

УДК 004.92

О.М. Березький, Ю.М. Батько

Тернопільський національний економічний університет, Тернопіль

МЕТОД ВИБОРУ АЛГОРИТМІВ АВТОМАТИЧНОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

В статті запропоновано метод вибору алгоритмів сегментації для автоматичного аналізу біомедичних зображень. Запропонований метод ґрунтується на аналізі вхідного зображення та виділення його характеристик: однорідності та розподілу яскравості.

Ключові слова: автоматична сегментація, однорідність зображення, нечітка логіка.

Вступ

Сегментація зображення – це процес розділення зображення на однорідні, за деяким критерієм, області [1]. В загальному випадку будемо вважати, що кожна з однорідних областей відповідає деякому об'єкту (частині об'єкта), а контур області – контуру об'єкта (частині об'єкта). Процес сегментації є одним з найважливіших етапів під час аналізу цифрових зображень. Алгоритми сегментації розділимо на два класи: автоматичні та автоматизовані. В автоматичних алгоритмах сегментації процес розбиття зображення відбувається без втручання людини на основі деякої апріорної інформації, що зменшує вплив суб'єктивного фактору на результат сегментації. Автоматизовані алгоритми вимагають від користувача контролю та вводу необхідних параметрів безпосередньо під час процесу сегментації.

До задач автоматичної сегментації відносяться такі [2]:

- виділення на зображенні областей з наперед відомими характеристиками (за деяким шаблоном);
- розбиття зображення на однорідні, за певним критерієм (критеріями), області.

Для задач першого класу характерним є пошук однорідних областей із наперед відомими характеристиками: кольором, формою, текстурою, областю,

що відповідають деякому наперед відомому об'єкту (шаблону). Недоліком алгоритмів даної класу є вузькоспеціалізованість. Ці алгоритми використовуються для пошуку об'єктів на зображенні, аналізу сцен тощо.

В задачах другої класу попередньо відсутня будь яка апріорна інформація про характеристики областей, але встановлюються вимоги до самого процесу сегментації. Наприклад, однорідні області повинні бути рівними за площею, або бути однорідні за деяким, наперед не відомим, кольором чи текстурою тощо. Оскільки для даного класу алгоритмів не використовується попередня апріорна інформація, тому вони є більш універсальними. Їх недоліком є складність накладання умов на сам процес розбиття, тому ці алгоритми найчастіше використовуються для попереднього аналізу, конвертації зображення в більш зручну для подальшої роботи форму [3].

В загальному випадку недоліками алгоритмів автоматичної сегментації є складність визначення параметрів процесу розбиття зображення на однорідні області при допустимій похибці сегментації. Хибне встановлення апріорних параметрів може привести до спотворення результатів сегментації, що в подальшому може ускладнити (зробити неможливим) аналіз вхідних зображень. При збільшенні рівня допустимої похибки можна отримати декілька “вірних”

розбиттів, проте збільшується ймовірність втрати деяких однорідних областей (частин об'єктів).

Одним з важливих етапів процесу автоматичної сегментації є контроль за достовірністю отриманих результатів. Критеріями контролю є [4]:

- однорідність областей (за яскравістю, кольором, текстурою тощо);
- відсутність невеликих “дир” в середині областей;
- точність границь областей;
- чітка різниця між сусідніми однорідними областями;
- відсутність точок, що з однаковою ймовірністю можуть належати двом або більше сусіднім однорідним областям.

Окрім вимог до якості сегментації, іншими критеріями можуть бути: часові затримки, трудоемність процесу, кількість пам'яті та можливість розпаралелення тощо [5]. Оскільки алгоритми сегментації ґрунтуються на різних критеріях розбиття, то під час вибору алгоритму необхідно орієнтуватись на пріоритетні критерії.

Постановка задачі

Нехай дано поле зору:

$$P = \{(x, y) \mid 0 \leq x \leq N-1, 0 \leq y \leq W-1\},$$

де N та W – висота та ширина прямокутної ділянки поля зору. На даному полі зору задане зображення Im . Крім цього задана множина алгоритмів сегментації $\{A_{S_i}\}, i = \overline{1, P}$.

Сегментація полягає в розбитті початкового зображення на однорідні області, які не перетинаються, тобто $Im = \bigcup_{i=1}^r O_i$, де r – кількість однорідних областей на зображенні згідно вибраного критерію однорідності, причому $O_i \cap O_j \neq \emptyset$.

Відома сегментація виконана людиною-експертом у даній предметній області (люди не експерти виконують сегментацію по різному)

$$Im^{Se} = O_1^{Se} + O_2^{Se} + \dots + O_m^{Se}.$$

Сегментація після кожного алгоритму сегментації буде різною:

$$Im^{AS_i} = O_1^{AS_i} + O_2^{AS_i} + \dots + O_m^{AS_i},$$

де i – номер алгоритму сегментації $i = \overline{1, P}$.

Похибка сегментації після виконання i -го алгоритму дорівнює:

$$\Delta Im^{AS_i} = Im^{Se} - Im^{AS_i} = (O_1^{Se} - O_1^{AS_i}) + (O_2^{Se} - O_2^{AS_i}) + \dots + (O_m^{Se} - O_m^{AS_i}).$$

Необхідно знайти:

i -й номер алгоритму сегментації:

$$i = \arg \min_{AS} \rho(Im^{Se}, Im^{AS_i}),$$

де ρ – задана метрика.

Розв'язок задачі

Метод автоматичного вибору алгоритмів сегментації.

Як відомо, результати роботи алгоритмів сегментації можна оцінити після проведення процесу сегментації. З метою забезпечення вибору найкращого алгоритму сегментації для вхідного зображення необхідно володіти апріорною інформацією про характеристики зображення та алгоритми сегментації. Апріорною інформацією для вхідного зображення є аналіз гістограм розподілу яскравості та каналів кольорів у відповідній моделі представлення. Метод автоматичного вибору представимо у вигляді кроків.

Крок 1. Завантаження зображення Im .

Крок 2. Перевірка зображення на наявність об'єктів із наперед відомими характеристиками (шаблони). Якщо шаблон відомий, то використовуються алгоритми сегментації на основі пошуку об'єктів за шаблонами. Перехід на крок 11.

Крок 3. Перевірка зображення на наявність тільки двох кольорів (бінарне зображення). Якщо зображення бінарне, то використовуються алгоритми порогової сегментації з автоматичним визначенням порогу на основі аналізу гістограм. Перехід на крок 11.

Крок 4. Аналіз гістограми розподілу яскравості. Якщо на гістограмі присутні декілька чітко видимих піків, то використовуються алгоритми порогової сегментації. Пороги в даному випадку вибирається як мінімальне значення гістограми розподілу між піками. Перехід на крок 11.

Крок 5. Розбиття зображення на окремі комірки $Q_{i,j}$ розміром $N \times M$ (значення N та M не повинні перевищувати 10% значень ширини та висоти вхідного зображення):

$$Im = \{Im(x, y) \in Q_{i,j} \mid x \in i * k, y \in j * l\},$$

де $i = \overline{0, W/N-1}, j = \overline{0, H/M-1};$

$$k = \overline{0, N-1}, l = \overline{0, M-1};$$

W та H – ширина та висота зображення Im .

Приклад розбиття зображення представлено на рис. 1.

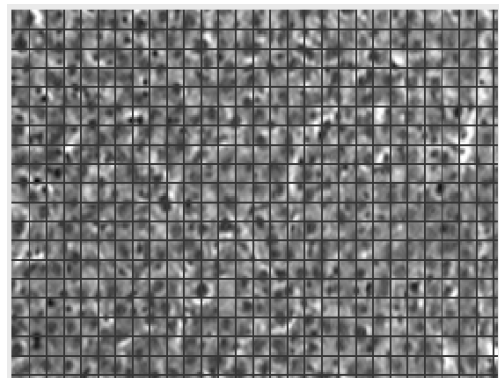


Рис. 1. Приклад розбиття вхідного зображення на окремі комірки

Крок 6. Нарощування неповних комірок. Якщо крайні комірки сформовані з недостатньої кількості точок, то необхідно до зображення приєднати точки шляхом дзеркального копіювання. Приклад приєднання точок наведено на рис. 2.

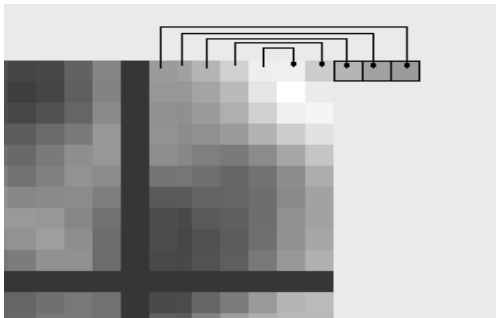


Рис. 2. Приклад формування повної комірки

Крок 7. Обчислення середнього значення яскравості $\bar{B}_{i,j}$ та кожного з каналів базису RGB: $\bar{C}_{r_{i,j}}$, $\bar{C}_{g_{i,j}}$, $\bar{C}_{b_{i,j}}$ для z комірок:

$$\bar{B}_{i,j} = \frac{\sum_{x=N^*i}^{N^*(i+1)-1} \sum_{y=M^*j}^{M^*(j+1)-1} I_m(x,y)}{N^*M},$$

$$i = \overline{0, W/N-1}, j = \overline{0, H/M-1}.$$

Середні значення для каналів $\bar{C}_{r_{i,j}}$, $\bar{C}_{g_{i,j}}$, $\bar{C}_{b_{i,j}}$ обчислюються аналогічно.

Крок 8. Обчислення кількості точок для кожної комірки $D_{i,j}$, значення яскравості для яких відрізняються від середнього більше за поріг t .

$$D_{i,j} = \begin{cases} D_{i,j} + 1, & |B_{i,j} - I_m(x,y)| \leq t; \\ D_{i,j}, & \text{else,} \end{cases}$$

де $x = \overline{N^*i, N^*(i+1)-1}$, $y = \overline{M^*j, M^*(j+1)-1}$. Значення порогу t було отримано експериментальним шляхом. Якщо $D_{i,j} \geq (M^*N)^*0,75$, то використовуються алгоритми блокової сегментації з автоматичним визначенням порогу на основі аналізу гістограм. Перехід на крок 11.

Під подібністю сусідніх точок будемо розуміти відсутність різниці в значеннях їх показника яскравості (для градацій сірого) або кольорового компонента (для кольорових зображень).

Під однорідністю зображення будемо розуміти відсутність (наближення до 0) різниці в значеннях показників яскравості (для градацій сірого) та кольорового компонента (для кольорових зображень) для всіх точок зображення.

Крок 9. Визначення коефіцієнта подібності між сусідніми точками при їх восьмизв'язності.

$$K(x, y) = \sum_{z=1}^8 k(x_z, y_z), |x - x_z| \leq 1, |y - y_z| \leq 1;$$

$$k(x_z, y_z) = \begin{cases} 1, & \Delta \geq \sqrt{(R - R_z)^2 + (G - G_z)^2 + (B - B_z)^2}, \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

де Δ – порогове значення для подібності сусідніх пікселів, при цьому різниця між відповідними складовими кольорового базису не повинна перевищувати 10, тобто $|R - R_z| \leq 10, |G - G_z| \leq 10, |B - B_z| \leq 10$. Значення порогів визначено експериментально.

Крок 10. Визначення рівня однорідності для вхідного зображення I_m . Для характеристики рівня однорідності введено коефіцієнти $K_{pic1} \dots K_{pic4}$, які обчислюються на основі кількості точок з певними коефіцієнтами подібності.

$$\begin{aligned} \text{а) } K_{pic1} &= \begin{cases} K_{pic1} + 1, & (K(x,y) = 7) \text{ or } (K(x,y) = 8) \\ K_{pic1}, & \text{else} \end{cases}; \\ \text{б) } K_{pic2} &= \begin{cases} K_{pic2} + 1, & (K(x,y) = 0) \text{ or } (K(x,y) = 1) \\ \text{or } (K(x,y) = 2) \\ K_{pic2}, & \text{else} \end{cases}; \\ \text{в) } K_{pic3} &= \begin{cases} K_{pic3} + 1, & (K(x,y) = 5) \text{ or } (K(x,y) = 6) \\ K_{pic3}, & \text{else} \end{cases}; \\ \text{г) } K_{pic4} &= \begin{cases} K_{pic4} + 1, & (K(x,y) = 3) \text{ or } (K(x,y) = 4) \\ K_{pic4}, & \text{else} \end{cases}. \end{aligned}$$

Визначаємо максимальне значення коефіцієнта: $\max(K_{pic1}, K_{pic2}, K_{pic3}, K_{pic4})$.

Тоді рівень однорідності вхідного зображення буде рівний:

1) Значення коефіцієнта K_{pic} рівне:

$K_{pic} = \frac{K_{pic1}}{M \times N}$, при $K_{pic1} \rightarrow \max$. При цьому виділимо рівень "максимальної однорідності", коли $K_{pic} \geq 0.875$ і "достатньої однорідності" при умові $0.875 > K_{pic} \geq 0.5$.

2) У випадку коли $K_{pic2} \rightarrow \max$, значення

$K_{pic} = 1 - \frac{K_{pic2}}{M \times N}$. Тоді рівень "мінімальної однорідності" буде при умові $K_{pic} \leq 0.125$, а рівень "простої однорідності" коли $0.5 > K_{pic} > 0.125$.

3) Коли коефіцієнт $K_{pic3} \rightarrow \max$, то значення

$K_{pic} = \frac{K_{pic3}}{M \times N}$. Тоді рівень "достатньої однорідності" буде при $K_{pic} \geq 0.5$.

4) У випадку максимального значення четвертого коефіцієнту, тобто $K_{pic4} \rightarrow \max$, значення

$K_{pic} = 1 - \frac{K_{pic4}}{M \times N}$. При цьому виділимо рівень "простої однорідності" при $K_{pic} \leq 0.5$.

Відповідно до певного рівня однорідності виберемо алгоритми сегментації.

Рівень "максимальної однорідності". Зобра-

ження з однорідною або градієнтною заливкою, або з великими однорідними об'єктами. Рекомендується використовувати алгоритми водоподілу.

Рівень "достатньої однорідності". Зображення з однорідними об'єктами, присутні зміни кольору або яскравості на границях об'єктів. Рекомендується використовувати порогову сегментацію з декількома порогами.

Рівень "простої однорідності". Зображення з невеликими однорідними об'єктами, значення кольорової компонента або яскравості сусідніх об'єктів можуть бути подібними. Однорідні об'єкти можуть включати в себе не однорідні елементи. Рекомендується використовувати кластерний аналіз.

Рівень "мінімальної однорідності". Зображення з великою кількістю малих однорідних об'єктів з не чіткими змінами кольору або яскравості на границях об'єктів. Зображення слабо піддається сегментації. Можливо об'єкти мають не однорідну структуру і характеризуються певною текстурою. Рекомендується використовувати сегментацію на основі взаємозв'язків між сусідніми точками.

Вибір алгоритму сегментації на основі нечіткої логіки.

Для вибору алгоритму сегментації використовуємо Fuzzy Logic Toolbox, що входить до складу Matlab. Введемо такі терм-множини (рис. 3):

1) Кількість піків гістограми (gis), що характеризує кількість піків гістограми розподілу яскравості на зображенні:

$$gis = \{ "1", "2-3", ">3" \}.$$

2) Швидкодія роботи алгоритмів (time) – визначає час роботи різних алгоритмів сегментації на робочих станціях з ідентичними технічними характеристиками:

$$time = \{ "fast", "norm", "slow" \}.$$

3) Однорідність зображення (eq) – визначає рівень однорідності вхідного зображення на основі коефіцієнта Кріс :

$$eq = \{ "min", "mmin", "mmax", "max" \}.$$

4) Тип алгоритму (alg) – визначає алгоритм сегментації, який оптимальний для даного типу вхідного зображення:

$$alg = \{ "thred", "thredN", "block", "water", "class", "textur" \}.$$

Для кожної з терм-множини задамо функцію належності (рис. 3):

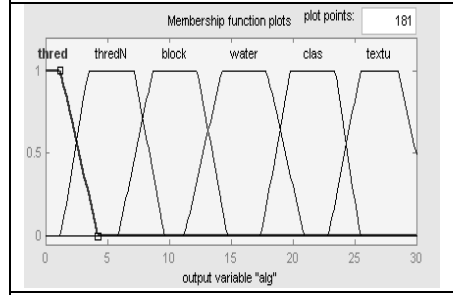
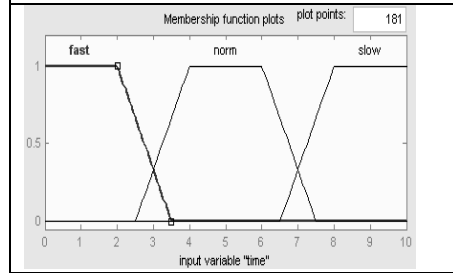
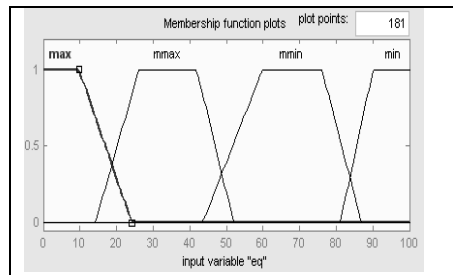


Рис. 3. Приклади функцій належності для введених терм-множин

За допомогою редактора правил сформовано базу із 36 правил (рис. 4).

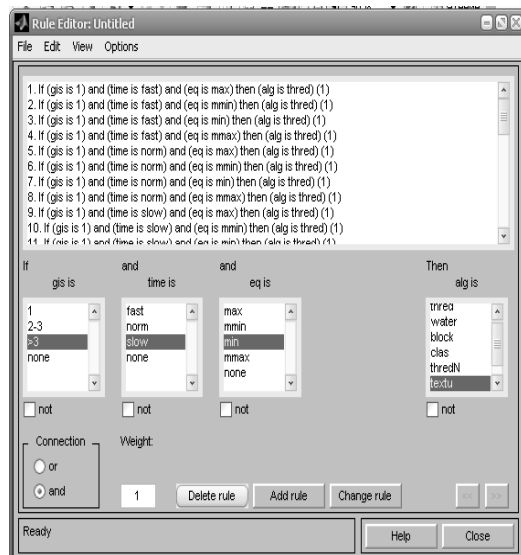


Рис. 4. Головне вікно редактора правил

Приведемо приклади сформованих правил:

1) Якщо кількість порогів лежить в межах від 2 до 3 і час виконання алгоритму сегментації швидкий та зображення із рівнем "достатньої однорідності",

то використовуємо метод порогової сегментації з декількома порогами (рис. 5, г):

```
if gis="2-3" and time="fast" and eq="mmax" then
alg="thredN":
```

2) Якщо кількість порогів більша 3 і час виконання алгоритму сегментації нормальний та зображення з рівнем "простої однорідності", то використовуємо метод водоподілу (рис. 5, е):

```
if gis=">3" and time="norm" and eq="mmin" then
alg="class".
```

3) Якщо кількість порогів більша 3 і час виконання алгоритму сегментації нормальний та зобра-

ження з рівнем "простої однорідності", то використовуємо метод кластерного аналізу (рис. 5, д):

```
if gis=">3" and time="norm" and eq="min" then
alg="class".
```

Крок 11. Виконання вибраного алгоритму сегментації зображення.

Експериментальні дослідження

Для тестування розробленого алгоритму було використано Image Toolbox та Fuzzy Logic Toolbox, що входять Matlab. Типові приклади зображень для різних алгоритмів сегментації, приведена на рис. 5.

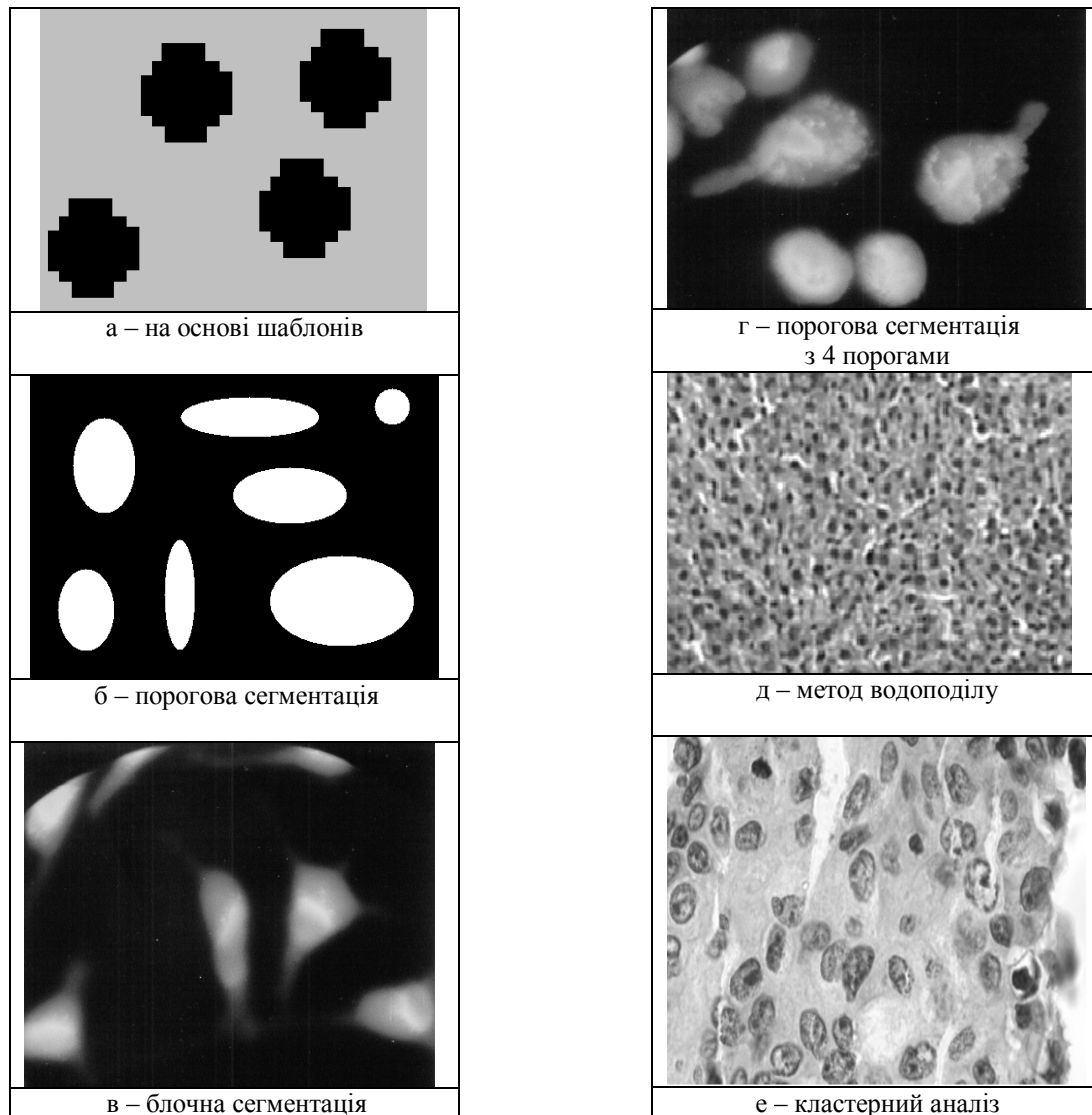


Рис. 5. Приклад визначення алгоритмів сегментації

Оцінку результатів роботи алгоритмів сегментації проведено на основі цитологічного зображення (рис. 5, е). В якості параметрів порівняння взято час та точність роботи алгоритмів.

На рис. 6 наведено порівняльну діаграму швидкості роботи алгоритмів. Під час реалізації алгоритмів в код програми була внесена затримка 0,001с

після опрацювання кожної точки зображення. Розмір вхідного зображення рівний 300×250 точок.

Аналіз результатів показує, що алгоритм порогової сегментації розділив вхідне зображення в 2-3 рази швидше за інші. Це пояснюється більшою обчислювальною складністю алгоритмів кластерного аналізу, водоподілу, та блочної сегментації.

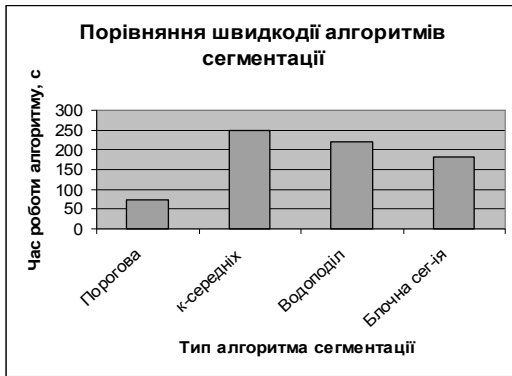


Рис. 6. Порівняння часу роботи алгоритмів сегментації

Здійснено порівняння точності результатів сегментації виконаної різними алгоритмами з розміткою людини-експерта (рис. 7).



Рис. 7. Порівняння точності роботи алгоритмів сегментації

Результати досліджень довели, що алгоритми порогової та блочної сегментації більш чутливі до точок, що знаходяться на границі між двома однорідними областями.

Проведемо порівняльний аналіз алгоритмів сегментації на основі критерію швидкодія/точність (рис. 8). Як показують результати експериментів, вибраний алгоритм сегментації опрацював зображення за допустимий час та з максимальною точністю.

Висновки

Перевагами розробленого алгоритму є:

- можливість роботи з зображеннями різних типів (бінарні, кольорові, з однотипними та різнотипними об'єктами на зображенні тощо);



Рис. 8. Порівняння роботи алгоритмів сегментації за критерієм швидкодія/точність

- можливість вибору оптимального алгоритму сегментації на основі критерію швидкодія/точність;

- підбір вхідних параметрів для роботи алгоритмів сегментації, наприклад, значення та кількість порогів для порогової сегментації або тип шаблону для зображень з однотипними об'єктами.

Недоліком запропонованого алгоритму є:

- додаткові часові затрати на попередній аналіз вхідного зображення, тому даний алгоритм доцільно використовувати для групи зображень.

Список літератури

1. Вежневцев А. Методы сегментации изображений: автоматическая сегментация // А. Вежневцев, О. Баринаова [Электронный ресурс]. – Режим доступа по ресурсу: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/147>.
2. Harlick R.M. Image Segmentation Techniques / R.M. Harlick, L.G. Shapiro // Computer Vision, Graphics and Image Processing. 1985. – P. 100-132.
3. Pratt. W.K. Digital Image Processing / W.K. Pratt. – PIKS Inside. – 4th Edition. – 2007. – 767 p.
4. Forsait D. Computer vision. Modern hike / D. Forsait, G. Pons. – Viljams, 2004. – 785 p.
5. Gonsales R. Digital image prossecing / R. Gonsales, R. Vuds. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
6. Soifer V.A. Methods of the computer images processing / V.A. Soifer. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.

Надійшла до редколегії 4.02.2013

Рецензент: д-р техн. наук М.П. Дивак, Тернопільський національний економічний університет, Тернопіль.

МЕТОД ВЫБОРА АЛГОРИТМОВ АВТОМАТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ БИОМЕДИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

О.Н. Березский, Ю.М. Батко

В статье предложен метод выбора алгоритмов сегментации для автоматического анализа биомедицинских изображений. Предложенный метод основывается на анализе входного изображения и выделения его характеристик: однородности и распределения яркости.

Ключевые слова: автоматическая сегментация, однородность изображения, нечеткая логика.

METHOD OF CHICE ALGORIHMS FOR AVTOMATIC SEGMENTATION OF BIOMEDICAL IMAGES

O.M. Berezskiy, Yu.M. Batko

In the article represent method of choice algorithms segmentation for the automatic analysis of biomedical images. The offered method is based on the analysis of input image and selection of his descriptions: homogeneity and distributing of brightness.

Keywords: automatic segmentation, homogeneity of image, fuzzy logic.