

УДК 519.216:621.397.3

М.В. Полякова, математик,
В.В. Любченко, канд. техн. наук, доц.,
Одес. нац. политехн. ун-т

КОНТУРНАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА

М.В. Полякова, В.В. Любченко. **Контур-на сегментація зображень з використанням вейвлет-аналізу.** Запропоновано методику контурної сегментації зображень на основі стаціонарного вейвлет-перетворення. Вона дозволяє підвищити перешкодостійкість методу Кані контурної сегментації.

M. V. Polyakova, V.V. Lyubchenko. **Contour image segmentation based on wavelet analysis.** The countour image segmentation technique based on stationary wavelet transformation is proposed. It permits to increase the noise immunity of the Canny method of the contour segmentation.

Актуальной проблемой при обработке изображений остается выбор адекватного поставленной задаче набора характерных признаков, которые будут использоваться для анализа и распознавания изображений. Во многих технических задачах необходимо распознавать или объект, или текстуру изображения, или объект на фоне текстуры. Границы объектов на изображении, называемые контурами, часто ведут к ориентированным локализованным изменениям интенсивности изображения. Переход к обработке контура позволяет на несколько порядков снизить объем обрабатываемой информации. Кроме того, контуры инвариантны к трансформациям яркости. Результатом выделения контуров является контурный препарат — вспомогательное изображение того же размера, что и исходное. В начальный момент все точки этого изображения имеют белый цвет, а в процессе выделения контуров точки, соответствующие выявленным граничным точкам изображения, закрашиваются черным цветом.

При выборе метода контурной сегментации ориентируются прежде всего на то, для чего производится выделение контуров. Часто после выделения контура нужно выполнить его прослеживание, чтобы выделить объекты или отдельные области на изображении. Начиная с исходного пикселя контура проводится проверка соседних элементов до тех пор, пока не обнаруживается следующий пиксель контура. Процесс повторяется до тех пор, пока поиск не доходит снова до исходного пикселя контура. Известны соответствующие алгоритмы [1].

При решении задачи выделения контуров стараются найти компромисс между числом ошибочных контуров и числом и величиной разрывов контура. Известно, что на результат операции прослеживания намного меньше влияют небольшие разрывы, т. к. их легко устранить, чем ошибочные контуры, в которых легко запутаться [2]. Соотношение между числом ошибочных контуров и числом и величиной разрывов определяется помехоустойчивостью метода выделения контуров.

Методы выделения контуров можно разделить на две большие группы: дифференциальные и корреляционно-экстремальные [2]. В дифференциальных методах перепады интенсивности усиливаются с помощью численного дифференцирования, потом выделяется контур с помощью порогового устройства, после чего бинарное изображение подвергается вторичной обработке, цель которой — уточнение контура до одного пикселя. Методы просты в реализации и имеют высокое быстродействие, но имеют низкую помехоустойчивость. Поэтому целью исследования является повышение помехоустойчивости выделения контуров. Главным критерием при оценке помехоустойчивости выделения контуров является положение перепада яркости [1, 2].

Одним из наиболее эффективных дифференциальных методов является метод Канны [3], согласно которому сначала выполняется сглаживание изображения с помощью гауссовского фильтра. Потом определяется величина скачка интенсивности и его направление в каждой точке сглаженного изображения, для чего изображение дифференцируют по двум ортогональным направлениям и вычисляют величину градиента как квадратный корень из квадратов производных. Направление градиента вычисляется как арктангенс отношения производных. Будущие точки контура определяются в результате подавления точек, которые не являются локальными максимумами величины градиента (non-maximal suppression). В этом случае величина скачка интенсивности в каждой точке контура полагается равной нулю, если она не превышает величину скачка интенсивности в двух соседних точках по направлению градиента. Затем выполняется сравнение величины интенсивности в полученных точках

контура с двумя порогами методом гистерезиса. Согласно этому методу точки, величина интенсивности в которых меньше нижнего порога, не включаются в контурный препарат. Точки, величина интенсивности в которых выше нижнего порога, присоединяются к соседним точкам, величина интенсивности в которых превышает верхний порог [3].

Несмотря на применение метода гистерезиса, низкая помехоустойчивость операции численного дифференцирования приводит к выделению ошибочных контуров, которые затрудняют выполнение операции прослеживания. В этом случае могут быть полезны нелинейные методы контрастирования [1]. Помехоустойчивость метода Канни также зависит от соотношения длины окна сглаживающего фильтра и величины порога. Разрешению этой проблемы способствуют многомасштабные методы вейвлет-анализа, осуществляющие обработку изображения фильтрами разной длины. Для объединения результатов обработки изображения на разных масштабах следует использовать энтропийную характеристику.

Таким образом, для повышения помехоустойчивости метода Канни, а именно для избежания выделения ошибочных контуров, предлагается использовать нелинейный метод контрастирования, основанный на коэффициентах стационарного вейвлет-преобразования. Это позволит построить методику выделения контуров изображения с помощью коэффициентов стационарного вейвлет-преобразования на основе дифференциального метода Канни, помехоустойчивость которого будет повышена путем нелинейного контрастирования.

При решении задачи выделения контуров изображения на основе вейвлет-преобразования можно предположить, что значения интенсивности строки или столбца изображения интерполируются детерминированной функцией $f(x)$. Тогда в качестве точек контура можно рассматривать точки, в которых показатель регулярности функции $f(x)$ меньше 1 [4].

Известно, что функция $f(x)$ имеет в точке x_0 показатель регулярности α , $0 \leq \alpha \leq 1$, если для любого x из окрестности x_0

$$|f(x) - f(x_0)| \leq c|x - x_0|^\alpha,$$

где c — константа.

Тогда, представляя изображение детерминированной функцией $f(x)$, необходимо найти точки, в которых ее показатель регулярности $0 \leq \alpha < 1$.

Показатель регулярности α функции $f(x)$ выражается через коэффициенты ее дискретного вейвлет-преобразования d_{jk} , где j — уровень, k — позиция вейвлет-коэффициента. Известно, что если $f(x)$ регулярна с показателем α в точке x , то [4]

$$|d_{jk}| = O(2^{-\alpha(j+1/2)}),$$

где k — ближайшая к x позиция вейвлет-коэффициента.

Учитывая это, ранее сингулярности функции $f(x)$ определялись следующим образом [5]: Вычислялась сумма

$$\varepsilon(x) = \sum_{j=-\infty}^J 2^{-j+1} d_{jk}^2. \quad (1)$$

Было показано, что если $f(x)$ удовлетворяет условию регулярности с показателем $\alpha < 1$ в точке x , то $\varepsilon(x) = +\infty$. Однако, если $f(x)$ имеет показатель регулярности $\alpha \geq 1$ в точке x , то $\varepsilon(x) < +\infty$. Тогда точки, в которых $f(x)$ имеет показатель регулярности $\alpha < 1$, можно определить путем вычисления $\varepsilon(x)$ и сравнения его с некоторым заранее заданным порогом.

То, что описанный подход учитывает вейвлет-коэффициенты на нескольких уровнях вейвлет-преобразования, усилит наиболее значимые переходы интенсивности и позволит повысить помехоустойчивость. Помехоустойчивость можно повысить и за счет выбора модификации вейвлет-преобразования. Известно, что дискретное вейвлет-преобразование неинвариантно к сдвигу $f(x)$ по x . Это свойство неприемлемо при решении задачи сегментации. Для оценки вейвлет-коэффициентов можно использовать стационарное вейвлет-преобразование, которое инвариантно к сдвигу [6]. Сложность вычисления стационарного вейвлет-преобразования составляет $O(N \log N)$ операций в отличие от $O(N)$ стандартного дискретного вейвлет-преобразования, где N — число отсчетов сигнала. Выбор стационарного вейвлет-преобразования обусловлен тем, что результат такого преобразования на каждом уровне содержит столько же отсчетов, сколько и входной сигнал, что позволяет точнее выделить контур.

Исходя из особенностей описанного подхода, с использованием параметров — отношение верхнего порога к нижнему; верхний порог, т. е. процент точек в распределении величины (1), которые будут включены в контурный препарат; количество уровней стационарного вейвлет-преобразования, — сформулирован алгоритм выделения контуров изображения:

- вычисляются верхний и нижний пороги с учетом выбранных параметров;
- для каждой строки изображения выполняется стационарное вейвлет-преобразование на заданное количество уровней, в каждой точке k этой строки вычисляется сумма

$$\varepsilon(k) = \sum_{j=1}^{level} d_{j,k}^2 2^{j-1}, \quad (2)$$

получается матрица \mathbf{R}_1 такого же размера, как и входное изображение;

- для каждого столбца изображения выполняется стационарное вейвлет-преобразование на заданное количество уровней; в каждой точке k этого столбца вычисляется сумма (2); получается матрица \mathbf{R}_2 такого же размера, как и входное изображение;

- поэлементно складываются матрицы \mathbf{R}_1 и \mathbf{R}_2 : $\mathbf{R} = \mathbf{R}_1 + \mathbf{R}_2$.

— находятся локальные максимумы градиента, аппроксимированного матрицей \mathbf{R} , для каждого из четырех направлений (рис. 1, а). Например, точка (x, y) считается точкой локального максимума в направлении 2, если

$$\mathbf{R}(x, y) > \mathbf{R}_A = (d\sqrt{\mathbf{R}(x+1, y+1)} + (1-d)\sqrt{\mathbf{R}(x, y+1)})^2$$

и

$$\mathbf{R}(x, y) > \mathbf{R}_B = (d\sqrt{\mathbf{R}(x-1, y-1)} + (1-d)\sqrt{\mathbf{R}(x, y-1)})^2,$$

где $d = \sqrt{\mathbf{R}_1(x, y) / \mathbf{R}_2(x, y)}$ (рис. 1, б);

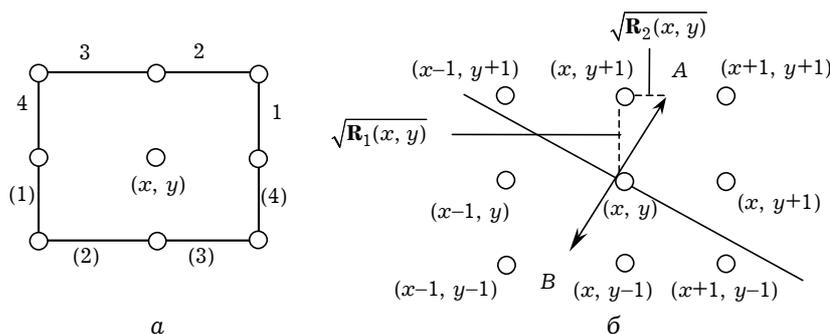


Рис. 1. Окрестность точки (x, y) изображения с обозначенными направлениями A и B, которые анализируются при нахождении локальных максимумов градиента (а) и нахождении локального максимума градиента в направлении 2 (б)

- если найденный локальный максимум превышает нижний порог, он записывается в массив слабых контуров;

- если найденный локальный максимум превышает верхний порог, он записывается в массив сильных контуров;

- выполняется гистерезис: к сильным контурам присоединяются соседние слабые контуры;

- получается результирующий контурный препарат.

В качестве анализирующего вейвлета при реализации предложенного алгоритма использовался вейвлет Хаара [7], имеющий только один нулевой момент, поэтому неспособный различать особенности производных. Распределение коэффициентов вейвлет-преобразования, полученных с его помощью, имеет меньше линий локальных экстремумов. Так как локальные экстремумы вейвлет-преобразования определяют контуры, выбор вейвлета Хаара поможет избежать выделения ошибочных контуров в связи с тем, что его малый носитель (область, вне которой вейвлет равен нулю) позволяет точнее локализовать контур.

Существует три основных вида ошибок при определении положения перепадов яркости: пропуск настоящих перепадов, ошибка в определении положения, принятие шумовых выбросов за перепад [1, 2]. Вероятность выявления действительного перепада можно легко вычислить, сравнивая контурные препараты, полученные с помощью идеального и реального детекторов перепада по формуле [1],

$$P = (1/I) \sum_{i=1}^{I_A} 1/(1 + \alpha d_i^2), \quad (3)$$

где $I = \max(I_I, I_A)$;

I_I, I_A — число точек перепадов яркости в контурных препаратах, полученных соответственно с помощью идеального и реального детекторов;

α — масштабный множитель;

d_i — расстояние между точкой действительного перепада и линией, которая состоит из точек идеального перепада, измеренного по нормали к этой линии.

Значение критерия (3) нормализовано так, что $P=1$ для точно выделенного перепада. Множитель $1/I$ обеспечивает штраф за смазанные и разбитые контуры.

Получены графики зависимости значения критерия Прэтта (3) от отношения сигнал/шум q по мощности (рис. 2). При оценке эффективности использовалось тестовое изображение, состоящее из 256×256 элементов, яркость которого менялась в диапазоне $0 \dots 127$. В центре этого изображения находился вертикально ориентированный перепад яркости. На изображение перепада был наложен независимый гауссовский шум со среднеквадратическим отклонением $\sigma_{\text{вх}}$. Аддитивная смесь сигнала и шума была ограничена по уровню соответственно диапазону яркостей $0 \dots 255$.

Отношение сигнал/шум по мощности определялось как

$$q = h^2 / \sigma_{\text{вх}}^2,$$

где h — высота перепада яркости.

Приведенные результаты позволяют сделать сравнительную оценку помехоустойчивости предложенного алгоритма с алгоритмом Канни (рис. 2). Наиболее существенный выигрыш получен при отношении сигнал/шум по мощности $q \geq 10$.

Предложенный алгоритм выделения контуров на основе вейвлет-преобразования был протестирован на реальных изображениях (рис. 3).

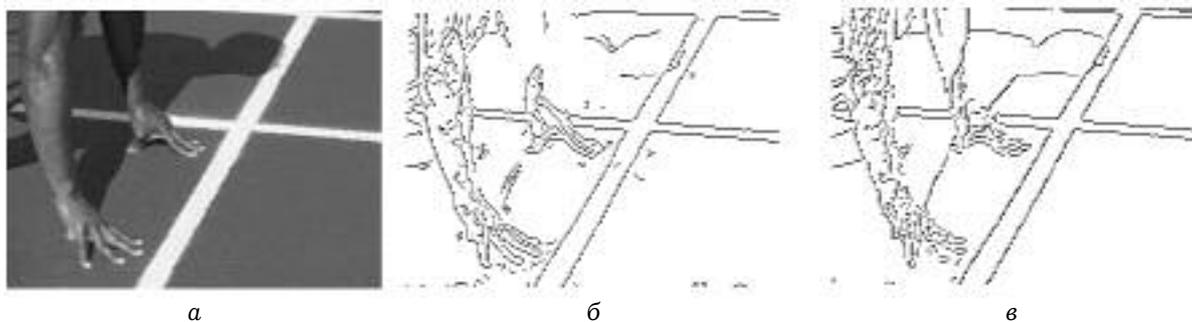


Рис.3. Контурные препараты изображения (а), полученные в результате работы алгоритма Канни (б) и предложенного алгоритма на основе вейвлет-преобразования (в)

Сравнительный анализ представленных изображений показывает, что в контурных препаратах, полученных с помощью предложенной методики, меньше ошибочных контуров, но есть небольшие разрывы, а в контурном препарате, выделенном методом Канни, меньше разрывов, но больше ошибочных контуров. При прослеживании небольшие разрывы легче устранить, чем ошибочные контуры. Таким образом, предложенная методика контурной сегментации изображений повышает помехоустойчивость метода Канни выделения контуров изображения.

Литература

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Т. 2. — М.: Мир, 1982. — 790 с.
2. Крылов В.Н., Максимов М.В. Вторичные преобразователи сигналов изображений. — Одесса: Астропринт, 1997. — 176 с.

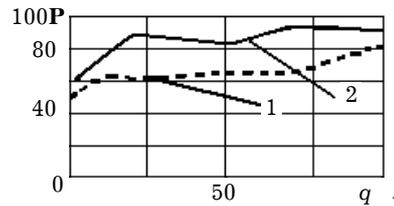


Рис. 2. График зависимости значения критерия Прэтта P от отношения сигнал/шум по мощности q , полученный с помощью предложенного алгоритма (1) и алгоритма Канни (2)

-
3. Canny J.E. A computational approach to edge detection // IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1986. — № 8. — P. 679 — 698.
 4. Mallat S., Hwang W.L. Singularity detection and processing with wavelets // IEEE Transaction on Information Theory. — 1992. — Vol. 32, № 2. — P. 583 — 647.
 5. Nason G. P., Silverman B. W. The stationary wavelet transform and some statistical applications // Lecture Notes in Statistics: Wavelets and Statistics. — New York: Springer-Verlag, 1995. — P. 281 — 299.
 6. Pennec E.L., Mallat S. Image compression with geometrical wavelets // Proc. of ICIP. — 2000. — Vol. 1. — P. 661 — 664.
 7. Daubechies I. Ten Lectures on Wavelets. — New York: Academic Press, 1992. — 353 p.

Поступила в редакцию 19 сентября 2003 г.