УДК 681.3.01:519.67

СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ СТОХАСТИЧНИХ ТЕКСТУР АМПЛІТУДНО-ДЕТЕКТОРНИМ МЕТОДОМ У ПРОСТОРІ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

Полякова М.В., Волкова Н.П., Іванова О.В.

Постановка проблеми. Сегментація зображень є складовою частиною цифрової обробки зображень, яка передбачає виділення потрібної інформації на зображені за допомогою автоматизованих систем. Залежно від ознаки, з якої проводять сегментацію зображення, виділяють контурну, текстурну, кольорову сегментацію зображень, сегментацію форми та ін.

Текстурна сегментація зображення – це процес його розділення на однорідні області, відповідні певним текстурам. Об'єднання пікселів початкового зображення в окремі однорідні області здійснюється на основі деяких специфічних властивостей пікселів, що належать одній і тій же текстурі [1].

Аналіз останніх публикацій. Невирішені частини загальної проблеми. З аналізу літератури доцільно виділити дві групи методів сегментації. Методи першої групи [2] здійснюють перехід від значень ознаки сегментації до значень інтенсивності зображення і включають процедури оцінки ознаки сегментації; підкреслення границі між однорідними областями зображення; порогової і морфологічної обробки потенційних границь однорідних текстурних областей. Згідно другій групі методів текстурної сегментації зображень [3] проводиться оцінка ознаки сегментації, класифікація векторів ознаки, виділення граничних точок однорідних областей і обробка границь.

Процедури, що становлять зміст методів першої групи текстурної сегментації зображень (детекторних), дозволяють досягти високої швидкодії і прості в реалізації. Проте вони незавадостікі та дають високу похибку визначення координат точок границь текстурних областей. Методи текстурної сегментації, які використовують класифікацію векторів ознаки, складніші і не мають високої швидкодії. Ці методи завадостійкі і дозволяють отримати низьку похибку визначення координат точок границь текстурних областей.

Детекторний метод використовувався у [2] для сегментації текстур, що відрізняються амплітудами спектральних складових. При сегментації стохастичних текстур цей метод давав велику похибку визначення координат точок границь текстурних областей.

Метою даної роботи є зниження похибки визначення координат пікселів границь однорідних текстурних областей та підвищення завадостійкості сегментації стохастичних текстур шляхом використання амплітудного детектування зображення у просторі вейвлет-перетворення. Для досягнення поставленої мети необхідно розробити амплітудно-детекторний метод сегментації зображень стохастичних текстур у просторі вейвлет-перетворення та провести експериментальні дослідження цього методу на тестових зображеннях.

Моделювання стохастичних текстур. У [1] наведено декілька стохастичних моделей для представлення стохастичних текстур. У основі цих моделей лежить гіпотеза про те, що зразки текстур — це вибірка з деякого імовірнісного розподілення. Якщо, аналізуючи зразок, знайти цей розподіл, то з його допомогою можна генерувати текстуру будь-якого розміру. При цьому зразок і нова текстура повинні сприйматися як фрагменти одного і того ж об'єкту (оскільки мають однаковий розподіл).

Текстури, до котрих має відношення подібна гіпотеза, прийнято називати стохастичними (рис. 1).

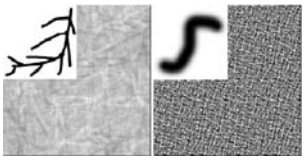


Рис. 1 Приклади текстур, отриманих за допомогою довільного обертання різних базових елементів

У стохастичній текстурі можна виділити дві компоненти — детерміновану і випадкову. Зразок текстури піддається ієрархічному аналізу, який по своїй структурі близький до вейвлет-аналізу. Вважається, що певні рівні отриманого уявлення відповідають випадковій компоненті, а інші — детермінованій.

Враховуючи приведене поняття стохастичної текстури приймемо наступну статистичну модель представлення зображення текстури. Хай x=1, …, N; y=1, …, M — просторові координати. Представимо значення інтенсивності m-го рядка зображення текстури з однорідним фоном у вигляді розбиття на послідовні непересічні сегменти [2]

$$I_0(x, y_m) = \bigcup_{i=1}^{k} \{h_i(x, y_m) = c_i(x, y_m) + N_i(x, y_m), x \in [q_{i-1}, q_i]\}, \quad (1)$$

де $c_i(x, y_m)$ — представлення фону на i-му сегменті m-го рядка зображення, $N_i(x, y_m)$ — біла гаусівська завада з нульовим середнім і дисперсією σ_i^2, $q = (q_0, ..., q_{k+1})$ — вектор границь текстурних областей m-го рядка зображення, причому q_0=1, q_{k+1}=N+1, N — кількість пікселів у рядку зображення.

У [2] передбачено, що на границях областей текстур значення фонової складової зображення та значення дисперсії завади стрибкоподібно змінюється, проте ця зміна обмежена:

$$|c_i(q_{i+1}, y_m) - c_{i+1}(q_{i+1}, y_m)| \geq c_{\min},$$

$$|\sigma_i - \sigma_{i+1}| \geq \sigma_{\min}, \; i = 1, ..., k-1; \; j = 1, ..., n;$$

де $c_{\min}$, $\sigma_{\min}$ — параметри моделі.

При формуванні зображень істотний вплив внутрішніх завад датчиків різної фізичної природи. Адекватною моделлю власних завад датчиків є адитивна гаусівська модель [4]:

$$I(x, y_m) = I_0(x, y_m) + N(x, y_m), \quad (2)$$

де $I(x, y_m)$ — m-й рядок зображення з завадою; $I_0(x, y_m)$ — m-й рядок зображення без завади; $N(x, y_m)$ — незалежні нормально розподілені спостереження з нульовим середнім і дисперсією σ^2.

При такій моделі представлення зображення текстури для побудови сегментації необхідно визначити границі областей текстур для кожного рядка і стовпця зображення, а потім виконати їх об'єднання. В результаті отримаємо границі областей текстур зображення, що дозволяють побудувати сегментацію.

Амплітудно-детекторний метод сегментації стохастичних текстур у просторі вейвлет-перетворення. Методологія текстурної сегментації зображень із застосуванням детектування включає слідуючи етапи:

— виділяється область просторових частот, в якій локалізована амплітудно-частотна моделююча складова зображення;

— до результату локалізації зображення в області просторових частот застосовується детектування, яке зміну ознаки текстури перетворює у зміну інтенсивності;

— після детектування проводиться контурна сегментація зображення;

— обробка проводиться по рядках і стовпцях зображення, до результату обробки застосовується логічне складання по схемі «АБО».

 ISBN 7-776-8361-7

При застосуванні цієї методології до сегментації зображень стохастичних текстур необхідно мати на увазі, що для текстур, які описуються моделлю (1) частота несучого коливання близька за значенням до частоти огинаючої амплітудно-модульованого сигналу. Тому для контурної сегментації зображення, отриманого в результаті детектування, слід використовувати метод з високою завадостійкістю.

На основі методології текстурної сегментації зображень із застосуванням детектування запропоновано амплітудно-детекторний метод у просторі вейвлет-перетворення (рис. 2), який передбачає квадратичне детектування зображення, низькочастотну фільтрацію, контурну сегментацію корреляційно-екстремальним методом у просторі вейвлет-перетворення та заключну морфологічну обробку.

Рис. 2 Функціональна схема запропонованого методу сегментації зображень стохастичних текстур

Квадратичне амплітудне детектування зображень стохастичних текстур. Амплітудний детектор складається з нелінійного перетворення і низькочастотного фільтру. Якщо на детектор подається модульований сигнал, то квадратичне детектування [5] здійснюється при малій амплітуді сигналу, що повністю вкладається на нижній квадратичній ділянці амплітудно-частотної характеристики.

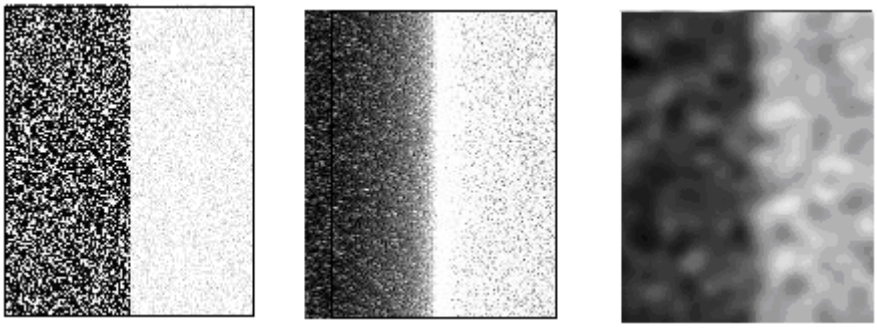
У роботі реалізація квадратичного амплітудного детектування полягала в застосуванні до кожного рядка матриці зображення перетворення Гілберта:

$$\tilde{I}(x, y_m) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{I(x, y_m)}{x - \tau} d\tau .$$

Квадратичне детектування зображення (рис. 3, б) виконувалося по формулі:

$$I_{амп}(x, y_m) = \sqrt{(I(x, y_m))^2 + (\widetilde{I}(x, y_m))^2}\ .$$

Далі виконувалася низькочастотна фільтрація результату детектування зображення за допомогою низькочастотного гаусівського фільтру [6] (рис. 3, в).



а) б) в)

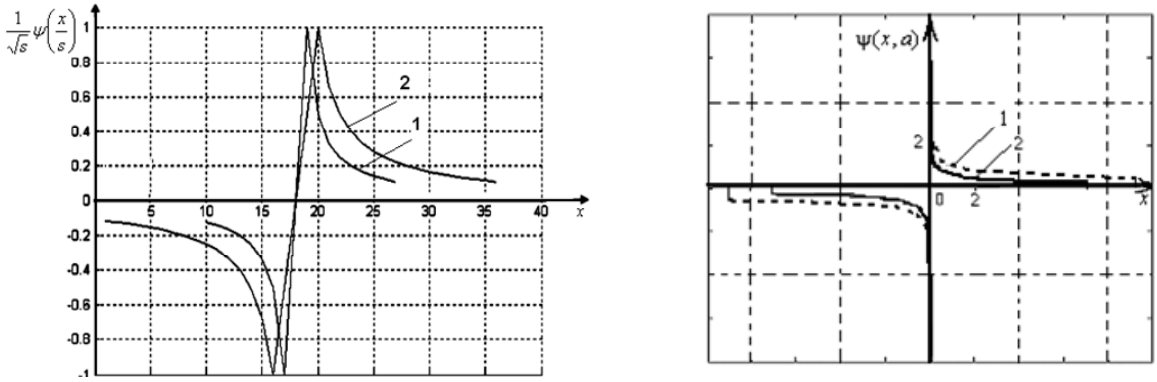
Рис. 3 Початкове зображення (а), результат застосування квадратичного амплітудного детектування (б), результат низькочастотної фільтрації зображення, отриманого після амплітудного детектування (в).

Використання вейвлет-перетворення для підкреслення контурів зображення, отриманого в результаті детектування. Останнім часом при рішенні задачі контурної сегментації зображень для підкреслення перепадів інтенсивності використовується вейвлет-перетворення. Воно забезпечує просторово-частотну локалізацію значень інтенсивності зображення та може бути представлене оператором згортки з сімейством функцій, отриманих шляхом застосування перетворень подібності і зсуву до єдиної функції — материнського вейвлета.

У роботі використовувалося модифіковане гіперболічне вейвлет-перетворення (ГВП), яке в [7] визначено як вейвлет-перетворення з функцією

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

де ε, γ — константи, α — масштабуючий коефіцієнт, $G(x) = \begin{cases} 1, \varepsilon < |x| \le \gamma, \\ x^2/\varepsilon, \quad |x| \le \varepsilon \end{cases}$ (рис. 4, а).



а) б)

Рис. 4 Функції $\left(1/\sqrt{s}\right)\psi\left(x/s\right)$ при s=1 (1); s=2 (2) (а) та функції $\psi(x,a)$ при a=0,5 (1); 0,25 (2)

Також виконувалося репагулярне вейвлет-перетворення (РВП), що визначається у [8] для будь-якої функції $f(x) \in L_2(R)$ як згортка з функцією $\psi(x,a) = \begin{cases} |x|^{-a}\ \mathrm{sgn}\, x, |x| \le \varepsilon, \\ 0, |x| > \varepsilon; \end{cases}$,

де $\varepsilon > 0$ — фіксоване число, a — параметр, що характеризує регулярність функції, на відміну від масштабу звичайного вейвлет-перетворення, b — параметр зсуву (рис. 4, б).

 ISBN 7-776-8361-7

Кореляційно-екстремальна обробка зображення з підкресленими контурами. Після підкреслення перепадів інтенсивності зображення за допомогою ГВП проводиться послідовна порогова обробка з отриманим на основі теорії статистичних рішень по критерію максимальної правдоподібності вирішальним правилом вигляду [8]

$$Z > a_1 E_s / 2 + \ln \frac{1 - P_0}{P_0}, \qquad (3)$$

де a_1 — оцінка амплітуди еталонного сигналу $S(x, y_m)$, який визначався як $S(x, y_m) = \{0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1\}$, E_s — енергія $S(x, y_m)$ в просторі ГВП, Z — кореляційна функція фрагмента *m*-го рядка $I(x, y_m)$ зображення і $S(x, y_m)$, для яких також виконувалося ГВП.

Фрагмент $I(x, y_m)$ *m*-го рядка зображення передбачався таким, що складається з l пікселів, де l — ширина ковзаючого вікна послідовної обробки, (x, y_m) — координати першого пікселя фрагмента.

Оцінка максимальної правдоподібності невідомої амплітуди детермінованого сигналу a_1 $S(x, y_m)$ на фоні адитивної гаусівської завади має вигляд $a_1 = Z / E_s$.

У [8] застосування вирішального правила (3) вимагає завдання інтенсівності мінімального перепаду, що виявляється, $a_{1\min}$, і апріорної вірогідності появи перепаду інтенсивності в рядку і стовпці зображення P_0: $P_0 = P\{a_1 > a_{1\min}\}$, $1 - P_0 = P\{a_1 \le a_{1\min}\}$, які оцінювалися експериментально шляхом налаштування.

Приведемо послідовність дій кореляційно-екстремального методу контурної сегментації зображень у просторі ГВП. Початкове зображення піддається ГВП, значення параметрів якого обираються на підставі апріорної інформації про зображення. Далі проводиться послідовна кореляційно-екстремальна обробка результату ГВП узгодженими фільтрами, що містять моделі перепадів інтенсивності. В результаті цієї обробки виділяється область перепаду інтенсивності шляхом порівняння з порогом, який обирається на підставі апріорної інформації про мінімальний перепад інтенсивності, що виявляється. Вирішення про наявність перепаду інтенсивності в поточному фрагменті рядка або стовпця зображення проводиться в пристрої вибору рішення за допомогою теорії статистичних рішень. Результатом є виділена область контура (рис. 5). Обробка зображення проводиться по рядках і по стовпцях. Результати обробки об'єднуються по схемі логічного складання «АБО».

а) б) в)

Рис. 5 Кореляційно-екстремальна обробка зображення, отриманого в результаті застосування ГВП з масштабом *s* = 1 (а) і РВП із значенням параметра *a* = 1 (б); застосування морфологічної обробки до рис. 5, а.

Морфологічна обробка бінарного зображення контурного препарату. Група кореляційно-екстремальних методів контурної сегментації зображень має високу завадостійкість, проте в умовах перешкод за допомогою цих методів можна виявити швидше область, в якій знаходиться перепад, чим його точну координату.

Контур, отриманий в результаті кореляційно-екстремальної обробки, має товщину, що перевищує 1 піксель. Для утоньшення контуру використовувалася наступна схема:

— сканування кожного рядка (стовбця) контурного препарату зображення і заміна кожній серії з n>0 одиниць на послідовність {0, …, 0, 1, 0, …, 0} з n елементів з одиницею в позиції $[n/2]+1$;

— результати порядкової і постовцової обробки об'єднуються шляхом логічного складання по схемі «АБО».

Використання методу Канні контурної сегментації для обробки зображення, отриманого в результаті детектування. Одним з найбільш завадостійких методів контурної сегментації зображень є заснований на математичній морфології метод Канні [6]. У даній роботі цей метод використовувався для контурної сегментації зображень стохастичних текстур після амплитудного детектування.

Перевагами методу Канні контурної сегментації зображень є нелінійне контрастування, що поліпшує завадостійкість методу. Для ліквідації розривів контура у складі методу використовується морфологічна операція дилатації нарощування точок контура. Використання морфологічної операції дилатації у поєднанні з немаксимальним приглушенням сприяють поліпшенню завадостійкості методу і візуальної якості контурного препарату. Недоліками методу Канні є низька точність виділення контурів, що впливає на завадостійкість.

Експеріментальні дослідження та висновки. При проведенні експериментальних досліджень запропонованого амплітудно-детекторного методу сегментації зображень стохастичних текстур оцінювалася його завадостійкість, похибка визначення координат точок границь сегментів, ефективність. При оцінці завадостійкості методу порівнювалися ідеально і реально сегментовані зображення по критерію Прета [4].

Показником якості сегментації текстури зображення обирався показник близькості між границями тестового ідеально сегментованого зображення $I^{эт}$ і сегментованого запропонованим методом обробки I^t [9]:

$$F = \frac{1}{P}\sqrt{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{M}\left(I_{i,j}^{t} - I_{i,j}^{эт}\right)^2}\ , \tag{4}$$

де P — довжина границь виділених сегментів в пікселах, M, N — розміри зображення.

Для оцінки ефективності сегментації використовувався показник з [9]

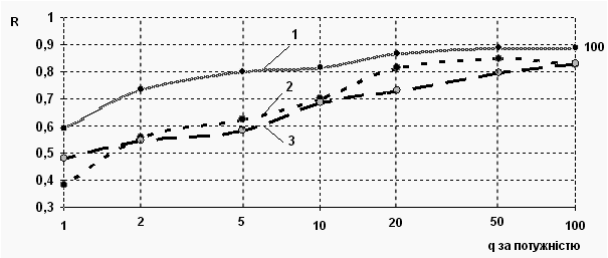
$$E = \frac{n\log_2 q}{k+1}, \tag{5}$$

де n — кількість пікселів в оброблюваному півтоновому зображенні, q — кількість градацій інтенсивності, k — кількість значущих пікселів результату сегментації.

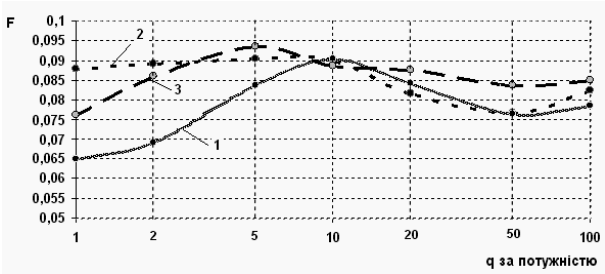
Отримано графіки залежності критерію Прета, а також показників (4), (5) від відношення сигнал/завада по потужності (рис. 6). При оцінці цих показників використовувалося тестове півтонове зображення однорідної інтенсивності, на яке була накладена стохастична текстура у вигляді незалежної гаусовської завади з дисперсіями $\sigma_1^2 = 0{,}1$ і $\sigma_2^2 = 0{,}01$ (рис. 7, а).

На тестове зображення текстури була накладена незалежна гаусівська завада з дисперсією $\sigma_{вх}^2$. Потім значення інтенсивності цього зображення перекладалися на інтервал [0,1]. Відношення сигнал/завада за потужністю визначалося як $q = \dfrac{\left|\sigma_1^2 - \sigma_2^2\right|}{\sigma_{вх}^2}$.

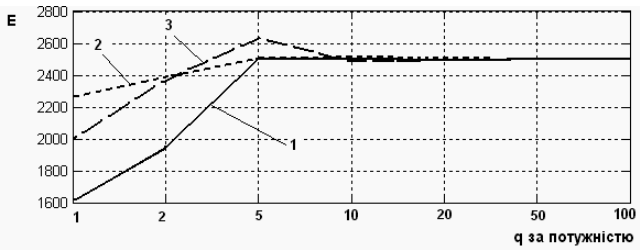
 ISBN 7-776-8361-7



а)



б)



в)

Рис. 6 Залежність критерію Прета (а), показника якості (б) і ефективності (в) сегментації від відношення сигнал/завада для методу на основі ГВП (1), методу з використанням контурної сегментації Канні (2) і методу на основі РВП текстурної сегментації (3)

Аналізуючи отримані результати, слід зауважити, що метод на основі ГВП текстурної сегментації зображень перевершує метод з використанням контурної сегментації Канні до 1,5 разів. Найбільший виграш по завадостійкості отриманий при значеннях відношення сигнал/завада 1 — 10 за потужністю. При високих відношеннях сигнал/завада отримані схожі по завадостійкості результати. Всі три методи схожі по ефективності. Проте, при відношенні сигнал/завада 2 і менш по потужності ефективність методу на основі ГВП по відношенню до ефективності методу з використанням контурної сегментації Канні падає до 0,7 — 0,8 разів, що пов'язано із збільшенням кількості розривів границь сегментів (рис. 7).

а) б) в) г)

Рис. 7 Тестове зображення при відношенні сигнал/завада 5 за потужністю (а) і результати його сегментації методом на основі ГВП (б), методом з використанням контурної сегментації Канні (в) і методом на основі РВП (г)

Порівняльна оцінка похибки визначення координат точок границь областей текстур показала, що метод на основі ГВП краще ніж метод з використанням контурної сегментації Канні в 1,1 — 1,35 разів при відношеннях сигнал/завада 5 і нижче по потужності, при інших значеннях сигнал/завада спостерігаються схожі результати. Метод на основі РВП за усіма показниками показав сходні або гірші результати ніж метод з використанням контурної сегментації Канні.

Таким чином, амплітудно-детекторний метод текстурної сегментації у просторі гиперболічного вейвлет-перетворення можна рекомендувати для сегментації стохастичних текстур при відношенні сигнал/завади 10 і менш по потужності в задачах, де потрібні методи сегментації з низькою похибкою визначення координат точок границь однорідних текстурних областей.

The method of the stochastic texture images segmentation based on the amplitude detecting and the correlation-extreme method of contour segmentation in hyperbolical wavelet transform space is proposed.

1. Харалик Р. Статистический и структурный походы к описанию текстур // ТИИЭР. — 1979. — Т. 67, № 5. — С. 98 — 120.
2. Chaudhuri B.B., Sarkar N. Texture segmentation using fractal dimension // IEEE Trans. on PAMI. — 1995. — Vol.17, № 1. — P. 72 — 77.
3. Крылов В.Н., Полякова М.В., Волкова Н.П. Метод текстурной сегментации изображений с применением детектирования // Вестник ХНТУ. – Херсон: ХНТУ, 2006. – Вып. 2 (25). – С. 266 - 270.
4. Крылов В.Н., Максимов М.В. Вторичные преобразователи сигналов изображений. — Одесса: Астропринт, 1997. — 176 с.
5. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы. — М.: Высш. шк., 1988. — 488 с.
6. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход.: Пер. с англ. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2004. — 928 с.
7. Крылов В.Н., Полякова М.В., Волкова Н.П. Контурная сегментация в пространстве гиперболического вейвлет-преобразования с использованием математической морфологии // Автоматика. Автоматизация. Электротехнические комплексы и системы. Межвузовский журнал. – Херсон, 2006. - № 2 (18). – С. 57 - 63.
8. Полякова М.В., Крылов В.Н. Контурная сегментация изображений корреляционно-экстремальным методом в пространстве репагулярного вейвлет-преобразования // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – Винница, 2006. - № 1 (11). – С. 25 - 35.
9. Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антощук С.Г. Повышение эффективности обработки образной информации в автоматизированных системах // Электроника и связь. Тематический выпуск «Проблемы электроники». — 2005. — Ч. 1. — С. 100 — 105.

 ISBN 7-776-8361-7