

УДК 681.3.07



ИСПОЛЬЗОВАНИЕ УРОВНЕЙ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРА ИЗОБРАЖЕНИЯ

В. А. Любченко¹, О. А. Кобылин²^{1,2} ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, lubchenko_v@mail.ru

Использование уменьшенных копий изображения, полученных в результате применения вейвлет-преобразования, позволяет эффективно выделять контур изображения в системах технического зрения. Рассмотрено применение основных методов выделения контура на различных уровнях вейвлет-преобразования изображения. Использование уменьшенных копий изображения позволяет сократить время, необходимое для выделения контура изображения, а также сократить время нормализации.

КОНТУР, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ, СИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ, ЭТАЛОН

Введение

Обработка информации всегда играла важную роль в развитии научно технического прогресса. Количество визуальной информации, которое необходимо обрабатывать в реальном масштабе времени, постоянно увеличивается. Поэтому необходимо разрабатывать новые методы обработки изображений для систем технического зрения.

Среди подобных задач важное место занимают задачи, связанные с обработкой изображений, подверженных геометрическим искажениям [1].

В настоящее время в системах технического зрения актуальной и нерешенной в полном объеме является выделение границ изображения для последующего распознавания объектов, нормализации и установления их геометрических характеристик [1, 4]. Выделение границ на изображении можно рассматривать как отдельную задачу, не связанную с сегментацией. Однако к эффективным методам сегментации относится выделение границ объектов. Граничными точками считают в таком случае точки резкого перепада функции яркости. Для нахождения границ используется, как правило, численное дифференцирование. Одним из распространенных методов является градиентный метод, известный также как метод контрастирования или пространственного дифференцирования. Для этого на практике используют модуль градиента функции яркости

$$|\Delta f(x, y)| = \sqrt{\left(\frac{df(x, y)}{dx}\right)^2 + \left(\frac{df(x, y)}{dy}\right)^2},$$

который пропорционален изменению функции яркости в данной точке и не зависит от направления контура. Применяя фильтр к изображению, получают изображение градиентов. Это преобразованное изображение отличается от исходного ярко выраженными перепадами яркости. Точка на изображении является контуром, если яркость изображения градиентов превышает заданный порог [7].

Как правило, вейвлет анализ применяется для анализа одномерных сигналов. В настоящее время вейвлет-преобразование активно применяют для

обработки практически всех основных графических объектов: кривых, поверхностей, сплошных трехмерных тел. Также вейвлет-анализ находит применение и в задачах компьютерного зрения, распознавания и классификации образов.

1. Вейвлет-преобразование изображения и выделение контура

Цель работы состоит в применении вейвлет-преобразования для выделения контура объекта.

Объектом исследования в системах компьютерного зрения (СКЗ) является трехмерный объект O , не изменяющий своих абсолютных размеров в евклидовом пространстве.

Одним из известных методов, работающих в рамках геометрических преобразований, является нормализация [1]. Процедура нормализации заключается в автоматическом определении неизвестных параметров преобразования, которому подвергнуто входное изображение, и последующем приведении его к эталонному виду. В процессе нормализации изображение замещается эквивалентным ему. Преобразования осуществляются с помощью операторов нормализации F , называемых нормализаторами, а вычисление параметров выполняется функционалами Φ , действующими на множестве изображений. Существуют параллельные, последовательные, параметрические и следящие нормализаторы. Однако известные нормализаторы эффективно работают только для базовых преобразований, таких как смещения, повороты, растяжения, косые сдвиги.

Под вейвлет-преобразованием понимается разложение сигнала по системе вейвлетов [2-3]. Данное преобразование позволяет получить хорошее приближение изображения. Для описания контура изображения используем вейвлеты Хаара.

Любую функцию $f \in L^2(R)$ можно представить в виде ряда:

$$f(x) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} c_i \psi_i(x).$$

Используя ортогональный вейвлет Хаара, определяемый соотношением

$$\psi_i^j(x) = \psi(2^j x - i), \text{ где } i = 0, \dots, 2^j - 1,$$

причем

$$\psi(x) = \begin{cases} 1, & x \in [0; 0.5) \\ -1, & x \in [0.5; 1) \\ 0, & x \notin [0; 1) \end{cases}$$

произведем непрерывное прямое вейвлет преобразование, путем вычисления вейвлет коэффициентов по формуле:

$$c_i = \langle f(x), \psi(a, b, t) \rangle = |a|^{-1/2} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt,$$

где a – масштабный коэффициент; b – параметр сдвига.

Таким образом, каждая функция $f \in L^2(R)$ может быть представлена в виде набора числовых коэффициентов. Размер (величина) коэффициентов зависит от масштаба и параметров сдвига базисного вейвлета (Вейвлет Хаара). Полученные коэффициенты обеспечивают информацию, не зависящую от разрешения изображения.

Обратное непрерывное вейвлет преобразование можно осуществить по формуле:

$$f(x) = C_{\psi}^{-1} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c_i \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \frac{dadtb}{a^2},$$

где a – масштабный коэффициент; b – параметр сдвига; C_{ψ}^{-1} – нормализующий коэффициент; c_i – коэффициенты разложения.

Произведем вейвлет-преобразование изображения $B(x, y) \in L_2(R)$, имеющего размер 256×256 (рис. 1) как банк фильтров, применив следующие формулы:

$$vv_j(k, l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h'(2k-n) h'(2l-m) vv_{j-1}(n, m),$$

$$wv_j(k, l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} g'(2k-n) h'(2l-m) vv_{j-1}(n, m),$$

$$vw_j(k, l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} h'(2k-n) g'(2l-m) vv_{j-1}(n, m),$$

$$ww_j(k, l) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} g'(2k-n) g'(2l-m) vv_{j-1}(n, m),$$

где j – степень разрешения; $m, n = 0 \dots 2^j - 1$, $k, l = 0 \dots 2^j - 1$; $j = 0 \dots J$, $L = 2^j - 1$, $h'(n) = h(L - n - 1)$; $g'(n) = g(L - n - 1)$; n и m – координаты пикселей изображения $vv_{j,k}^{(i)}$; k и l – координаты пикселей изображения $wv_{j,k}^{(i)}$, $vw_{j,k}^{(i)}$, $ww_{j,k}^{(i)}$; $h(t)$ и $g(t)$ – импульсные характеристики низкочастотного и высокочастотного фильтра.

Схема разложения и пример разложения тестового изображения представлен на рис. 2-3.



Рис. 1. Пример изображения

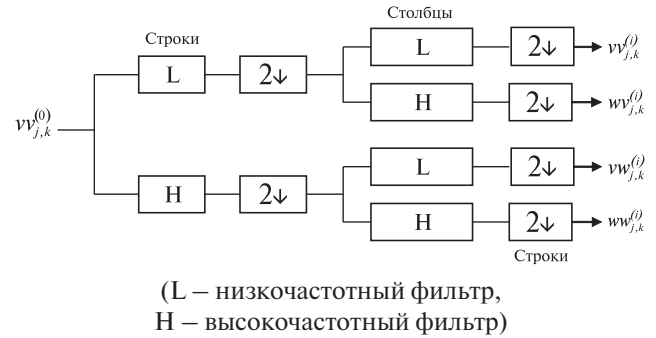


Рис. 2. Двухмерное дискретное ВП



Рис. 3. Результат разложения, 1-й уровень

В результате разложения получим уменьшенную копию с применением декомпозирующего фильтра h , исходного изображения $WB^{(0)}(x, y)$.

Рассмотрим задачу выделения контура изображения. Задача выделения контуров состоит в построении изображения границ объектов и выделения однородных областей. Контуром изображения считается некоторая линия, являющаяся границей перехода от объекта к фону шириной, как минимум, в один пиксель. Если на изображении присутствует шум, то возможно после обработки могут появиться ложные контуры, которые не являются границами объектов.

Произведем выделение контуров с использованием $WB^{(0)}(x, y)$ при помощи методов, основанных на применении масок размером 3×3 [6, 7]. Основными являются метод Робертса, Собела, Превита, Канни.

При обработке методом Собела новое значение каждого пикселя B' вычисляется следующим образом:

$$B' = \sqrt{X^2 + Y^2},$$

$$\text{где } X = (A_3 + 2 * A_4 + A_5) - (A_1 + 2 * A_8 + A_7),$$

$$Y = (A_1 + 2 * A_2 + A_3) - (A_7 + 2 * A_6 + A_5)$$

$$\text{матрицы } \begin{pmatrix} A_1 & A_2 & A_3 \\ A_8 & B & A_4 \\ A_7 & A_6 & A_5 \end{pmatrix}.$$

Метод Собеля позволяет избежать появления шума из-за сглаженной функции градиентов.

Определение границ реализованы при помощи математического пакета MatLab функцией edge().

Рассмотренные методы, основанные на применении масок 3×3 , дают практически одинаковые результаты. Недостатком этих методов является отсутствие автоматического выбора порога.

Качество обработки изображений определяется по подавлению фона и выделению объектов в виде связанных областей. Также существенную роль в определении контуров играет яркость объектов изображения, которая в реальных условиях зависит от многих факторов и может изменяться. Вследствие этого могут образовываться ложные края на изображении.

Набор уровней, полученный в результате вейвлет-преобразования изображения, позволяет проводить более детальный анализ исходного изображения. Переход к другим уровням разложения позволяет отойти от мелких и случайных деталей, лучше выявить «внутреннюю» структуру при анализе геометрических искажений.

В связи с этим возможно проводить выделение контура на разных уровнях разложения изображения. Изображения, полученные в результате вейвлет-разложения, лучше подходят для нормализации, чем исходное полутонное изображение.

Однако в результате вейвлет-преобразования на каждом шаге происходит изменение размера изображения в два раза (изображение пропускается через фильтры с полосой пропускания 0,5). Очевидно, что не каждый уровень разложения изображения подходит для операции нормализации. Поэтому необходимо определять оптимальный уровень вейвлет-разложения. Это особенно важно при проведении операций, связанных с геометрическими преобразованиями — нормализацией изображения.

Однако не каждый уровень разложения изображения подходит для операции выделения контура.

Это объясняется тем, что сигнал претерпевает значительные изменения сразу на многих масштабах исследования и, соответственно, характеризуется возрастанием вейвлет-коэффициентов для многих уровней детализации в то время, как на стационарных участках вейвлет-коэффициенты оказываются сгруппированными вблизи определенных масштабов. Выбор уровня разложения может быть сведен к отысканию моментов увеличения вейвлет-коэффициентов на значительном количестве уровней масштабирования.

Таким образом, нормализацию необходимо проводить на том уровне разложения, который максимально сохраняет структуру изображения.

Первый уровень разложения является наиболее информативным.

В этом случае нормализацию для различных моделей, с использованием полученного контура, геометрических преобразований можно выполнить, используя следующие формулы:

Для группы $G_{c,x}$ —

$$WF_C(B) = WB(x + \Phi w_1^i, y),$$

где

$$\Phi w_1^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} n v v_0^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v_0^i(n, m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} n v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}.$$

Для группы $G_{c,y}$ —

$$WF_C(B) = WB(x, y + \Phi w_2^i),$$

где

$$\Phi w_2^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m v v_0^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v_0^i(n, m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}.$$

Для группы $G_{c,x,y}$ —

$$WF_C(B) = WB(x + \Phi w_1^i, y + \Phi w_2^i),$$

где

$$\Phi w_1^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} n v v_0^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v_0^i(n, m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} n v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)},$$

$$\Phi w_2^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m v v_0^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v_0^i(n, m)} - \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}.$$

Для группы G_m —

$$WF_d(B) = WB(x \Phi w^i, y \Phi w^i),$$

$$WF_d(B) = WB(x \Phi_1 w^i, y \Phi_2 w^i),$$

где

$$\Phi w^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v_0^i(n, m)}, \quad \Phi_1 w^i = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} n^2 v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}},$$

$$\Phi_2 w^i = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m^2 v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)}}.$$

Для группы $G_{h,x}$ —

$$WF_{Hx}(B) = WB(x + \Phi w^i y, y),$$

где

$$\Phi w^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} nm v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m^2 v v^i(n, m)}$$

Для группы $G_{h,y}$ —

$$WF_{Hy}(B) = WB(x, y + \Phi w^i x),$$

где

$$\Phi w^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} nm v v^i(n, m)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} m^2 v v^i(n, m)}.$$

Для группы G_u —

$$F_U(B) = B(x \sin \Phi w^i + y \cos \Phi w^i, -x \sin \Phi w^i + y \cos \Phi w^i),$$

где

$$\Phi w^i = \frac{1}{2} \arctg \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} 2v v^i(n, m)(n^3 m + nm^3)}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} v v^i(n, m)(n^4 + m^4)}.$$

Для группы G_p —

$$F_P(B) = B\left(\frac{x}{\Phi w^i y + 1}, \frac{y}{\Phi w^i y + 1}\right),$$

где

$$\Phi w^i = \frac{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \frac{v v^i(n, m)}{n^4}}{\sum_{n=0}^{2^j-1} \sum_{m=0}^{2^j-1} \frac{v v^i(n, m)}{n^3}}.$$

2. Вычисление коэффициентов разложения изображения

Произведем двумерное вейвлет-преобразование контура изображения. В результате преобразования мы получим ряд коэффициентов c_i . Ввиду громоздкости вывода на экран величины коэффициентов разложения не приводятся.

Используя полученные коэффициенты по формуле обратного двухмерного вейвлет-преобразования, можно восстановить контур изображения в полном объеме.

Полученные разложения вычисляются легко и быстро, время вычисления линейно и зависит только от размера изображения. Погрешность восстановления изображения составляет $\text{ans} = 1,7053e-0,13$, так что в данном случае можно считать восстановление изображения полным.

Следующим шагом для упрощения формы описания контура изображения при помощи вейвлет-преобразования является частичное обнуление коэффициентов, величина которых ничтожно мала. Обнуление предельно малых значений коэффициентов позволяет также устранить шум или помехи в изображении (контуре). Вследствие обнуления коэффициентов существенного изменения в описании контура изображения не произойдет. Таким образом, контур изображения будет описан в компактной цифровой форме.

Описанный выше метод можно использовать в задачах распознавания образов и изображений.

На современном этапе для поиска соответствия изображений в базе данных используются методы поиска по ключевым словам описываемого изображения (цветовые гистограммы, текстурный анализ, анализ формы изображения, а также совокупность этих методов). Такой метод имеет свои недостатки, связанные с затруднительным описанием свойств объектов.

Рассмотрим теперь входное нормализованное изображение (контур) D . Путем двумерного вейвлет-преобразования получим матрицу коэффициентов $Dc_i[i, j]$ анализируемого изображения. Матрица $Dc_i[i, j]$ отражает ничто иное, как контур изображения. Для распознавания контура изображения необходимо теперь сравнить его с базой данных эталонов изображений (контуров). База данных эталонов изображений $Bc_i[i, j]$ (контуров) представлена в виде коэффициентов, полученных в ходе двухмерного вейвлет-преобразования. В случае, когда $Dc_i[i, j]$ соответствует $Bc_i[i, j]$, можно считать, что изображение распознано.

Вычисляя разницу

$$\|D - B\| = \sum_{i, j} |Dc_i[i, j] - Bc_i[i, j]|$$

и погрешность, можно также идентифицировать исследуемое изображение.

Использование данного метода для описания изображения (контура) позволяет производить поиск изображения в базе данных также при любом разрешении исследуемого изображения.

Для упрощения вычислений и достижения максимальной скорости в анализе изображения можно рассматривать только те коэффициенты $Dc_i[i, j]$, которые не равны 0.

Выводы

В статье предложено использовать уровни вейвлет-преобразования для выделения контура изображения. Метод позволяет сократить время выделения контура изображения.

Основной трудностью теории и практического применения метода является относительная сложность, так как методы вейвлет-преобразований основываются на современных результатах функ-

ционального анализа, теории функций и вычислительной математики.

Использование метода позволяет сравнивать контур нормализованного изображения с контуром эталонного изображения независимо от разрешения поступающего изображения.

Список литературы: 1. *Путятин, Е.* Обработка изображений в робототехнике [Текст] / Е. Путятин, С. Аверин; — М.: Машиностроение, 1990. — 320 с. 2. *Петухов, А.* Введение в теорию базисов всплесков [Текст] / А. Петухов. — СПб.: Изд-во СПбГТУ, 1999. — 132 с. 3. *Малла, С.* Вэйвлеты в обработке сигналов [Текст] / С. Малла. — М.: Мир, 2005. — 671 с. 4. *Форсайт, Д.* Компьютерное зрение. Современный подход [Текст] / Д. Форсайт, Ж. Понс; — М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. — 928 с. 5. *Прэтт, У.* Цифровая обработка изображений [Текст] / У. Прэтт. — М.: Мир, 1982. Кн.1 — 312 с. 6. *Хорн, Б.* Зрение роботов [Текст] / Б. Хорн. — М.: Мир, 1989. — 487 с.

Поступила в редколлегию 26.03.2010 г.

УДК 681.3.07

Використання рівнів вейвлет-перетворення для виділення контуру зображення / В.А. Любченко, О.А. Кобилін // Біоніка інтелекту: наук.-техн. журнал. — 2010. — № 1 (72). — С. 89–93.

Використання різних рівнів вейвлет-перетворення зображення дозволяє скоротити час необхідний для виділення контура зображення, а також скоротити час нормалізації в системах технічного зору.

Іл. 3. Бібліогр.: 6 найм.

UDK 681.3.07

Using wavelet-transformation levels for image contours detection / V.A. Lyubchenko, O.A. Kobylin // Bionics of Intelligence: Sci. Mag. — 2010. — № 1 (72). — P. 89–93.

Using different levels of image wavelet-transformation allows to decrease the time necessary for image contours detection and also to reduce the time of normalization in the technical vision systems.

Fig. 3. Ref.: 6 items.