

ВИБІР ОЗНАК ТЕКСТУРИ ДЛЯ СЕГМЕНТАЦІЇ УЛЬТРАЗВУКОВИХ ЕХОГРАМ

Адамов В.Г., Привалов М.В.

Донецький національний технічний університет,
кафедра автоматизованих систем керування

E-mail: adamov@kita.dgtu.donetsk.ua; max@kita.dgtu.donetsk.ua

Abstract. *Adamov V. Privalov M. Choice of tags of texture for segmentation ultrasonic ehogram. In this paper choosing of texture features set for ultrasonic images analysis purpose was described. Main results of Laws microtexture energy and second order difference histogram features recognizing ability estimation were given.*

Актуальність теми. Більшість сучасних діагностичних систем використовують для дослідження й оцінки патологій знімки внутрішніх органів, отримані різними способами. Найбільш розповсюдженими з них є рентгенівські знімки, магніторезонансні зображення (MRI), а також ультразвукові ехограми. У таких системах постановка діагнозу, як правило, виконується лікарем по знімку. В існуючих на Україні діагностичних системах недостатньо використовуються засоби сучасних ЕОМ під час винесення діагнозу лікарем. Їх повніше використання здатне підвищити ефективність діагностики захворювань внутрішніх органів та ефективність проведення профілактичних заходів. В ультразвуковій діагностиці розрізняють два основних класи патологій: осередкові і структурні. Осередкові являють собою різні утворення і можуть бути виявлені з використанням методів контурного аналізу. Структурні виражаються в зміні тканини всього органа. Для їх виявлення необхідне проведення текстурного аналізу знімку. Такий аналіз може бути проведений з використанням сучасних апаратних і програмних засобів і містить у собі сегментацію і класифікацію текстур. Таким чином, розробка ефективних методів аналізу текстур ультразвукових зображень є актуальною науково-практичною задачею.

Обробка текстури зображення складається з наступних основних етапів (рис. 1):

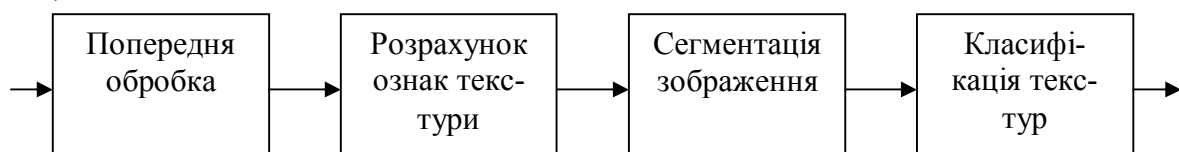


Рисунок 1 — Основні етапи обробки текстури ультразвукового зображення

Постановка задачі та аналіз існуючих методів. Текsturні ознаки, що використовуються і алгоритми сегментації текстур є факторами, що визначають ефективність реалізованої методики, тому що від них залежить точність і швидкодія обробки зображення. У медицині найбільш значимим фактором є точність розпізнавання текстур на етапах сегментації і класифікації. Ця точність залежить від роздільної здатності ознак, обраних для опису текстур. Виникає задача визначення методу розрахунку ознак текстури, що забезпечує ефективне проведення текстурного аналізу ультразвукових ехограм. Для цього необхідно проаналізувати велику кількість існуючих методів. Труднощі є у тому, що результати, наведені у літературі не є нормованими: наведені експерименти по обробці різних вхідних зображень, використані різні алгоритми сегментації. Це приводить до того, що їх достатньо складно зіставити. Тому виникла задача класифікації найбільш розповсюджених методів обробки текстури по ознакам текстури, що в них застосовуються. В результаті виділені наступні класи методів текстурного аналізу:

1. Методи, що використовують як ознаки текстури моменти нижчих порядків для аналізу текстур [1].
2. Методи, що використовують як ознаки текстури результати різного типу перетворень вихідного зображення (перетворення Фур'є, вейвлети) [2], [3].
3. Методи, що використовують ознаки мікротекстури Лоза [4], [5].
4. Методи, що використовують опис текстур у вигляді випадкової моделі (випадкові поля Гаусса-Маркова, розподіл Гіббса) [6].
5. Методи, що використовують як ознаки текстури статистики різницевої гістограми другого порядку (взаємне розподілення яскравості) — статистики просторової подоби і розходження рівнів сірого [7], [8].
6. Методи, що використовують результати авторегресійної моделі текстури [9].
7. Методи, що використовують як ознаки текстури фрактальні властивості [10].

Виконаний порівняльний аналіз класів методів у результаті якого з'ясовано, що більш перспективними для застосування під час аналізу текстур зображень виявилися класи 3 та 5. Кожний з цих класів містить ряд методів, однак найбільшу ефективність розпізнавання текстур зображення із класу 3 за-

безпечують ті, що використовують значення просторової енергії текстури, а з класу 5 ті, що використовують статистики просторової залежності та різниці градацій яскравості — ознаки GLDS (Gray Level Difference Statistics) і SGLD (Spatial Gray Level Dependence).

Проведення експериментів та їх результати. Ультразвукові знімки внутрішніх органів мають деякі особливості: невелику якість, наявність кількох шумових складових, наявність схожих текстур та невелику контрастність. У зв'язку із цим потрібно із розглянутих методів визначити ті, які використовують ознаки, що забезпечують найкращий опис цих текстур.

Проведено експерименти за допомогою засобів пакета "Matlab 6.0" на текстурах реальних ультразвукових знімків печінки по оцінці роздільної здатності ознак різницевої гістограми другого порядку GLDS, а також ознак просторової енергії мікротекстури Лоза. Як ознаки GLDS використовувалися математичне чекання (M), контраст (CON) і другий кутовий момент ($ANSM$):

$$M = \frac{1}{K} \sum_{k=0}^{K-1} k p_d(k), \quad CON = \sum_{k=0}^{K-1} k^2 p_d(k), \quad ANSM = \sum_{k=0}^{K-1} p_d(k)^2 \quad (1)$$

Тут $p_d(k)$ — вектор, що представляє собою різницеву гістограму другого порядку, де k -й елемент цього вектора являє собою кількість пікселів на аналізованому зображенні, абсолютна різниця яркостей яких дорівнює k та що відстоять друг від друга на вектор $d = (d_1, d_2)$, де d_1 — відстань проміж пікселями по горизонталі, а d_2 — по вертикалі; k — номер елемента вектора $p_d(k)$, K — розмірність цього вектора, що дорівнює кількості рівнів сірого, котрі можна представити на даному зображенні.

Як ознаку мікротекстури Лоза використовувалася енергія текстури (5), тому що вона має найбільш високу роздільну здатність серед ознак даного класу. Дана ознака розраховується в такий спосіб. Обчислюються простори текстурних властивостей $x(i, j)$, які є результатом згортки вихідного зображення $f(i, j)$ і масок мікротекстури $h(i, j)$ розміром $2a + 1$ на $2a + 1$:

$$x(i, j) = (h * f)(i, j) = \sum_{k=-a}^a \sum_{l=-a}^a h(k, l) f(i + k, j + l), \quad (2)$$

для $i = 0, 1, \dots, N - 1$ и $j = 0, 1, \dots, N - 1$, де $*$ означає двовимірну згортку. Використовуються наступні маски:

$$E5L5 = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix} \quad R5R5 = \begin{bmatrix} 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 6 & -24 & 36 & -24 & 6 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix}$$

$$E5S5 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 4 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad L5S5 = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Для крапки простору властивостей мікротекстури $x(i, j)$ необхідна статистика розраховується з використанням вікна розміром $2n + 1$ на $2n + 1$ наступним чином:

$$s(i, j) = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} |x(k, l) - m(i, j)|, \quad (3)$$

де математичне чекання $m(i, j)$ визначено як

$$m(i, j) = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} x(k, l). \quad (4)$$

Зважаючи на те, що при використанні масок мікротекстури Лоза для розрахунку просторів властивостей математичне чекання результату дорівнює 0, можна записати наступне:

$$s(i, j) = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} |x(k, l)|, \quad (5)$$

Для визначення роздільної здатності цих ознак при сегментації текстур ультразвукових знімків внутрішніх органів виконувався їхній розрахунок для двох близьких реальних текстур ультразвукового знімка: текстури здорової тканини печінки і текстури кісти печінки (рис. 2).

Потім вироблялося порівняння гістограм розподілів кожної ознаки для різних текстур. Обсяг вибірок при цьому склав по 300 значень для кожної статистики. Гістограми розподілів деяких ознак кожного класу (другий кутовий момент для ознак GLDS й енергія мікротекстури для маски Лоза E5L5), отримані в результаті виконаних експериментів, приведені на рис. 3-6.

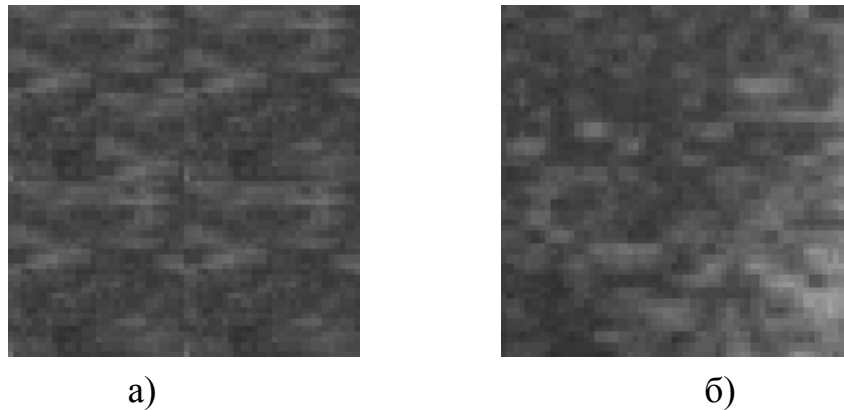


Рисунок 2 — Текстури кісти (а) та нормальної тканини (б)

При розрахунках ознак гістограми другого порядку використовувалися вектори зсуву $(x; 0)$, $(0; x)$, (x, x) и $(x; -x)$ с $d=3$, а також вікно розміром 7×7 пікселів. Дані параметри були використані, тому що в роботі [11] показано, що для них досягається краща точність розпізнавання текстур. При розрахунку енергії мікротекстури Лоза застосовувалися маски E5L5, E5S5, L5S5 і R5R5 і вікно того ж розміру, що і в роботі [5].

З рисунку 3 видно, що для текстури нормальної тканини печінки і текстури кісти печінки розподілу другого кутового моменту, розрахованого по вектору GLDS, накладаються один на одного, але незначно. Розраховане для обох вибірок математичне чекання склало відповідно $M_{норм} = 0.81$, $M_{кісти} = 0.68$. З цього випливає, що приведені на рис. 2 текстури можуть бути розпізнані по даних ознаках за допомогою найбільш розповсюджених методів класифікації (методів кореляційної і статистичної класифікації, нейронних мереж). Для ознаки енергії мікротекстури Лоза, розрахованого для вищевказаних текстур, отримані гістограми розподілів, показані на рис. 4. Математичне чекання склало відповідно $M_{норм} = 1306$, $M_{кісти} = 1303$. Розподіли практично цілком накладаються один на одного, за рахунок чого виконання якісної класифікації за допомогою кожного з відомих методів для такого набору вхідних даних утруднено. Дані експерименти підтверджують той факт, що ознаки мікротекстури

Лоза мають істотний недолік, що звужує їхню область застосування: вони слабо враховують взаємне просторове розташування пікселів друг щодо друга.

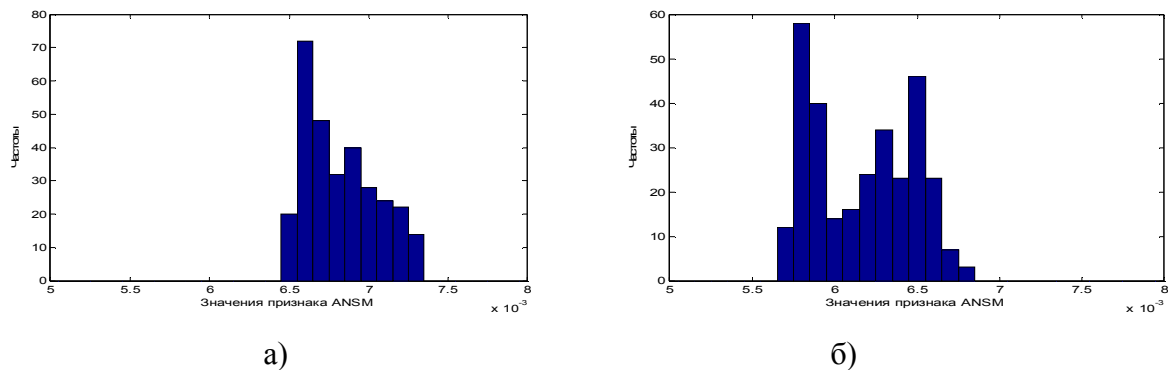


Рисунок 3 — Розподіл ознаки різницевої гістограми другого порядку ANSM (другий кутовий момент) при векторі зсуву $d = (0;3)$ для текстури нормальної тканини печінки (а) та кісти печінки (б)

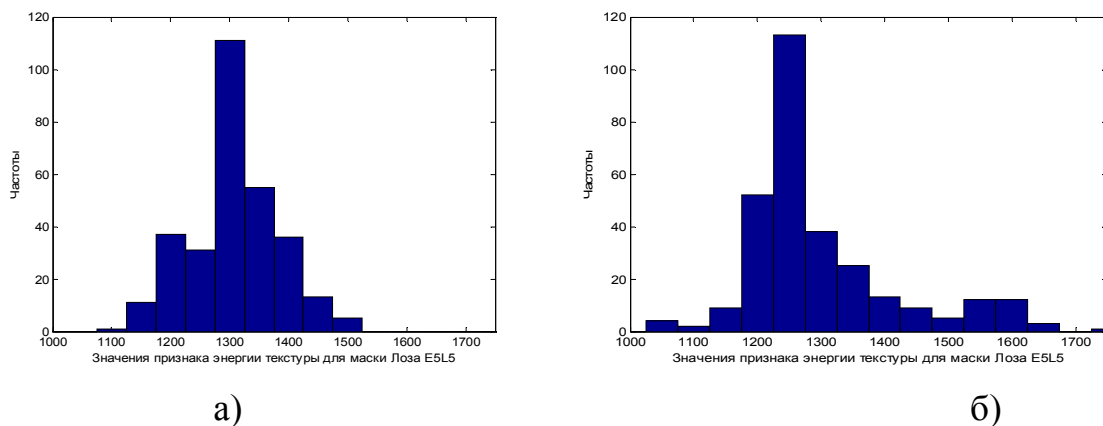


Рисунок 4 — Розподіл ознаки енергії текстури для текстури нормальної тканини печінки (а) та кісти печінки (б)

Виводи та рекомендації щодо подальших досліджень. З отриманих експериментально результатів можна зробити висновок, що при текстурній сегментації ультразвукових ехограм доцільно використовувати ознаки різницевої гістограми другого порядку, тому що при обробці цих знімків вони мають більшу роздільну здатність, ніж ознаки мікротекстури Лоза. Наступним етапом досліджень є адаптація ознак текстури до особливостей ультразвукових знімків. Ця адаптація дозволить виконувати ефективний аналіз текстури ультразвукових ехограм.

Література

1. B. Julesz, «Visual pattern discrimination», IRE Trans. Inform. Theory, vol. IT-8, pp. 84-92, Feb. 1962.
2. T. Chang and C.-C. Jay Kuo, “Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform”, UCS-SIPI Report #198, Feb. 1992.
3. D. F. Funn, W. E. Higgins “Determining Gabor filter parameters for texture segmentation”, Proc. SPIE Intl. Robots and Comp. Vis. XI, vol. 1,826, pp.51-63, 1992.
4. K.I. Laws, “Textured images segmentation”, Ph. D. dissertation, Univ. Southern California, Los Angeles, CA, USCIPI Rep. 940, 1980.
5. J. Hsiao, A. Sawchuk, “Supervised textured image segmentation using feature smoothing and probabilistic relaxation techniques”, IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 11, no. 12, December 1989.
6. J. S. Bleck, «Random field models in the textural analysis of ultrasonic images of the liver», IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 15, no. 6, pp. 796-804, 1996.
7. Atam P. Dhawan, Yateen Chitre, «Analysis of Mammographic Microcalcifications Using Grey-Level Image Structure Features», IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 15, no. 3, June 1996.
8. Berkamn Sahier, Heang-Ping Chan, and others «Classification of Mass and Normal Breast Tissue: A Convolution Neural Network Classifier with Spatial Domain and Texture Images», IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 15, no. 5, Oct. 1996.
9. J. S. Bleck, U. Ranft, M. Gebel, H. Hecker, «Random field models in the textural analysis of ultrasonic images of the liver», IEEE Trans. on Medical Imaging, vol. 15, no. 6, pp. 796-804, 1996.
10. C. C. Chen, J. J. Daponite, M. D. Fox, “Fractal feature analysis and classification in medical imaging”, IEEE Trans. Med. Imag., vol. 8, no. 2, pp. 133-142, 1989.
11. Адамов В. Г., Привалов М. В., Исследование влияния алгоритма фильтрации на точность работы модели модуля текстурной сегментации ультразвуковых эхограмм. // Наукові праці ДонДТУ. Серія: Обчислювальна техніка та автоматизація, випуск 25: Донецьк: ДонДТУ, 2001р.

Здано в редакцію: 27.02.2003р.

Рекомендовано до друку: д.т.н., проф. Скобцов Ю.О.