

УДК 004.932: 616-006.6

О.М. БЕРЕЗЬКИЙ, Г.М. МЕЛЬНИК, Ю.М. БАТЬКО

Тернопільський національний економічний університет

МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

У даній статті проведено порівняльний аналіз методів сегментації біомедичних зображень. Запропоновано методи сегментації на основі попередніх розміток та просторових моментів. Проведені експериментальні дослідження показали, що розроблені методи за співвідношенням сигнал – шум володіють вищою точністю (до 40 відсотків) порівняно з відомими методами сегментації.

The comparative analysis of methods of segmentation of biomedical images is presented in this paper. The methods of segmentation on the basis of previous labeling and spatial moments are offered. The experimental results show that the developed methods have higher accuracy by signal-noise ratio (up to 40 percents) compared to the known methods.

Ключові слова: сегментація, біомедичні зображення, текстура, просторові моменти, розмітка.

Вступ

Біомедичні зображення використовуються під час встановлення діагнозу та подальшого лікування. В сучасній медицині відомі такі біомедичні зображення: зображення цифрової мікроскопії (цитологічних, гістологічних зразків), рентгенограми, ультразвукові зображення, зображення магнітно-резонансної томографії та ін. Об'єктами дослідження сучасної гістології і цитології є нормальні і патологічні клітини і тканини, та їх зображення, отримані в світлових та електронних мікроскопах. Задачу автоматизації аналізу мікроскопічних зображень покликано розв'язати системи автоматизованої мікроскопії (САМ). САМ є програмно-апаратним комплексом для цифрової обробки мікроскопічних зображень. Автоматизований аналіз є об'єктивнішим і дає можливість отримувати не лише якісні, але і кількісні оцінки структурних змін елементів тканини. Одним із важливих етапів автоматизації вимірювань оптичних і геометричних параметрів є виділення об'єктів на гістологічних препаратах. Основними труднощами при аналізі біомедичних зображень є висока варіабельність параметрів і слабкий контраст більшості об'єктів.

Об'єктами на гістологічних зображеннях є зрізи тканин певних органів [1]. Тканина складається із клітин округлої форми розмішених шарами (рис. 3,а та 4,а), розміри яких становлять декілька мікрометрів; найменші з них – від 0,5 до 1,2 мкм. Об'єктами на цитологічних зображеннях є окремі клітини розмішені випадковим чином.

Аналіз гістологічного зображення, що виконується засобами САМ, можна розділити на наступні етапи [2, 3]: отримання зображення, ручне і автоматичне виділення об'єктів (клітин, ядер, ділянок різного забарвлення або яскравості і т.п.), вимірювання розмірів, форми, положення, оптичних параметрів виділених об'єктів або їх частин, класифікація об'єктів і статистична обробка результатів вимірювань.

Гістологічні зображення володіють наступними особливостями:

- слабкий контраст, що зумовлений використанням камер малої роздільної здатності;
- містять об'єкти, оточені складним за геометричними і оптичними характеристиками фоном;

нерівномірність фону зумовлена неправильним налаштуванням модуля освітлення мікроскопа при створенні зображення;

- перепади рівнів яскравості об'єктів такі ж, як і у фону, що їх оточує;
- залежно від міри оптичного збільшення зображень одні об'єкти виділяються краще, а інші втрачаються;

- містять області з повторюваною структурою;
- стабільність кольорової палітри для зображень зразків, виготовлених при застосуванні відомих фарбників. Використання спеціалізованої системи координат опису кольору дає можливість поліпшити якість морфологічних операцій і збільшити швидкість в порівнянні з обробкою в традиційних системах координат.

Сегментація зображення призводить до поділу зображення на області із подібними характеристиками. Одні з основних ознак для проведення сегментації – це яскравість для монохромного зображення та кольорова компонента для кольорового зображення. Також, для процесу сегментації використовуються границі зображення та текстура. Процес сегментації тільки розділяє зображення, а не визначає індивідуальні сегменти та їх взаємозв'язок [4 – 7].

На сьогоднішній день не існує універсальних методів сегментації. Найчастіше використовують набір спеціалізованих методів, що є найпоширенішим для даного класу задач. У своїй роботі Харлік Р. та Шапіто Л [8] запропонували наступні характеристики, якими повинні володіти області, отримані в результаті сегментації:

- області сегментованого зображення повинні бути однорідними щодо деякої характеристики, наприклад, яскравості або текстури;
- середина області повинна бути суцільною та без багатьох “дірок”;
- сусідні області повинні суттєво відрізнятися одна від одної відносно обраної характеристики;
- границі кожного сегменту повинні бути простими, неперервними та просторово точними.

Відомо декілька підходів до класифікації алгоритмів сегментації: Фу [9], Пала [10], Скарбека і Кошана [11], Лючеса та Мітра [12]. Вони базуються на наступних критеріях: властивості точок, областей, границь областей, апіорні знання про об'єкти тощо. Іншими критеріями, на основі яких проводиться поділ алгоритмів сегментації, є такі: тип зображення (кольорові, напівтонові, бінарні), характер проходження процесу сегментації (паралельна або послідовна обробка) [13]. Проте дані характеристики не є однозначними. Наприклад, порогова сегментація може відбуватись як в паралельному так і в послідовному режимах, обробляти як бінарні, так і напівтонові зображення. Це приводить до неоднозначності в класифікації алгоритмів сегментації. На наш погляд, наступні критерії дозволяють більш повно класифікувати алгоритми сегментації (рис. 1):

- на основі властивостей точок;
- на основі властивостей взаємозв'язків між точками;
- на основі властивостей областей;
- на основі властивостей текстури;
- на основі підкреслення границь.



Рис. 1. Класифікація алгоритмів сегментації

Алгоритми на основі властивостей точок. Рішення про віднесення точки до однорідної області приймається на основі аналізу характеристик самої точки (яскравість, характеристики кольорової компоненти). Даний тип алгоритмів рекомендується використовувати для зображень в яких наперед відома апіорна інформація про характеристики однорідних областей. Перевагою даного класу алгоритмів є швидкодія, оскільки прийняття рішення про віднесення точки до однорідної області приймається для кожної точки окремо. До недоліків слід віднести складність вибору (обчислення) апіорної інформації на зображеннях з великою кількістю однорідних областей із подібними характеристиками.

Алгоритми на основі властивостей взаємозв'язків між точками. Рішення про віднесення точки до однорідної області приймається на основі аналізу рівня взаємозв'язків між сусідніми точками. Дані алгоритми доцільно використовувати для зображень, в яких важко обчислити характеристики однорідних областей. Перевагою даного класу алгоритмів є точність, оскільки прийняття рішення про віднесення точки до однорідної області приймається на основі рівня взаємозв'язків, який отримується на основі різних характеристик. До недоліків можна віднести складність алгоритмів сегментації.

Алгоритми на основі властивостей областей. Рішення про віднесення точки до однорідної області приймається на основі аналізу характеристик групи точок (яскравість, характеристики кольорової компоненти, положення точки на зображенні). Даний тип алгоритмів в основному використовують для зображень, на яких однорідні області суттєво відрізняються одна від одної. Перевагою цих алгоритмів є універсальність та автоматизація процесу сегментації. Недоліками даних алгоритмів є незадовільні результати на зображеннях з великою кількістю однорідних областей із подібними характеристиками.

Алгоритми на основі властивостей текстури. Рішення про віднесення точки до області приймається на основі подібності текстурної ознаки в цій точці. Даний тип алгоритмів рекомендують використовувати для зображень, на яких присутні повторювані області.

Процес текстурної сегментації [6, 5] можна розділити на 3 етапи:

- 1) формування з вихідного зображення набору особливостей (характерних ознак), що утворюють багатовимірний простір ознак зображення, кожен вектор якого характеризує особливості певної текстури;
- 2) етап класифікації, на якому кожна точка зображення співвідноситься з певним класом на основі оцінки вектора ознак відповідного цієї точці в просторі ознак;
- 3) етап сегментації вихідного зображення ґрунтується на інформації отриманої після класифікації.

Перевагою даного класу алгоритмів є виділення областей з однаковою текстурою, недоліком є

складність алгоритмів сегментації.

Алгоритми на основі підкреслення границь. Рішення про віднесення точки до однорідної області приймається на основі аналізу характеристик самої точки (яскравість, характеристики кольорової компоненти). Даний тип алгоритмів рекомендують використовувати для зображень, на яких характерні перепади яскравості на границях областей. Перевагою даного класу алгоритмів є швидкість, оскільки прийняття рішення про віднесення точки до однорідної області приймається для кожної точки окремо. Недоліками є присутність розривів границь (для алгоритмів на основі фільтрації) і складність визначення вхідної апріорної інформації (для алгоритмів активних контурів).

Запропонована класифікація базується на основних типах характеристик, на основі яких приймається рішення про віднесення точки до відповідної однорідної області. Розглянувши властивості біомедичних зображень приходимо до висновку, що для сегментації слід використовувати алгоритми на основі взаємозв'язків та на основі текстурного підходу.

Постановка задачі

Приведений аналіз алгоритмів сегментації і особливостей біомедичних зображень показав, що актуальною задачею є розробка методів сегментації на основі зв'язків між точками та текстурних ознак областей.

Метод сегментації на основі попередніх розміток зображення

Як видно з наведеного огляду, не існує універсального методу сегментації і кожний алгоритм має свої переваги та недоліки. Тому пропонується для процесу сегментації використовувати не характеристики окремих точок зображення, а взаємозв'язки між ними [14].

Введемо позначення:

I – вхідне зображення;

I_{s_i} – вхідне зображення розмічене за допомогою i -го типу розмітки;

V_{ij} – j -а однорідна область на вхідному зображенні розмічена за допомогою i -го типу розмітки;

$M_k(x, y, z), x = 1..l, y = 1..m, z = 1..8$ – масив коефіцієнтів взаємозв'язків для k -ї розмітки. l – ширина вхідного зображення, m – довжина вхідного зображення, z – кількість сусідніх пікселів.

M_{sum} – масив сумарних коефіцієнтів взаємозв'язків.

$$M_{sum} = \sum_{k=1}^n M_k,$$

n – кількість попередніх розміток, що використовується в процесі сегментації.

Визначення 1. Розміткою назвемо процес розбиття вхідного зображення I на масив однорідних областей V_j на основі критерію однорідності KO . Критерій однорідності визначається попередньо на основі аналізу вхідного зображення I

$$I \xrightarrow{KO} \{V_j\}$$

Визначення 2. Якщо дві сусідні точки $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$ знаходяться в однорідній області, то взаємозв'язок між ними рівний 1:

$$R = 1, P(I(x_1, y_1)) = P(I(x_2, y_2)),$$

де $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$ – два сусідніх піксела;

$P(I(x_1, y_1))$ – ідентифікатор однорідної області, до якої належить піксел $I(x_1, y_1)$;

$P(I(x_2, y_2))$ – ідентифікатор однорідної області, до якої належить піксел $I(x_2, y_2)$;

R – коефіцієнт зв'язку між двома сусідніми пікселами.

Визначення 3. Якщо дві сусідні точки $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$ знаходяться в різних однорідних областях, то взаємозв'язок між ними рівний 0:

$$R = 0, P(I(x_1, y_1)) \neq P(I(x_2, y_2)).$$

Визначення 4. Сумарний коефіцієнт зв'язку між двома сусідніми пікселами $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$ визначається як сума зв'язків при n розмітках:

$$R_{sum} = \sum R_i, i = 1..n,$$

де R – коефіцієнт зв'язку між двома сусідніми пікселами $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$;

Даний підхід полягає в аналізі попередньо розміченого зображення та встановлення прив'язки точок не до певної області, а до сусідніх точок. Алгоритми розмітки можуть обиратись залежно від типу вхідного зображення. Область зображення з стабільними зв'язками буде визнаватись однорідною.

Алгоритм сегментації:

1) проводимо розмітку вхідного зображення I за допомогою n розміток;

2) формуємо масив коефіцієнтів взаємозв'язків M_k між сусідніми точками для кожної з n розміток вхідного зображення;

3) формуємо масив сумарних коефіцієнтів взаємозв'язків M_{sum} між сусідніми точками для кожної з n розміток вхідного зображення;

4) проводимо групування точок вхідного зображення I в однорідні області на основі масиву сумарних коефіцієнтів зв'язків M_{sum} .

Попередня розмітка може проводитись трьома способами.

Ручний. Розмітку зображення проводять n користувачів незалежно один від одного шляхом ручного виділення однорідних областей. Даний підхід трудомісткий та носить суб'єктивний характер, оскільки попередня розмітка проходить під впливом людського фактору. Перевагою даного підходу є те, що кількість попередніх розміток може бути мінімальною.

Автоматизований. Розмітка проводиться з використанням відомих методів сегментації, проте користувач самостійно задає вхідні параметри. Перевагою даного підходу є: висока точність та швидкодія, збільшення об'єктивізму попередньої розмітки.

Автоматичний. Попередня розмітка проходить на основі автоматичного аналізу вхідного зображення, наприклад аналізу гістограми розподілу яскравостей та визначення порогів для проведення розмітки.

Оскільки даний алгоритм розроблявся для сегментації кольорових зображень, то під час автоматичної попередньої розмітки зображення пропонується перехід від тривимірного представлення кольору до одновимірного. Представлення зображення в одновимірному просторі дозволяє проводити автоматичний аналіз гістограм розподілу кольорів відомими алгоритмами визначення порогів.

Попередню розмітку можна проводити і в інших кольорових базисах.

Для завершення процесу сегментації необхідно згрупувати точки вхідного зображення в однорідні області на основі взаємозв'язків між сусідніми точками. Для цього використовуються наступні правила:

1) якщо взаємозв'язок між двома сусідніми точками $I(x_1, y_1)$ та $I(x_2, y_2)$ є максимальний $M_{sum} \rightarrow \max$ для вхідного зображення, то дані точки об'єднуються в однорідну область V_j (рис. 2,а).

2) якщо взаємозв'язок точки $I(x_1, y_1)$ з сусідньою точкою $I(x_2, y_2)$ більший за взаємозв'язки з іншими сусідніми точками, то такі точки об'єднуються в однорідну область V_j ;

3) якщо точка $I(x_1, y_1)$ має однакові зв'язки з двома (чи більше) сусідніми точками $M_{sum}(x_1, y_1, z) = M_{sum}(x_2, y_2, z) = M_{sum}(x_3, y_3, z)$, які об'єднані в однорідну область $I(x_2, y_2) \in V_j, I(x_3, y_3) \in V_j$, то дана точка приєднується до відповідної однорідної області $I(x_1, y_1) \in V_j$ (рис. 2,б);

4) якщо точка $I(x_1, y_1)$ має однакові зв'язки з двома (чи більше) сусідніми точками $M_{sum}(x_1, y_1, z) = M_{sum}(x_2, y_2, z) = M_{sum}(x_3, y_3, z)$, які не належить до однієї однорідної області $I(x_2, y_2) \in V_i, I(x_3, y_3) \in V_j, i \neq j$, то точка приєднується до області з якою є більше сусідів (рис. 2,в).

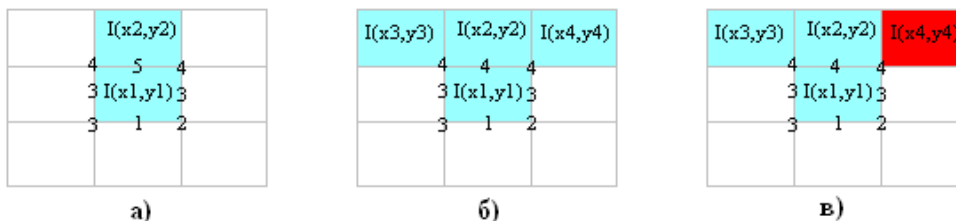


Рис. 2. Приклад об'єднання точок

Результатом роботи алгоритму є набір однорідних областей. Оскільки об'єкти на зображенні як правило складаються з групи однорідних областей, то для виділення об'єктів на зображенні слід провести процедуру додаткового об'єднання однорідних областей.

Алгоритм текстурної сегментації

Алгоритм текстурної сегментації складається з наступних кроків [15]: (а) обчислення текстурних ознак для кожної точки зображення в межах ковзаючого вікна розміром $W \times W$, (б) сегментація створеного текстурного поля. Ми використовуємо текстурні ознаки на основі просторових моментів області та матриць розподілу рівнів сірого.

Текстуру зображення можна кількісно описувати за допомогою простих статистичних характеристик, таких як, математичне сподівання, дисперсія і моменти вищого порядку [6]. Термін просторові моменти (ПМ) походить з механіки. ПМ, застосовуючи їх до зображень, відображають розподіл рівнів сірого зображення вздовж його осей. На їх основі можна обчислити ознаки області інваріантні до повороту, переносу та масштабу [4]. Просторові моменти області в точці з координатами (x, y) і значенням функції рівнів сірого $f(x, y)$ обчислюються як:

$$m_{p,q} = \iint x^p y^q f(x, y) dx dy$$

Ми розглядаємо зображення як функцію двох змінних $f(x, y)$ і обчислюємо ряд моментів нижчого порядку для кожного пікселя в зображенні $(p + q) \leq 2$. Моменти обчислюються в межах локальних вікон розміром $W \times W$ навколо кожного пікселя.

В дискретному варіанті ПМ в межах вікна, із центром в пікселі (i, j) , обчислюються як сума при нормалізованих координатах (x_m, y_n) :

$$m_{p,q} = \sum_{-W/2}^{W/2} \sum_{-W/2}^{W/2} f(m, n) x_m^p y_n^q, \quad (1)$$

де m, n – координати точки відносно вікна.

В нашому алгоритмі ми використовуємо рядок-стовпчик момент інерції $m_{1,1}$.

У матриці розподілу рівнів сірого (МРРС) [4] P_d для вектора зміщення $\mathbf{d} = (dx, dy)$ значення елемента $p_{i,j}$ є кількістю входжень пари значень рівнів сірого i та j , які розміщені на відстані \mathbf{d} . Отже, кожній точці зображення $f(x, y)$ можна поставити у відповідність матрицю P_d , яка характеризує розподіл яскравості у вікні розміром $W \times W$ з центром в точці з координатами (x, y) . Елементи матриці P_d визначаються таким чином:

$$P_d(i, j) = \sum_{(m,n) \in D} f_{i,j}(x_{m,n}; x_{m+d, n+d}),$$

де D – квадрат розміром $W \times W$ (W – непарне), $i, j = 0..255$ – значення яскравості точок, $x_{m,n}$ – яскравість точки з координатами (m, n) .

Функція $f_{i,j}(x_{m,n}; x_{m+d, n+d})$ визначається так:

$$f_{i,j}(x_{m,n}; x_{m+d, n+d}) = \begin{cases} 1, & (x_{m,n} = i \text{ та } x_{m+d, n+d} = j) \\ & \text{або } (x_{m,n} = j \text{ та } x_{m+d, n+d} = i) \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$$

Вона є індикатором того, що точки, які знаходяться на заданій відстані, мають певні рівні яскравості. Параметр d визначає відстань, на якій проводиться аналіз сусідніх точок. На основі МРРС визначаються такі текстурні ознаки як енергія, ентропія, контраст, однорідність, кореляція та ін.

По матриці $P_d(i, j)$, що описує розподіл яскравості всередині області з центром в точці (x, y) , обчислюються ознаки текстур. Після оброблення всього зображення для кожної ознаки формується матриця, що зберігає значення ознаки у всіх оброблюваних точках – поле текстурних ознак. Для опису ознак використаємо допоміжні величини: $m_j = \sum_j j P(i, j)$, $p_j = \sum_j P(i, j)$, математичне сподівання

$Mx = \sum_i i p_i$; Нижче наведені формули для обчислення ознак.

1. Сумарне середнє значення:

$$F_1 = \sum_i m_i p_i. \quad (2)$$

2. Інерція:

$$F_2 = \sum_i \sum_j (i - j)^2 P(i, j). \quad (3)$$

3. Другий кутовий момент:

$$F_3 = \sum_i \sum_j P^2(i, j). \quad (4)$$

4. Сумарна кореляція:

$$F_4 = \sum_i \sum_j m_i m_j. \quad (5)$$

Запропонований алгоритм для сегментації текстурного зображення складається з наступних кроків:

1. Побудова текстурного поля G , кожна точка якого $g \in G$ відповідно до (1)

$$g(i, j) = m_{1,1} = \sum_{-W/2}^{W/2} \sum_{-W/2}^{W/2} f(m, n) x_m y_n.$$

2. Нормалізація G , $g \in [0, 255]$.

3. Пошук порогів t_1, t_2, \dots, t_n з допомогою наступних кроків:

а) встановлення інтервалу $R = [a, b]$; $a=0$ і $b=255$.

б) знаходження математичного сподівання μ і середнього квадратичного відхилення S всіх пікселів

на інтервалі R .

в) обчислення порогів t_1 і t_2 як $t_1 = m - kS$ і $t_2 = m + kS$;

г) обчислення нових інтервалів $a = t_1 + 1$, $b = t_2 - 1$;

д) повторювати кроки а-г, $n/2$ разів (n – число порогів) встановлюючи нові межі інтервалів $a = t_1 + 1$, $b = m$ і $a = m + 1$, $b = t_2 - 1$.

4. Сегментація текстурного поля G в результаті чого отримуємо $n+1$ бінарних масок $s_i, i=\{1, \dots, n+1\}$:

$$s_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{якщо } t_{i-1} \leq g(x, y) \leq t_i \\ 0 & \text{інакше} \end{cases},$$

де $t_0 = 0, t_{n+1} = 255$.

5. Сегментація вхідного зображення з метою отримати $n+1$ зображень $\hat{s}_i, i=\{1, \dots, n+1\}$

$$\hat{s}_i(x, y) = \begin{cases} f(x, y) & \text{якщо } s_i(x, y) = 1 \\ 0 & \text{інакше} \end{cases}$$

Для тестування МРРС (5) як текстурної ознаки виконати даний алгоритм, побудувавши на 1 кроці $g(i, j) = F_5$. Параметр k служить для керування інтервалом між найменшим і найбільшим порогом.

Оптимальне число порогів n (відповідно число ітерацій алгоритму) можна задавати апріорно, виходячи із застосування або обирати на основі зміни значення відношення сигнал/шум r . Значення r можна обчислювати між вихідним зображенням та сегментованим з усередненими значеннями пікселів в середині сегментів

Результати експериментальних досліджень

Для написання програмного засобу використано програмне середовище Borland Delphi 7.0. Розроблена комп'ютерна система призначена для аналізу та дослідження цитологічних зображень багат шарового плоского незроговілого епітелію за різних видів дисплазії шийки матки у жінок репродуктивного віку, та гістологічних зрізів тканини молочної залози.

Як показали результати досліджень (рис. 3), алгоритм на основі попередніх розміток чітко виділяє однорідні області, проте для отримання об'єктів на зображенні слід провести додаткову обробку.

На рис. 4,а наведено фрагмент зображення гістологічного зрізу тканини молочної залози. На рис. 4,б наведено поле текстурних ознак побудоване на основі обчислення значень МРРС, на рис. 4,в – на основі ПМ.

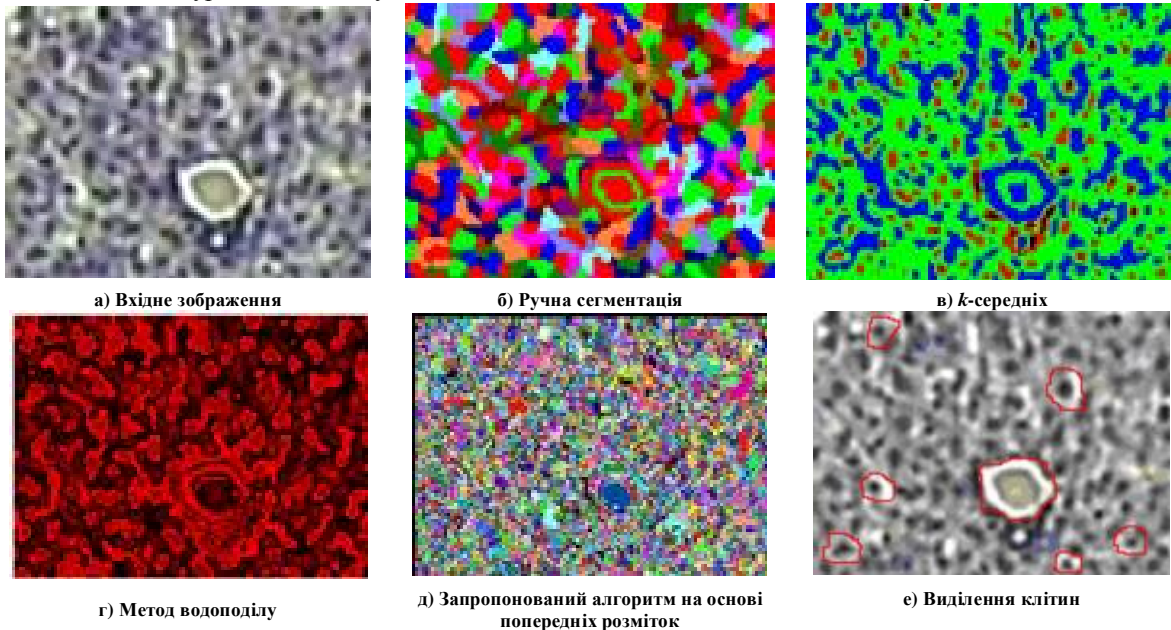


Рис. 3. Попередня розмітка зображень різними методами

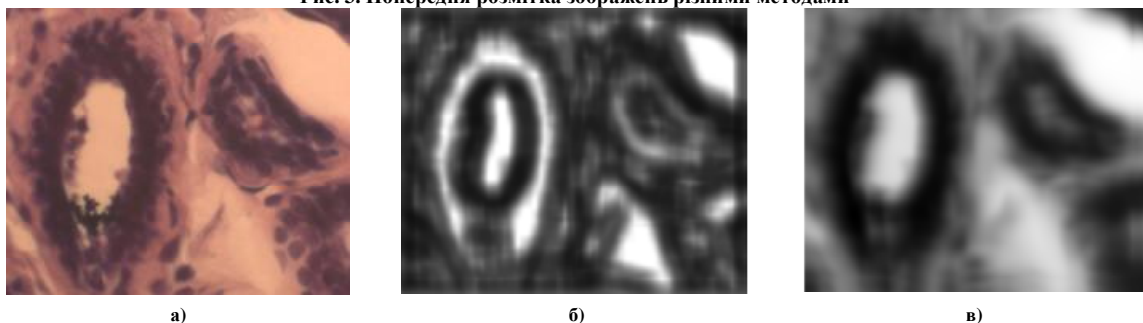


Рис. 4. Простір ознак при текстурній сегментації

Приклади сегментації зображень і виділення дольок молочної залози наведені на рис. 5.

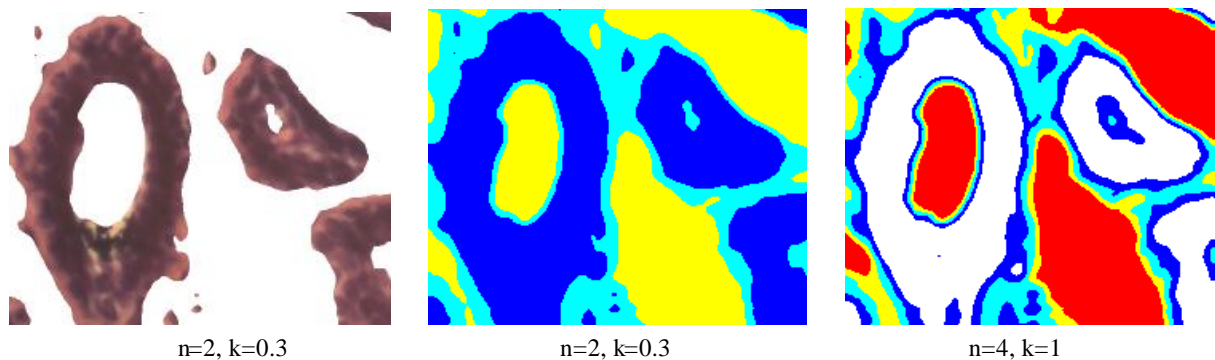


Рис. 5. Побудова розмітки при сегментації на основі ПМ

Зміна r при зміні параметру k при сталій кількості ітерацій наведена на рис. 6.

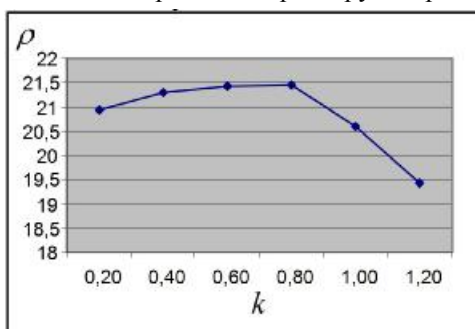


Рис. 6. Зміна значення відношення сигнал-шум при зміні параметру k

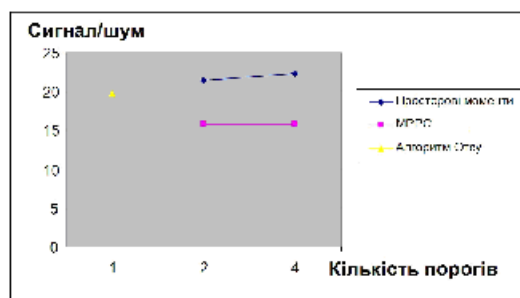


Рис. 7. Відношення сигнал-шум при різній кількості порогів

Зміна r при різній кількості порогів наведена на рис. 7. Для порівняння наведено значення глобального порогу обчислене за алгоритмом Оцу. Алгоритм демонструє вище значення відношення сигнал-шум при заданій кількості порогів і використанні текстурних ознак на основі ПМ.

При підвищенні кількості порогів якість сегментації зростає, але їх вибір залежить також від застосування алгоритму. При сегментації гістологічних зображень кількість порогів вибирається залежно від кількості типів тканин які потрібно виділити.

Висновки

Використання взаємозв'язків точок в деякому околі має ряд переваг в порівнянні з використанням характеристик окремих точок:

- можливість використання для зображень довільного типу;
- збільшена стійкість до сегментації зображень, об'єкти на яких знаходяться в безпосередній близькості один від одного; дана перевага дозволяє використовувати даний алгоритм для сегментації гістологічних зображень;
- зменшення впливу шумів та спотворень вхідного зображення на загальний результат сегментації за рахунок аналізу зображення декількома алгоритмами сегментації;
- зменшення кількості „невизначених” точок, точок, які знаходяться на границях областей і з однаковою вірогідністю можуть належати двом областям.

Література

1. Автандилов Г. Г. Медицинская морфометрия. Руководство. – М.: Медицина, 1990. – 384 с.
2. Bieri M. Wethmar A. Wey N. Quantitative analysis of Alzheimer plaques in mice using virtual microscopy // First European Workshop on Tissue Imaging and Analysis – Germany, 2009 – P.31-38
3. Егорова О. В., Клыкова Е. И., Пантелеев В. Г. Компьютерная микроскопия. – М.: Техносфера, 2005. – 304 с.
4. Pratt W. K. Digital Image Processing: PIKS Inside, Third Edition. – NY, USA.: John Wiley & Sons, Inc., 2001 – 758 p.
5. Форсайт Д. Компьютерное зрение. Современный поход / Понс Дж – СПб.: Вильямс, 2004. – 928 с.
6. Гонсалес Р., Вудс Р.. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
7. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А.Фурман, А.В.Кревецкий, А.К.Передреев, А.А.Роженцов, Р.Г.Хафизов, И.Л.Егошина, А.Н.Леухин. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 592 с.
8. Haralick R.M and. Shapiro L.G. Image Segmentation Techniques // Computer Vision, Graphics and Image Processing, – 1985. – Vol.29 – P.100-132

9. Fu K. Mui J. A survey on image segmentation // Pattern Recognition – 1981- Vol.13 – P.3–16
10. Pal N. Pal S. A survey on image segmentation techniques // Pattern Recognition – 1993- Vol. 26- P.1277–1294.
11. Skarbak W. Koschan A. Color Image Segmentation – A Survey // Technischer Bericht, Technical University of Berlin – Berlin, 1994 – P.94-32.
12. Lucchese L. Mitra S. Color Image Segmentation: A State-of-the-Art Survey, Image Processing, Vision, and Pattern Recognition // Proc. of the Indian National Science Academy (INSA-A) – New Delhi, India: CRC, 2001 – P. 207–221.
13. Zhang Y. Advances in Image And Video Segmentation. – USA: IRM Press, 2006 – 457 p.
14. Березький О.М., Батько Ю.М., Мельник Г.М. Метод сегментації зображень на основі попередніх розміток зображення // Матеріали 4-ї Міжнародної науково-технічної конференції "Комп'ютерні науки та інформаційні технології 2009", 15-17 жовтня, 2009, Україна, Львів – Львів. ПП "Вежа і Ко", 2009 – С. 48-52
15. Березький О.М., Батько Ю.М., Мельник Г.М. Текстурна сегментація біомедичних зображень на основі просторових моментів // Матеріали 4-ї Міжнародної науково-технічної конференції "Комп'ютерні науки та інформаційні технології 2009", 15-17 жовтня, 2009, Україна, Львів. – Львів: ПП "Вежа і Ко", 2009. – С. 42-45

Надійшла 20.12.2009 р.

УДК 622.691

Я.І. ЗАЯЧУК

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ РОБОТОЮ ВІДЦЕНТРОВИХ НАГНІТАЧІВ ПРИРОДНОГО ГАЗУ

Розроблена комп'ютерна система оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів. Програмне забезпечення системи оптимального керування оформлене у вигляді прикладного програмного модуля, інтегрованого у Citect HMI верхнього рівня системи керування.

The system of optimal control for natural gas compressor's operating has been designed. Software of optimal control system has been designed as the applied program module integrated in Citect HMI SCADA-system of control of natural gas compression process.

Ключові слова: компресорна станція, нагнітачі, оптимізація, система керування.

Вступ

Сьогодні питанням енергозбереження приділяється багато уваги. В зв'язку з цим задачі оптимізації роботи компресорних станцій є актуальними, оскільки від їх роботи залежить ефективне функціонування всієї газотранспортної системи України.

Задачу оптимізації управління роботою компресорної станції необхідно вирішувати, якщо:

1. змінюються умови транспортування газу;
2. змінюється конфігурація агрегатів компресорної станції;
3. змінюються режими транспортування газу на компресорній станції або в магістральному газопроводі.

Як критерій оптимальності розглядається мінімізація енергетичних витрат на компримування природного газу [1].

Постановка завдання

Для забезпечення реальної і ефективної оптимізації технологічного процесу необхідне створення єдиної системи, яка б пронизувала всі підрозділи підприємства і пов'язувала їх в єдиний механізм, що дозволяє отримувати точну, достовірну інформацію про технологічні параметри. Одним з основних компонентів АСУ ТП, здатним надавати технологічну інформацію, є додаток SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition). SCADA-системи є одним з провідних програмних продуктів для збору даних, систем моніторингу і керування.

В статті описується комп'ютерна система оптимального керування роботою відцентрових нагнітачів природного газу (рис. 1), сервер якої розроблений на основі SCADA-системи Citect фірми «Сі Technologies», яка призначена для оптимального керування компресорним цехом [2] з урахуванням реального технічного стану газоперекачувального обладнання [1, 3, 4].

Основний розділ

За логікою роботи система розділена на три рівні (рис. 1). Перший рівень містить контролери, які виконують функції локального керування компресорними агрегатами (САК ГПА).

Другий рівень – рівень функціонально-орієнтованих АРМ для реалізації оперативного керування агрегатами КС, зокрема на цьому рівні знаходиться АРМ змінного інженера (АРМ ЗІ).

Третій рівень керування відноситься до рівня диспетчера ЛВУ. На цьому рівні розв'язуються задачі оптимізації та розрахунку техніко-економічних показників роботи КС на рівні ЛВУ.