова М.В., Любченко В.В. Контурная сегментация изображений на основе вейвлет-анализа // Тр. Одес. политехн. ун-та. — Одесса, 2004. — Вып. 1(21). — С. 121 — 125.

3. Антощук С.Г., Крылов В.Н. Обработка изображений в области гиперболического вейвлет-преобразования // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы: Межвуз. журн. — Херсон, 2003. — № 2. — С. 7 — 10.

4. Гельфанд И.М., Шилов Г.Е. Обобщенные функции и действия над ними / Вып. 1.— М.: Физматгиз, 1959. — 470 с.

5. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Т. 2. — М.: Мир, 1982. — 790 с.

6. Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антощук С.Г. Повышение эффективности обработки образной информации в автоматизированных системах // Электроника и связь: Темат. вып. “Проблемы электроники”. — 2005. — Ч. 1. — С. 100 — 105.