

4. ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ



Науковий вісник НЛТУ України
Scientific Bulletin of UNFU

<http://nv.nltu.edu.ua>

<https://doi.org/10.15421/40280325>

Article received 22.03.2018 р.

Article accepted 26.04.2018 р.

УДК 681.518:004.93.1



ISSN 1994-7836 (print)

ISSN 2519-2477 (online)

@ ✉ Correspondence author

O. Yo. Pitsun

o.pitsun@tneu.edu.ua

О. М. Березький, О. Й. Пісун

Тернопільський національний економічний університет, м. Тернопіль, Україна

АДАПТИВНИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ МЕТРИК

Проаналізовано сучасні алгоритми сегментації зображень, що дало змогу виділити їх переваги та недоліки для застосування в медичних цілях. Для діагностування передракових та ракових станів молочної залози використовують цитологічні та гістологічні зображення. Процес опрацювання таких зображень є важким і рутинним процесом, що потребує наявності спеціалізованих знань у медиків в галузі комп'ютерного зору. Недоліком біомедичних зображень є низька якість, неоднорідність освітлення у процесі формування зображень, низька контрастність. Неможливо застосувати одні і ті ж алгоритми і їх параметри до різних зображень, тому актуальним постає завдання розроблення адаптивних систем сегментації зображень. З'ясовано, що алгоритм сегментації методом водорозподілу у комбінації з методом порогової сегментації показав найкращі результати. Охарактеризовано закономірності між вхідними даними біомедичних зображень та алгоритмами сегментації. Сформовано правила нечіткої логіки для підбору параметрів алгоритмів біомедичних зображень. Розроблення автоматичної системи підбору параметрів сегментації цитологічних і гістологічних зображень є актуальним завданням, що підвищить якість опрацювання зображень.

Ключові слова: біомедичні зображення; метрика Громова-Фреше; метрика Громова-Хаусдорфа.

Вступ. У системах автоматизованої мікроскопії (САМ), таких як imageJ, AxioVison, Amira, BioImageXD, сегментація зображень відіграє ключову роль. За її допомогою можна виділити досліджувані мікрооб'єкти та обчислити їх кількісні характеристики для подальшої класифікації. Гістологічні та цитологічні зображення характеризуються високим рівнем складності оброблення, адже цей тип зображень піддається значному впливу імпульсних шумів (Berezsky, & Pitsun, 2016). Ще одними недоліками мікроскопічних зображень є нерівномірне освітлення та низький рівень контрастності. Важливим етапом опрацювання зображення є попереднє оброблення та фільтрація. Цей етап дає змогу знизити рівень імпульсного та гаусового шумів, за допомогою гістограмного вирівнювання – збалансувати рівень яскравості, підвищити контрастність та застосувати морфологічні операції. У роботі (Adatrao, & Mittal, 2016) порівнюють різні способи попереднього оброблення зображень на основі їхньої здатності видаляти шум та сегментувати зображення. У роботі (Kaur, & Gupta, 2015) запропоновано вдосконалений обчислювальний підхід, що базується на градієнтному фільтрі зображень. Розроблений підхід дає змогу ефективно виявляти контури об'єктів та зменшує невідповідну інформацію, створену з фону та текстури. Алгоритми просторової фільтрації проаналізовано у роботах (Туаркін et al., 2015; Gustavo et al., 2014). У роботі (Zhu, & Huang, 2012) розроблено покращений алгоритм медіан-

ної фільтрації. Обчислювальна складність алгоритму зменшується до $O(N)$, і ефективність зниження шуму – покращується.

У роботі (Masood et al., 2015; Yeo et al., 2014; Divya &, Jayanthi, 2015; Campadelli, Casiraghi & Pratisoli, 2010) розглянуто та проаналізовано різні підходи до класифікації алгоритмів сегментації. У роботі (Romanenko, 2016; Akhmetshin & Akhmetshina, 2010; Norouzi, 2014) проведено огляд основних методів сегментації об'єктів на цифровому зображенні, а також подано аналіз ефективності застосування цих методів для сегментації об'єктів нерегулярного вигляду.

Кількісне оцінювання якості сегментації дає змогу об'єктивно визначити найкращий метод та його вхідні параметри. Перевагою кількісної оцінки над якісною є відсутність суб'єктивного (людського) фактору. Порівняно із алгоритмами FRAG, застосування метрик для знаходження відстані між об'єктами дає змогу точніше оцінити їх подібність (Schlesinger, Vodolazskiy & Yakovenko, 2016; Ahn et al., 2016; Gudmundsson & Smid, 2015).

Будь-яке зображення має такі вхідні параметри: середній рівень яскравості, середні значення червоного, зеленого та синього каналів. Ці параметри зберігаються в базі даних для подальшої побудови правил вибору алгоритму сегментації для зображень з тестової вибірки.

Використання бази даних для зберігання результатів тестування зображень, правил підбору методів сегмен-

Інформація про авторів:

Березький Олег Миколайович, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерної інженерії. Email: ob@tneu.edu.ua

Пісун Олег Йосипович, аспірант. Email: o.pitsun@tneu.edu.ua

Цитування за ДСТУ: Березький О. М., Пісун О. Й. Адаптивний метод сегментації зображень на основі метрик. Науковий вісник НЛТУ України. 2018, т. 28, № 3. С. 122–126.

Citation APA: Berezky, O. M., & Pitsun, O. Yo. (2018). Adaptive Method for Metric-Based Image Segmentation. *Scientific Bulletin of UNFU*, 28(3), 122–126. <https://doi.org/10.15421/40280325>

тації та його параметрів дає змогу підвищити універсальність розробленої системи (Berezsky, Dubchak & Pitsun, 2017; Berezky et al., 2017a; 2017b). За допомогою клієнт-серверної технології можна здійснювати тестування великої кількості зображень, в такий спосіб підвищуючи точність підбору параметрів.

Більшість САМ володіють статичним набором алгоритмів сегментації та вимагають персональної участі людини для підбору параметрів. Вибір методу сегментації та його вхідних параметрів є складним і трудомістким процесом, тому розроблення системи автоматичного тестування методів сегментації для біомедичних зображень є важливим та актуальним завданням. Навчальна вибірка складається зі 100 гістологічних і цитологічних зображень.

Мета дослідження – розробити адаптивний метод сегментації зображень на основі метричного підходу і провести комп'ютерні експерименти вибору алгоритмів сегментації та їх параметрів для цитологічних і гістологічних зображень.

Матеріал і методи дослідження. Тестування алгоритмів сегментації. Метод автоматичного підбору алгоритмів сегментації складається із двох головних частин: навчання системи на навчальній вибірці та робота на тестовому наборі зображень, що не увійшли в навчальну вибірку. Для отримання найкращого результату було підібрано наявні алгоритми та їх комбінації. Процес сегментації зображень є трудомістким, тому внаслідок ручного тестування було підібрано межі параметрів алгоритмів. Наприклад, для порогової сегментації оптимальним є нижній поріг у межах від 35 до 175. Застосування значення нижнього порогу за межами цього діапазону значно знижує якість оброблення. Графічне представлення послідовності етапів тестування алгоритмів сегментації гістологічних та цитологічних зображень наведено на рис. 1 (BR_A – середній рівень яскравості, R_A , G_A , B_A – середні значення червоного, зеленого та синього каналів зображення відповідно).

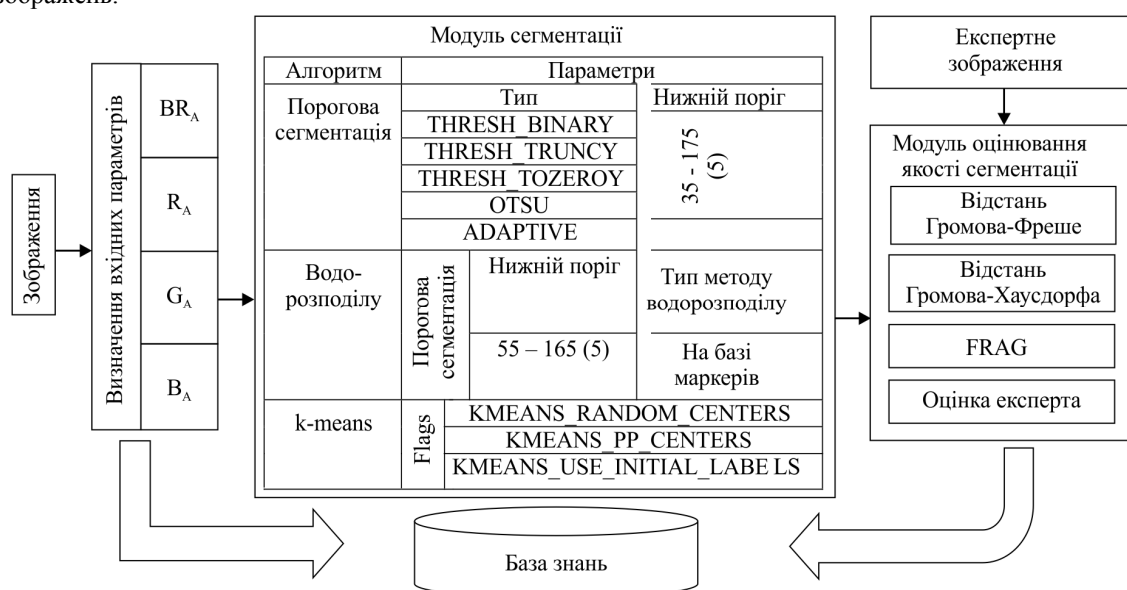


Рис. 1. Структурна схема тестування алгоритмів сегментації зображень

Метод вибору алгоритму та параметрів сегментації такий:

1. Визначення вхідних параметрів зображення (рівень яскравості, середні значення червоного, зеленого та синього каналів);
2. Сегментація зображення. На цьому етапі застосовують такі методи: порогова сегментація, метод водорозподілу, метод k -середніх. Для порогової сегментації застосовується набір значень нижнього порогу (35–175) із кроком 5. Метод k -середніх для тестування використовує набір різних значень прапорців (див. рис. 1);
3. Оцінка результатів сегментації. Кожне зображення порівнюється із еталонною сегментацією, проведеною експертом. Для оцінки подібності між зображеннями застосовується метрика Громова-Хаусдорфа, Громова-Фреше, параметр FRAG. Додатково використовується суб'єктивна оцінка, проведена людиною;
4. Найкращий результат записується до бази даних для подальшого формування правил.

Модуль оцінки якості сегментації. Для оцінювання якості сегментації використано метод, який базується на знаходженні відстаней між зображеннями з використанням метрик.

Для знаходження відстаней між зображеннями використаємо метрики Хаусдорфа, Фреше. Для знаходження

найменших відстаней між зображеннями використаємо метрики Громова-Хаусдорфа та Громова-Фреше.

Дано основні визначення метрик.

Метрика Фреше. Для двох кривих $f: [a, b] \rightarrow X$ і $g: [a', b'] \rightarrow X$ відстань Фреше між ними рівна:

$$d_F = \inf_{\alpha, \beta} \sup_{t \in [0, 1]} d(f(\alpha(t)), g(\beta(t))),$$

де: $d(x, y)$ – евклідова відстань між точками x і y ; α та β – довільні неперервні неспадні функції з проміжку $[0, 1]$ на проміжки $[a, b]$ та $[a', b']$ відповідно. Значення функції $\alpha(0) = 0$ і $\alpha(1) = 1$, і аналогічно для функції β (Romanenko, 2016).

Метрика Хаусдорфа. Для метричного простору (X, d) хаусдорфовою метрикою d_H називають метрику на сукупності \mathfrak{S} всіх непорожніх компактних підмножин X , яка задається так:

$$d_H^X(A, B) := \max \left\{ \max_{x \in A} \min_{y \in B} d(x, y), \max_{y \in B} \min_{x \in A} d(x, y) \right\}.$$

Метрика Громова-Хаусдорфа. Ця відстань між двома компактними множинами A і B рівна:

$$d_{GH}(A, B) := \inf_{X, f, g} d_H^X(f(A), g(B)),$$

де $f: A \rightarrow X$, $g: B \rightarrow X$ – ізометричні вкладення у деякий метричний простір (X, d) .

Метрика Громова-Фреше. Аналогічно для знаходження найменшої відстані між двома кривими використаємо метрику Громова-Фреше

$$d_{GF}(S, Q) = \inf_{X, S, Q} d_F^X(f(S), g(Q)),$$

де $f: S \rightarrow X$, $g: Q \rightarrow X$ – ізометричні вкладення у простір (X, d) .

Модуль автоматичної сегментації зображень. Графічне представлення модуля автоматичної сегментації наведено на рис. 2. Як і на етапі навчання, на першому кроці відбувається виділення вхідних параметрів зображення.

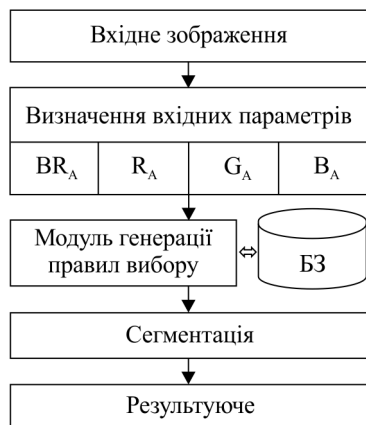


Рис. 2. Алгоритм автоматичної сегментації зображень

Алгоритм роботи модуля автоматичної сегментації такий:

1. Завантаження зображення;
2. Виділення вхідних параметрів зображення (рівень яскравості, середні значення червоного, зеленого та синього каналів);
3. Пошук методу сегментації та його параметрів у базі даних;
4. Сегментація вибраним методом;
5. Збереження результату.

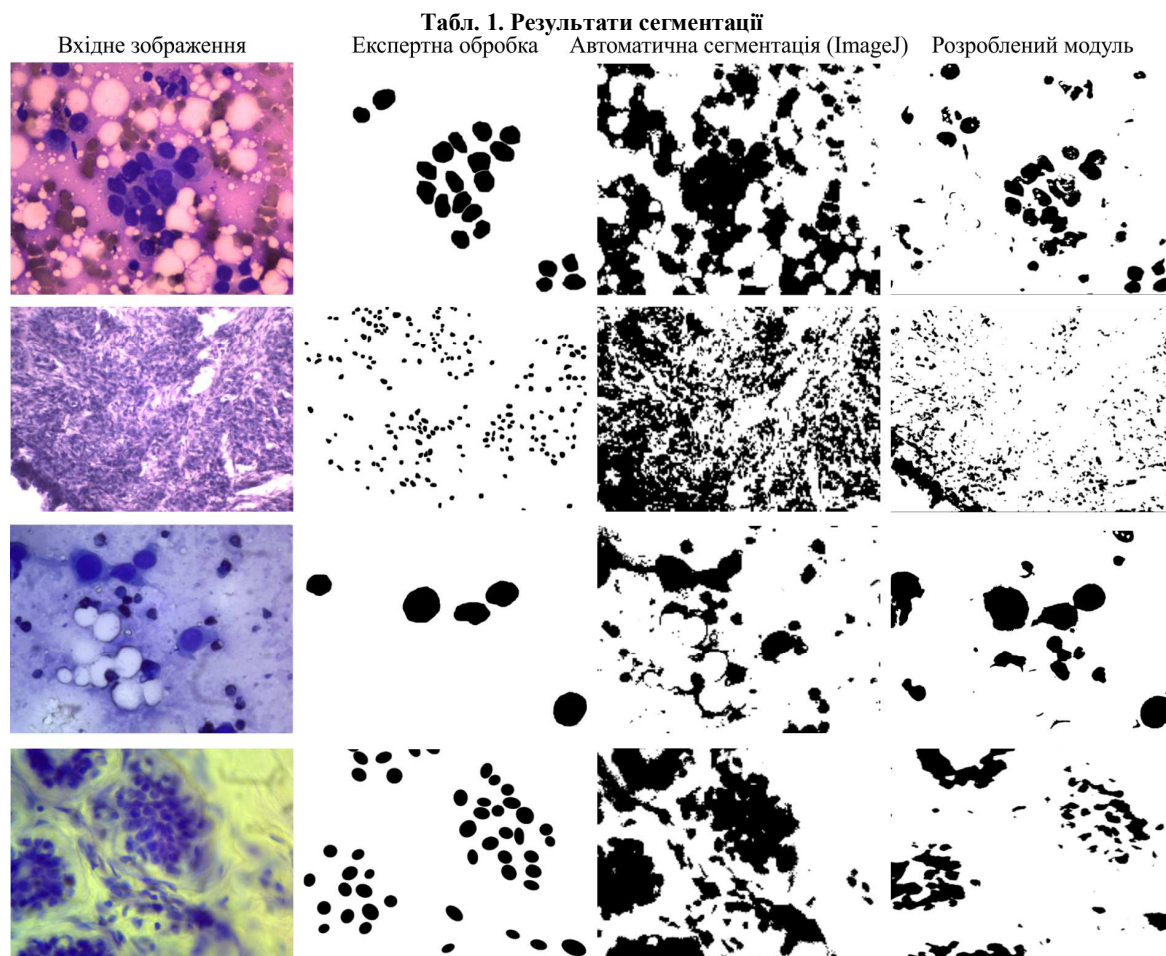
Структура бази даних. База даних для зберігання результатів навчання системи складається із двох таблиць. Таблиця "InputParameters" призначена для зберігання інформації про вхідні параметри зображення. Таблиця "AlgorithmParameters" призначена для зберігання результатів навчання. Таблиця складається з полів, де зберігається інформація про найкращий алгоритм та його параметри залежно від вхідних параметрів зображення.

Структуру таблиць наведено на рис. 3.

Таблиця "InputParameters"		z	
Поля	Тип	Поля	Тип
id	integer	id	integer
Brightness	integer	Img_id	integer
Red	integer	Algorithm_id	integer
Green	integer	Parameters	String
Blue	integer	Expert_evaluate	integer

Таблиця «Algorithm»	
id	integer
name	string

Рис. 3. Структура таблиць бази даних



Структура таблиць відповідає основним формам нормалізації бази даних для усунення надлишковості інформації.

Результати дослідження. Результати роботи системи автоматичного підбору параметрів сегментації гістологічних та цитологічних зображень наведено у табл. 1. Вхідними даними у таблиці є початкове зображення, маска, оброблена експертом, результат автоматичної порогової сегментації програмним засобом ImageJ та результат роботи розробленого модуля.

З огляду на наведені вище результати можна зробити висновок, що розроблена система автоматичного підбору параметрів сегментації має кращі результати порівняно із методами автоматичної сегментації програмного комплексу ImageJ.

Для кожної групи вхідних параметрів на основі експертних оцінок було виділено лінгвістичні оцінки розподілу алгоритмів сегментації та їх параметрів залежно від вхідних параметрів. У табл. 2 наведено лінгвістичні оцінки значень сегментації зображень, де ДН – дуже низька якість, Н – низька якість, С – середня, В – висока якість сегментації.

Табл. 2. Лінгвістичні оцінки методів сегментації зображень

Метод \ Нижнє порогове значення	65	85	95	105	120	140	160
THRESHOLD thresh_binary	ДН	ДН	Н	С	С	Н	Н
THRESHOLD thresh_otsu	Н	Н	Н	В	С	С	Н
THRESHOLD thresh_binary + thresh_otsu	С	С	С	В	В	С	Н
THRESHOLD adaptive_thresh_gaussian_c	Н	С	С	С	С	С	Н
WATERSHED thresh_binary + thresh_otsu	С	С	В	В	В	С	С
K-MEANS thresh_binary + thresh_otsu	Н	С	С	В	С	С	Н

Приклад деяких правил виглядає так:

- **If** Brightness = 32 **And** BlueValue = 201 **Then** Algorithm = Watershed + Threshold, lowThreshold = 150
- **If** Brightness = 119 **And** BlueValue = 229 **Then** Algorithm = Watershed + Threshold, lowThreshold = 95
- **If** Brightness = 194 **And** BlueValue = 114 **Then** Algorithm = Watershed + Threshold, lowThreshold = 100
- **If** Brightness = 230 **And** BlueValue = 142 **Then** Algorithm = Watershed + Threshold, lowThreshold = 100
- **If** Brightness = 41 **And** BlueValue = 139 **Then** Algorithm = Watershed + Threshold, lowThreshold = 90
- **If** Brightness = 120 **And** BlueValue = 138 **Then** Algorithm = Threshold, lowThreshold = 85, type = THRESH_BINARY.

Обговорення. Враховуючи ріст популярності застосування згорткових нейронних мереж для класифікації зображень, потрібно приділити значну увагу модифікації розробленого методу із використанням систем глибокого навчання.

Розроблений адаптивний метод сегментації зображень на основі метрик дає змогу кількісно оцінювати результати алгоритмів сегментації, цим самим вибирати алгоритми сегментації із множини відомих і оптимізувати їхні параметри. Оцінювання результатів сегментації відбувається на основі сформованої бази знань про алгоритми сегментації та їх комбінації. Окрім цього, можна провести оптимізацію вхідних параметрів

алгоритмів сегментації. Це дає змогу здійснювати сегментацію в автоматичному режимі на основі бази правил використання алгоритмів сегментації.

Висновки

1. Проаналізовано базові алгоритми сегментації зображень, що дало змогу виділити множини алгоритмів для сегментації цитологічних і гістологічних зображень.
2. Розроблено метод автоматичного підбору алгоритмів сегментації та їх параметри на основі використання метрик Громова-Хаусдорфа та Громова-Фреше.
3. На основі комп'ютерних експериментів сформовано базу правил комбінацій алгоритмів сегментації та їх вхідних параметрів, що дає змогу проводити сегментацію в автоматичному режимі для певного класу зображень.

Перелік використаних джерел

- Adatrao, S., & Mittal, M. (2016). An analysis of different image preprocessing techniques for determining the centroids of circular marks using hough transform. *2nd International Conference on Frontiers of Signal Processing (ICFSP)*, 15–17 October, 2016, (pp. 128–131). <https://doi.org/10.1109/ICFSP.2016.7802966>
- Ahn, H.-K., Knauer, C., Scherfenberg, M., et al. (2016). Computing the discrete Fréchet distance with imprecise impute. *International Journal of Computational Geometry*, 22, 27–44. <https://doi.org/10.1142/S0218195912600023>
- Akhmetshin, A. M., & Akhmetshina, L. G. (2010). Nechetkaia segmentatsiia slabokontrastnikh radiologicheskikh zobrazhenii. *Klinicheskaiia informatika i Teleditsina*, 7(6), 37–42. [In Russian].
- Berezsky, O. M., Pitsun, O. Y., Verbovyi, S. O., & Datsko, T. V. (2017a). Relational Database of Intelligent Automated Microscopy System. *Scientific Bulletin of UNFU*, 27(5), 125–129. <https://doi.org/10.15421/40270525>
- Berezsky, O., & Pitsun, O. (2016). Automated Processing of Cytological and Histological Images. *Perspective Technologies and Methods in MEMS Design (MEMSTECH2016): XII th International Conference, Lviv-Polyana, 20–24 April 2016: proceedings*, (pp. 51–53). Lviv. <https://doi.org/10.1109/MEMSTECH.2016.7507518>
- Berezsky, O., Dubchak, L., & Pitsun, O. (2017b). Access distribution in automated microscopy system. *14th International Conference The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, 21–25 Februar, 2017, (pp. 241–243). Lviv, Ukraine.
- Berezsky, O. M., Melnyk, G. M., Batko, Y. M., & Pitsun, O. Y. (2017). Regions Matching Algorithms Analysis to Quantify the Image Segmentation Results. *Sensors, & Transducers*, 208(1), 44–49.
- Campadelli, P., Casiraghi, E., & Pratissoli, S. (2010). A segmentation framework for abdominal organs from CT scans. *Artificial Intelligence in Medicine*, 50(1), (pp. 3–11), September, 2010.
- Divya, S., & Jayanthi, K. B. (2015). Analysis of contour evolution methods for segmentation of medical images. *2015 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems*, (pp. 1–4) (ICIIECS).
- Gudmundsson, J., & Smid, M. (2015). Fast algorithms for approximate Fréchet matching queries in geometric trees. *Computational Geometry*, 48, 479–494. <https://doi.org/10.1016/j.comgeo.2015.02.003>
- Gustavo, C.-V., Devis, T., Bruzzone, L., & Benediktsson, J. (2014). Advances in Hyperspectral Image Classification: Earth Monitoring with Statistical Learning Methods. *IEEE Signal Processing Magazine*, 31(1), 45–54. <https://doi.org/10.1109/MSP.2013.2279179>
- Kaur, P., & Gupta, A. (2015). Contour Detection of Gradient Images Using Morphological Operator and Transform Domain Filtering. *2015 IEEE International Conference on Computational Intelligence, & Communication Technology*, (pp. 107–111).
- Masood, S., Sharif, M., Masood, A., Yasmin, M., & Raza, M. (2015). A Survey on Medical Image Segmentation. *Current Medical Imaging Reviews*, 11, 3–14.

- Norouzi, A. (2014). Medical Image Segmentation Methods, Algorithms, and Applications. *IEEE Technical Review*, 31, 199–213
- Romanenko, I. O. (2016). Analiz efektyvnosti suchasnykh metodiv sehmentatsii tsyfrovyykh zobrazhen. *Systemy obroblyennia informatsii*, 3(140), 172–174. [In Ukrainian].
- Schlesinger, M. I., Vodolazskiy, E. V., & Yakovenko, V. M. (2016). Frechet Similarity of Closed Polygonal Curves. *International Journal of Computational Geometry*, 26, 53–66. <https://doi.org/10.1142/S0218195916500035>
- Tyapkin, V. N., Kartsan, I. N., Dmitriev, D. D., & Goncharov, A. E. (2015). Spatial filtering algorithms in adaptive multi-beam hybrid reflector antennas. *International Siberian Conference on Control and Communications*, (pp. 137–142) (SIBCON). Omsk, Russia.
- Yeo, S. Y., Xie, X., Sazanov, I., & Nithiarasu, P. (2014). Segmentation of biomedical images using active contour model with robust image feature and shape prior. *International Journal for Numerical Methods in Biomedical Engineering*, 30(2), 232–248.
- Zhu, Y., & Huang, Ch. (2012). An Improved Median Filtering Algorithm for Image Noise Reduction. *Physics Procedia*, 25, 609–616.

О. Н. Березький, О. Й. Пицун

Тернопольский национальный экономический университет, г. Тернополь, Украина

АДАПТИВНЫЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТРИК

Проведен анализ современных алгоритмов сегментации изображений, что позволило выделить их преимущества и недостатки для применения в медицинских целях. Для диагностирования раковых состояний молочной железы используют цитологические и гистологические изображения. Процесс обработки таких изображений является тяжелым и рутинным процессом, требующим наличия специализированных знаний у медиков в области компьютерного зрения. Недостатком биомедицинских изображений является низкое качество, неоднородность освещения в процессе формирования изображений, низкая контрастность. Невозможно применить одни и те же алгоритмы и их параметры в различных изображениях, поэтому актуальным становится задача разработки адаптивных систем сегментации изображений. Выяснено, что алгоритм сегментации методом водораспределения в сочетании с методом пороговой сегментации показал лучшие результаты. Охарактеризованы закономерности между входными данными биомедицинских изображений и алгоритмами сегментации. Сформированы правила нечеткой логики для подбора параметров алгоритмов биомедицинских изображений. Разработка автоматической системы подбора параметров сегментации цитологических и гистологических изображений является актуальной задачей, что повысит качество обработки изображений.

Ключевые слова: биомедицинские изображения; метрика Громова-Фреше; метрика Громова-Хаусдорфа.

O. M. Berezky, O. Yo. Pitsun

Ternopil National Economic University, Ternopil, Ukraine

ADAPTIVE METHOD FOR METRIC-BASED IMAGE SEGMENTATION

The authors reviewed the existing image segmentation algorithms on the basis of analytical approach and applied the algorithm theory to identify their advantages and disadvantages. An image evaluator was formed on the basis of metric theory. In medicine, the cytological and histological images are used to diagnose breast precancerous and cancerous conditions. These images are difficult to process; therefore, it is necessary to develop a method of biomedical image adaptive processing. The reason for the low microscopic image quality is the presence of impulse noise, uneven illumination, and over-illuminated or darkened areas. The complexity of segmentation is in the qualitative cell nuclei selection. In addition, it is impossible to apply the same parameters to different images and it is necessary to develop rules for selecting segmentation algorithms and their parameters, for example, the value of the upper and lower thresholds. The input image data include a histogram average value and average values of the RGB channels. MySQL database is used to store the training outcomes. As a result, a set of fuzzy rules is formed. The threshold segmentation algorithm, watershed method, k-means method and their combinations were applied for this research. Moreover, quantitative and qualitative characteristics were used to evaluate the segmentation quality. The quantitative characteristics include the Gromov-Fréchet and Gromov-Hausdorff metrics. The metrics are designed to find the distances between contours and regions of the segmented objects. To find the Hausdorff distance between convex regions, Atallah's algorithm was used. To calculate the discrete Fréchet distance, Thomas Eiter and Heikki Manilla algorithm was used. These algorithms have the lowest computational complexity among their class of algorithms. To conclude, the combination of watershed algorithm and threshold segmentation showed the best result. The developed approach allows teaching the system and forming the new rules for the selection of segmentation parameters.

Keywords: biomedical images; the Gromov-Frechet metric; the Gromov-Hausdorff metric.