

# КОНТУРНА СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ

*М.В. Полякова, В.В. Любченко*

ОНПУ, 65044, Україна, Одеса, пр. Шевченка, 1, (0482) 288-453, vvl@lmpo.ospu.odessa.ua

У представленій доповіді запропонована методика контурної сегментації зображень на основі стаціонарного вейвлет-перетворення. Вона дозволяє підвищити завадостійкість метода Кані контурної сегментації.

## ВСТУП

Актуальною проблемою при обробці зображень залишається вибір адекватного поставленій задачі набору характерних ознак, які використовуватимуться для аналізу і розпізнавання зображень. В багатьох технічних задачах необхідно розпізнавати або об'єкт, або текстуру зображення, або об'єкт на фоні текстури. Межі об'єктів на зображенні, які називають контурами, часто ведуть до орієнтованих локалізованих змін інтенсивності зображення. Перехід до обробки контура дозволяє на декілька порядків понизити об'єм оброблюваної інформації. Крім того, контури інваріантні до трансформацій яскравості. Результатом виділення контурів є контурний препарат — допоміжне зображення того ж розміру, що і початкове. Спочатку всі точки цього зображення мають білий колір, а в процесі виділення контурів точки, відповідні виявленим граничним точкам зображення, закрашуються чорним кольором.

При виборі методу контурної сегментації орієнтуються, перш за все, на те, для чого проводиться виділення контурів. Часто після виділення контура потрібно виконати його відслідковування, щоб виділити об'єкти або окремі області на зображенні. Відомі відповідні алгоритми [1].

При рішенні задачі виділення контурів прагнуть знайти компроміс між числом помилкових контурів і числом і величиною розривів контура. Відомо, що на результат операції дослідження набагато менше впливають невеликі розриви, оскільки їх легко усунути, ніж помилкові контури, в яких легко заплутатися [2]. Співвідношення між числом помилкових контурів і числом і величиною розривів визначається завадостійкістю методу виділення контурів.

## 2. МЕТОДИ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ АНАЛОГІЧНОГО ПЛАНУ

Методи виділення контурів можна розділити на дві великі групи: диференційні і кореляційно-екстремальні [2]. В диференційних методах

перепади інтенсивності посилюються за допомогою чисельного диференціювання, потім виділяється контур за допомогою порогового пристрою, після чого бінарне зображення піддається вторинній обробці, мета якої — потоншення контура до одного пікселя. Методи прості в реалізації і мають високу швидкодію, але мають низьку завадостійкість. Тому метою дослідження є підвищення завадостійкості виділення контурів. Головним критерієм при оцінці завадостійкості виділення контурів є положення перепаду яскравості [1, 2].

Одним з найефективніших диференційних методів є метод Канні [3], згідно якому спочатку виконується згладжування зображення за допомогою гаусівського фільтру. Потім визначається величина стрибка інтенсивності і його напрям в кожній точці згладженого зображення, для чого зображення диференціюють по двох ортогональних напрямках і обчислюють величину градієнта як квадратний корінь з квадратів похідних. Напрямок градієнта обчислюється як арктангенс відношення похідних. Майбутні точки контура визначаються в результаті пригніблення точок, які не є локальними максимумами величини градієнта (non-maximal suppression). В цьому випадку величина стрибка інтенсивності в кожній точці контура вважається рівною нулю, якщо вона не перевищує величину стрибка інтенсивності в двох сусідніх точках по напрямку градієнта. Потім виконується порівняння величини інтенсивності в одержаних точках контура з двома порогами методом гістерезису. Згідно цьому методу, точки, величина інтенсивності в яких менше нижнього порогу, не включаються в контурний препарат. Точки, величина інтенсивності в яких вище за нижній поріг, приєднуються до сусідніх точок, величина інтенсивності в яких перевищує верхній поріг [3].

Не дивлячись на вживання методу гістерезису, низька завадостійкість операції чисельного диференціювання приводить до виділення помилкових контурів, які ускладнюють виконання операції відслідковування. В цьому випадку можуть бути корисні нелінійні методи контрастування [1]. Завадостійкість методу Канні також залежить від співвідношення довжини вікна згладжувального фільтру і величини порогу. Вирішенню цієї проблеми сприяють багатомасштабні методи вейвлет-аналізу, що здійснюють обробку зображення фільтрами різної довжини. Для об'єднання результатів обробки зображення на різних

масштабах слід використовувати ентропійну характеристику.

Таким чином, для підвищення завадостійкості методу Канні, а саме уникнення виділення помилкових контурів, пропонується використовувати нелінійний метод контрастування, заснований на коефіцієнтах стаціонарного вейвлет-перетворення. Це дозволило побудувати методіку виділення контурів зображення за допомогою коефіцієнтів стаціонарного вейвлет-перетворення на основі диференціального методу Канні, завадостійкість якого підвищена шляхом нелінійного контрастування.

### 3. ЗАПРОПОНОВАНА МЕТОДИКА ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ЗОБРАЖЕНЬ

При рішенні задачі виділення контурів зображення на основі вейвлет-перетворення можна припустити, що значення інтенсивності рядка або стовпця зображення інтерполюються детермінованою функцією  $f(x)$ . Тоді як точки контура можна розглядати точки, в яких показник регулярності функції  $f(x)$  менше 1 [4].

Відомо, що функція  $f(x)$  має в точці  $x_0$  показник регулярності  $\alpha$ ,  $0 \leq \alpha \leq 1$ , якщо для будь-якого  $x$  з околиці  $x_0$

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

де  $c$  — константа.

Тоді, представляючи зображення детермінованою функцією  $f(x)$ , необхідно знайти точки, в яких її показник регулярності  $0 \leq \alpha < 1$ .

Показник регулярності  $\alpha$  функції  $f(x)$  виражається через коефіцієнти її дискретного вейвлет-перетворення  $d_{jk}$ , де  $j$  — рівень,  $k$  — позиція вейвлет-коефіцієнта. Відомо, що якщо  $f(x)$  регулярна з показником  $\alpha$  у точці  $x$ , то [4]

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

де  $k$  — найближча до  $x$  позиція вейвлет-коефіцієнта.

Враховуючи це, в роботі [5] сингулярності функції  $f(x)$  визначалися таким чином. Обчислювалася сума

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

Було показано, що якщо  $f(x)$  задовольняє умові регулярності з показником  $\alpha < 1$  у точці  $x$ , то  $\varepsilon(x) = +\infty$ . Проте, якщо  $f(x)$  має показник регулярності  $\alpha \geq 1$  у точці  $x$ , то  $\varepsilon(x) < +\infty$ . Тоді точки, в яких  $f(x)$  має показник регулярності  $\alpha < 1$ , можна визначити шляхом обчислення  $\varepsilon(x)$  і порівняння його з деяким наперед заданим порогом.

Те, що описаний підхід враховує вейвлет-коефіцієнти на декількох рівнях вейвлет-перетворення, усилить перепади інтенсивності і

дозволить підвищити завадостійкість. Завадостійкість можна підвищити і за рахунок вибору модифікації вейвлет-перетворення. Відомо, що дискретне вейвлет-перетворення неінваріантне до зсуву  $f(x)$  по  $x$ . Ця властивість неприйнятна при рішенні задачі сегментації. Для оцінки вейвлет-коефіцієнтів можна використовувати стаціонарне вейвлет-перетворення, яке інваріантне до зсуву [6]. Складність обчислення стаціонарного вейвлет-перетворення складає  $O(N \log N)$  операцій на відміну від стандартного дискретного вейвлет-перетворення, де  $N$  — число відліків сигналу. Вибір стаціонарного вейвлет-перетворення обумовлений тим, що результат такого перетворення на кожному рівні містить стільки ж відліків, скільки і вхідний сигнал, що дозволяє точніше виділити контур.

Виходячи з особливостей описаного підходу сформульований алгоритм виділення контурів зображення з параметрами: відношення верхнього порогу до нижнього; верхній поріг, тобто відсоток точок в розподілі величини (1), які будуть включені в контурний препарат; кількість рівнів стаціонарного вейвлет-перетворення:

— обчислюються верхній і нижній пороги з урахуванням вибраних параметрів;

— для кожного рядка зображення виконується стаціонарне вейвлет-перетворення на задану кількість рівнів, в кожній точці  $k$  цього рядка обчислюється сума

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

виходить матриця  $R1$  такого ж розміру, як і вхідне зображення;

— для кожного стовпця зображення виконується стаціонарне вейвлет-перетворення на задану кількість рівнів; в кожній точці  $k$  цього стовпця обчислюється сума (2); виходить матриця  $R2$  такого ж розміру, як і вхідне зображення;

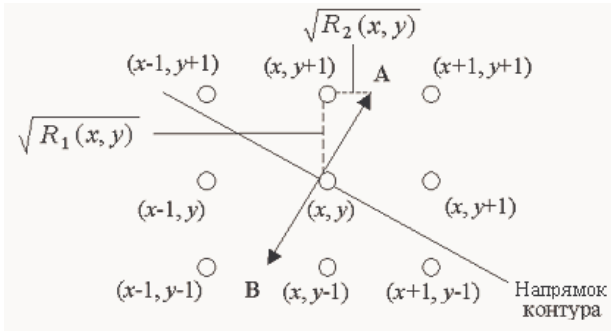
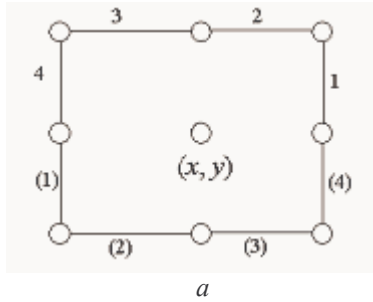
— поелементно складаються матриці  $R1$  і  $R2$ :  $R = R1 + R2$ .

— знаходяться локальні максимуми градієнта, апроксимованого матрицею  $R$ , для кожного з 4-х напрямів (мал. 1, а). Наприклад, точка  $(x, y)$  вважається точкою локального максимуму у напрямі 2, якщо

$$R(x, y) > R_A = \left( d\sqrt{R(x+1, y+1)} + (1-d)\sqrt{R(x, y+1)} \right)^2$$

$$i \quad R(x, y) > R_B = \left( d\sqrt{R(x-1, y-1)} + (1-d)\sqrt{R(x, y-1)} \right)^2$$

де  $d = \sqrt{R_1(x, y) / R_2(x, y)}$  (мал. 1, б).



б

Рис.1. Околиця точки  $(x, y)$  зображення з позначеними напрямками, які аналізуються при знаходженні локальних максимумів градієнта (а) і знаходження локального максимуму градієнта у напрямку 2 (б).

— якщо знайдений локальний максимум перевищує нижній поріг, він записується в масив слабких контурів;

— якщо знайдений локальний максимум перевищує верхній поріг, він записується в масив сильних контурів;

— виконується гістерезис: до сильних контурів приєднуються сусідні слабкі контури;

— отримуємо результуючий контурний препарат.

У якості аналізуючого вейвлету при реалізації запропонованого алгоритму використовувався вейвлет Хаара [7], який має тільки один нульовий момент, тому не здатний розрізняти особливості похідних. Розподіл коефіцієнтів вейвлет-перетворення, одержаних з його допомогою, має менше ліній локальних екстремумів. Оскільки локальні екстремуми вейвлет-перетворення визначають контури, вибір вейвлету Хаара допоможе уникнути виділення помилкових контурів, у зв'язку з тим, що його малий носій (область, зовні якої вейвлет рівний нулю) дозволяє точніше локалізувати контур.

#### 4. ТЕСТУВАННЯ

Існує три основні види помилок при визначенні положення перепадів яскравості: пропуск

справжніх перепадів, помилка у визначенні положення перепаду та ухвалення шумових викидів за перепад [1, 2]. Вірогідність виявлення дійсного перепаду можна легко обчислити, порівнюючи контурні препарати, одержані за допомогою ідеального і реального детекторів перепаду, по формулі [1]:

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

де  $I = \max(I_I, I_A)$ ;

$I_I, I_A$  — число точок перепадів яскравості в контурних препаратах, одержаних відповідно за допомогою ідеального і реального детекторів;

$\alpha$  — масштабний множник;

$d_i$  — відстань між точкою дійсного перепаду і лінією, яка складається з точок ідеального перепаду, що вимірюється по нормалі до цієї лінії. Значення критерію (3) нормалізовано так, що  $R=1$  для точно виділеного перепаду. Множник  $1/I$  забезпечує штраф за змазані і розбиті контури.

Одержані графіки залежності значення критерію (3) від відношення сигнал/завада  $q$  по потужності (рис.2). При оцінці ефективності використовувалося тестове зображення, що складається з  $256 \times 256$  елементів, яскравість якого мінялася в діапазоні  $0 - 127$ . В центрі цього зображення знаходився вертикально орієнтований перепад яскравості. На зображення перепаду була накладена незалежна гаусівська завада з середньоквадратичним відхиленням  $\sigma_{вк}$ . Аддитивна суміш сигналу і завади була обмежена по рівню відповідно діапазону яскравостей  $0 - 255$ .

Відношення сигнал/завада  $q$  по потужності визначалося як

$$q = h^2 / \sigma_{вк}^2,$$

де  $h$  — висота перепаду яскравості.

Приведені результати дозволяють зробити порівняльну оцінку завадостійкості запропонованого алгоритму з алгоритмом Канні (рис.2). Найістотніший вигравш одержаний при відношенні сигнал/завада по потужності  $q \geq 10$ .

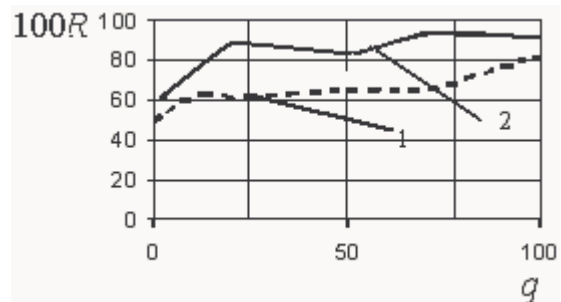


Рис.2. Графік залежності значення критерію  $R$  від відношення сигнал/завада по потужності  $q$ , одержаний за допомогою запропонованого алгоритму (1) і алгоритму Канні (2).

## 5. РЕЗУЛЬТАТИ

Запропонований алгоритм виділення контурів на основі вейвлет-перетворення був протестований на реальних зображеннях. Результати роботи алгоритму Канні виділення контурів і алгоритму на основі вейвлет-перетворення приведені на рис.3.



а



б



в

Рис.3. Контурні препарати зображення (а), одержані в результаті роботи алгоритму Канні (б) і запропонованого алгоритму на основі вейвлет-перетворення (в).

## ВИСНОВКИ

Порівняльний аналіз представлених зображень показує, що в контурних препаратах, одержаних за допомогою запропонованої методики, менше помилкових контурів, але є невеликі розриви, а в контурному препараті, виділеному методом Канні, менше розривів, але більше помилкових контурів. При дослідженні невеликі розриви легше усунути, ніж помилкові контури. Таким чином, запропонована

методика контурної сегментації зображень підвищує завадостійкість методу Канні виділення контурів зображення.

## ЛІТЕРАТУРА

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.
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. 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.