



УДК 004.932

DOI: <https://doi.org/10.17721/AIT.2021.1.07>

I. А. Юрчук, orcid.org/0000-0001-8206-3395,  
О. С. Колесник, orcid.org/0000-0001-8539-9310,  
Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

## Сегментація як ефективний метод виокремлення пухлини головного мозку на зображенні МРТ

Оброблення цифрових зображень, що виникають у багатьох сферах життя, є одним із напрямів, що вимагає стрімкого розвитку та вдосконалення існуючих алгоритмів як з метою точності та повноти, так і з міркувань швидкодії та економічності технічних і програмних рішень. Саме медичне застосування є тією галуззю, де важлива і точність оброблення, оскільки нестача інформації впливає на протокол лікування, і вартість, яка актуальна для доступності та широкого застосування. У межах цієї роботи запропоновано алгоритм сегментації цифрових зображень МРТ головного мозку з метою виокремлення сегмента, який містить пухлину. Указаний алгоритм базується на послідовному виконанні таких кроків: порогового методу Отцу бінаризації зображення, виокремлення тканин мозку та пухлини за допомогою морфологічних операцій, сегментації методом маркованого вододілу, видалення лінії черепа і виділення сегмента, що містить пухлину за допомогою ерозії.

У результаті верифікації не виявлено хибно-позитивних результатів сегментації, а відсоток зображень, що правильно відсегментовані з метою виявлення пухлини, складає 96,2 %. Необхідно відмітити високу швидкодію процесу сегментації, що отримана авторами.

**Ключові слова** – МРТ, сегментація, морфологічні методи, метод Отцу.

Для цитування (for citation): I. А. Юрчук, О. С. Колесник. “Сегментація як ефективний метод виокремлення пухлини головного мозку на зображенні МРТ” *Сучасні інформаційні технології*, vol. 1, p. 53–58, 2021.

### ВСТУП

У розпізнаванні тих локацій головного мозку, де виникають аномалії на цифрових зображеннях, зокрема МРТ, комп'ютерній системі належить значна роль у полегшенні роботи медичних закладів, адже вона спрощує процес виявлення непомітних ореолів пухлин на початковому етапі хвороби, коли людське око майже не здатне відрізнити невеликі відмінності у кольорах. Аналізуючи велику кількість даних (цифрових зображень), комп'ютер може з точністю до 99,9 % визначити наявність пухлин головного мозку на цифрових зображеннях МРТ.

Оскільки оброблення даних магнітного резонансу спеціалістами є доволі трудомістким завданням, то розроблення методів автоматичної сегментації пухлин головного мозку залишається одним із пріоритетних і найскладніших завдань оброблення медичних даних. Точна сегментація може покращити діагностику, наприклад, оцінку розміру пухлини в часі. Важливою складовою такого процесу є отримання звіту. Адже він може

використовуватися з метою візуального контролю якості проведеної сегментації, а також можливості індивідуального динамічного порівняння результатів.

На сучасному етапі реалізовано декілька пакетів, проте кожен із них створено з конкретною вузькою метою. Наприклад, сегментація анатомічних структур головного мозку відбувається за допомогою пакетів FreeSurfer та FSL, а пакет FreeSurfer створювався для сегментації сірої та білої речовин. Необхідно зазначити, що вартість обладнання, яке має додаткові функції, що зменшують людський фактор в аналізі даних, зростає в рази. Тому програмні рішення, які на основі даних, отриманих за допомогою базового технічного обладнання (недорогого МРТ-сканера), можуть забезпечити точну діагностику, зокрема і на ранніх стадіях захворювання, зменшивши затрати людських ресурсів (медичних працівників), є затребуваними.

© Юрчук І. А., Колесник О. С., 2021



Мета дослідження – розробити алгоритм сегментації зображень МРТ головного мозку, який дозволить виявити наявність сегмента, що є пухлиною (містить аномальні клітини). Цей метод має бути точним і швидкодіючим, у програмній реалізації, що дасть можливість його використання як передоброблення для складніших систем (проведення хірургічних втручань тощо).

Завдання – провести огляд існуючих методів сегментації, розробити алгоритм, який забезпечує точну та швидку сегментацію цифрового зображення МРТ головного мозку з метою виокремлення пухлини, здійснити його програмну реалізацію та порівняти з існуючими рішеннями.

### ОГЛЯД МЕТОДІВ СЕГМЕНТАЦІЇ

Серед ефективних методів сегментації виокремимо такі: сегментація на основі згорткових нейронних мереж, метод К-середніх, порогові методи, морфологічні методи, сегментація вододілами та сегментація на основі дискретних структур.

У роботах [1–3] представлено реалізацію сегментації МРТ головного мозку на основі згорткових нейронних мереж. Це підхід вимагає великих датасетів зображень (кількість зображень, що необхідні для навчання, має бути не меншою ніж кількість вільних параметрів), тривалої підготовки зображень і великих обчислювальних ресурсів, проте точність, з якою виокремлюється сегмент, що містить пухлину, є високою.

Менші затрати на обчислення мають процеси сегментації, що базуються на К-середніх, проте вони вимагають препроцесингу чи постпроцесингу зображень. У роботі [4] автори, усуваючи недолік попереднього задання кількості сегментів, проводять передоброблення зображення з метою локалізації пухлин, після чого кількість сегментів для роботи алгоритму К-середніх рівна двом у кожній із виокремлених локацій. Інший підхід запропоновано авторами у [5], де результат сегментації реалізований К-середніми, опрацьовують морфологічними операторами для отримання точніших результатів.

Порогові методи вимагають найменшого часу для оброблення і виділення сегментів, проте основним недоліком є необхідність у додатковій інформації, для прикладу у роботі [6] використовується оброблення фільтрами й видалення зображення черепа з початкового зображення [7] з метою коректного визначення значень.

Високу точність сегментування дають методи, що базуються на текстурних підходах [8], чи побудові складних дискретних структур [9], проте вони вимагають великих обчислювальних

потужностей, що у свою чергу впливає на вартість і доступність продуктів, створених на їхній основі.

### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай задано цифрове зображення  $I = \{p_{ij}\}$ , де  $p_{ij}$  – піксель, який характеризується координатами  $(i, j)$ . Утворимо скінченний набір множин  $\{S_k\}_{k=1}^N$  таких, що  $\bigcup_{k=1}^N S_k = I$  і  $S_{k_1} \cap S_{k_2} = \emptyset$  при  $k_1 \neq k_2$ . Знайдемо підмножину індексів  $t = \{t_1, \dots, t_l\}$  таку, що довільні два пікселі  $p_{ij}$  та  $p_{i'j'}$ , де  $p_{ij}$  належить деякій множині  $S_q$ ,  $q \in t$ , а  $p_{i'j'}$  належить  $S_m$ ,  $m \notin t$ , мають різні значення кольорових складових.

Необхідно зауважити, що у випадку, коли довільні два пікселі  $p_{ij}$  та  $p_{i'j'}$ , які  $p_{ij}$  належать деяким множинам  $S_q$  та  $S_l$ , де  $q, l \in t$ , то вони мають однакові значення кольорових складових. Цей висновок зроблено на основі того, що клітини головного мозку, які є аномальними (пухлиною), мають той самий електромагнітний відгук під час проведення МРТ.

Вхідними даними є підготовлений датасет (локації з аномаліями виділено спеціалістами у діагностиці пухлин головного мозку, що виявлені на МРТ), який складається зі 155 цифрових зображень. Необхідно автоматизовано сегментувати наявні зображення так, щоб існував сегмент, який складається лише з пікселів, які відповідають клітинам пухлини, за умов малих затрат у часі та за відсутності великих обчислювальних потужностей.

### АЛГОРИТМ НА ОСНОВІ МОРФОЛОГІЧНИХ ОПЕРАЦІЙ, ВОДОДІЛУ ТА ПОРОГІВ

Морфологічні методи досліджують зображення за допомогою невеликої форми або шаблону. Цей елемент структурування розташовують у всіх пікселях зображення і порівнюють із відповідним околком пікселів. Деякі операції перевіряють, чи «вписується» елемент в окіл, у той час як інші перевіряють, «потрапляє» він в окіл або перетинає його за допомогою таких логічних операцій: NOT (логічне «НЕ»); AND (логічне «І»); OR (логічне «АБО»); XOR (виключає «АБО»)[10–11].

Прості методи порогового оброблення включають заміну кожного пікселя в зображенні чорним пікселем, якщо інтенсивність зображення  $src(x, y)$  менша деякої фіксованої константи  $T$  (тобто  $src(x, y) < T$ ), або білого пікселя, якщо інтенсивність зображення більша цієї константи. Основні з них: граничний метод із глобальним порогом і граничний метод з адаптивним порогом.



Під час сегментації вододілами зображення розглядають як топографічний ландшафт із гребенями і долинами. Висоти ландшафту зазвичай визначають значеннями сірих відповідних пікселів або величиною їхнього градієнта. Грунтуючись на такому тривимірному представленні, перетворення вододілу розбиває зображення на водозбірні басейни. Для кожного локального мінімуму водозбірний басейн містить усі точки, шлях найкрутішого спуску яких закінчується в мінімумі. Вододіли відокремлюють басейни один від одного. За наявності зашумлених даних медичних зображень виникає велика кількість невеликих ділянок. Ця проблема відома як «надмірна сегментація». Широко поширеними є вододіл шляхом дилатації та вододіл із маркерами.

Для запобігання надмірній сегментації використовують сегментацію вододілу, контрольовану маркерами. Попереднє оброблення зображення МРТ є основним етапом, який усуває шум і згладжує зображення. Щоб запобігти неправильній класифікації тканин мозку та немозкових тканин, проводиться видалення із зображення кісток черепа. Сегментація зображень здійснюється за допомогою маркованої сегментації вододілу. Потім із сегментованого зображення за допомогою морфологічної операції визначають область пухлини. Після цього знаходять місце розташування пухлинної області. Загальну схему алгоритму зображено на рис. 1.

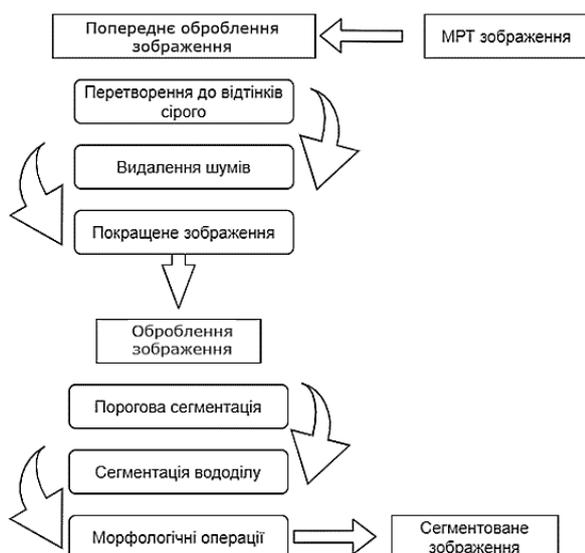


Рис. 1. Загальна схема реалізації процесу сегментації

Оскільки череп на МРТ-зображеннях виглядає як одна з найяскравіших областей зображення і різко контрастує з іншими областями мозку, то для того, щоб обмежити

виникнення хибнопозитивних сегментів, череп має бути вилючений із зображення.

Техніки видалення черепа можна розділити на три основні категорії [11]:

- **методи, засновані на інтенсивності**, базуються на пороговій класифікації. Основним недоліком цього підходу є його значна чутливість до коливань інтенсивності інтенсивності (у разі, наприклад, неоднорідності магнітного поля, що викликано зареєстрованим шумом або навіть властивостями пристрою);

- **методи, засновані на морфології**, мають основну ідею в тому, щоб об'єднати використання морфологічних операцій, порогових значень і методів виявлення країв, щоб найточніше відокремити область мозку від навколишньої тканини.

- **методи на основі деформованої моделі**, в якій застосовується деформація активного контуру й підгонка для локалізації областей мозку та її ідентифікація за допомогою характеристик зображення.

Алгоритм, представлений у цій роботі, належить до групи методів, заснованих на морфології:

- порогове оброблення зображень;
- заповнення прогалін у витягнутих об'єктах за допомогою морфологічних операторів;
- виявлення країв і поліпшення країв, якщо це необхідно;
- виокремлення найбільшої області зображення і створення бінарної маски;
- об'єднання двійкової маски і вхідного зображення як вихідного зображення.

Метод Отцу шукає поріг, що зменшує дисперсію всередині класу, яка визначається як зважена сума дисперсій двох класів:

$$\sigma_{\omega}^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t),$$

де ваги  $\omega_i$  – це ймовірності двох класів, розділених порогом  $t$ ,  $\sigma_i^2$  – дисперсія цих класів.

#### Алгоритм методу Отцу:

Нехай дано монохромне зображення  $G(i, j), i = 1, \text{Height}, j = 1, \text{Width}$ . Лічильник повторів  $k=0$ .

1. Побудувати гістограму  $p(l)$  зображення та частоту  $N(l)$  для кожного рівня інтенсивності зображення  $G$ .

2. Обчислити початкові значення для  $\omega_1(0), \omega_2(0)$  та  $\mu_1(0), \mu_2(0)$ .

3. Для кожного значення  $t = \overline{1, \max(G)}$  – полутону – горизонтальна вісь гістограми:

1. Оновлюємо  $\omega_1, \omega_2$  та  $\mu_1, \mu_2$ .

2. Обчислюємо

$$\sigma_b^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t)[\mu_1(t) - \mu_2(t)]^2.$$

3. Якщо  $\sigma_b^2(t)$  більше, ніж наявне, то запам'ятовуємо  $\sigma_b^2$  і значення порога  $t$ .

4. Шуканий поріг відповідає максимуму  $\sigma_b^2(t)$ :

$$N_T = \sum_{i=0}^{\max(G)} p(i),$$
$$\omega_1(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} p(i)}{N_T} = \sum_{i=0}^{t-1} N(i), \quad \omega_2(t) = 1 - \omega_1(t),$$
$$\mu_T = \frac{\sum_{i=0}^{\max(G)} i * p(i)}{N_T} = \sum_{i=0}^{\max(G)} i * \omega_1(t),$$
$$N(i), \mu_1(t) = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i * p(i)}{N_T * \omega_1(t)} = \frac{\sum_{i=0}^{t-1} i * N(i)}{\omega_1(t)},$$
$$\mu_2(t) = \frac{\mu_T - \mu_1(t) * \omega_1(t)}{\omega_2(t)}.$$

**Алгоритм виокремлення сегмента з пухлиною:**

1. Виконати бінаризацію Отцу;  
2. Видалити невеликі білі шуми на зображенні за допомогою морфологічних операцій відкриття та закриття. Тоді область поруч із центром об'єкта є переднім планом, а область далеко від об'єкта – фоном.

3. За допомогою морфологічної операції ерозії видаляємо межові пікселі.

### ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОГО ЗАСТОСУНКУ

Програмний застосунок, що реалізує сегментацію цифрових зображень МРТ головного мозку, розроблено в інтегрованому середовищі розроблення PyCharm мови програмування python з використанням фреймворку Qt. Мінімальні системні вимоги: 64-бітна операційна система Windows, Python 3.5 або вище та 36 кБ доступного простору на жорсткому диску.

*Вхідні дані:*

- цифрові зображення форматів JPEG (.jpg) та PNG (.png);
- параметри: шляхи збереження файла/файлів.

*Вихідні дані:* сегментовані цифрові зображення МРТ головного мозку.

Далі визначаємо поріг і перетворюємо зображення на бінарне за допомогою порогового методу Отцу. Після порогового оброблення зображення, наступним кроком є створення маски, яка, помножена на вхідне зображення, дозволяє виділити тільки область тканини мозку. Використовуючи фільтр Кенні для виявлення меж, програма за допомогою методу зв'язних компонент виділяє найбільшу область зображення і робить маску, яку поєднує з початковим зображенням для отримання мозку без черепної коробки.

Зображення тканини мозку проходить фільтрацію шуму Гаусса, і за допомогою морфологічних операцій розширення та відкриття

виділяє області фону (тканини мозку) та об'єкта (пухлини) для проведення сегментації методом маркованого вододілу. Области, що не належать ні до множини фону, ні до множини об'єкта, визначаються, як маркери. Вони використовуються для проведення остаточної морфологічної операції – ерозії, що дозволяє виділити пухлину як окремий об'єкт.

Результатом роботи є виведений на екран масив зображень, що відображають поетапне оброблення зображення, з фінальним результатом – сегментованим зображенням, де область пухлини позначена різними відтінками сірого кольору. Програма дозволяє обрати користувачу велику кількість зображень для проведення сегментації, а також записати результати сегментації у документ Microsoft Word.

Приклад результату оброблення наведено на рис. 2. Зображення, які розташовані ліворуч, є результатами виконання основних етапів алгоритму, які за потреби нададуть фахівцеві з діагностики додаткову інформацію. Наприклад, зображення з видаленим черепом дає можливість візуально оцінити відношення площі сегмента, який містить пухлину, до площі головного мозку (череп видалено). На зображенні, що представлено праворуч на рис. 2, виокремлено декілька сегментів: сегмент, який складається з клітин пухлини, сегмент, який є «межовим» із пухлиною, та тим, що містить «здорові клітини» головного мозку, та інші.

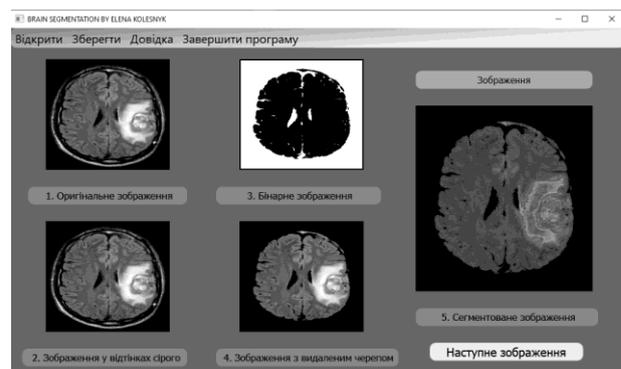


Рис. 2. Результат оброблення МРТ: різні сегменти представлено різними відтінками сірого

### ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ВЕРИФІКАЦІЯ

Верифікація процесу сегментації була реалізована на 155 цифрових зображеннях МРТ головного мозку, що опрацьовані спеціалістами з метою отримання локалізації пухлин у структурах головного мозку. У середньому тривалість оброблення одного зображення склала 22 мілісекунди процесором Intel(R) Core



(TM) 5i – 4310U CPU 2.00GHz 2.60GHz та оперативною пам'яттю 4 ГБ. Загалом процес оброблення 155 зображень склав 43 секунди. Варто зауважити, що для порівняння, процес сегментації текстурним методом складає близько 30 секунд для одного зображення такої ж розмірності.

Для порівняння, авторами у роботі [12] отримано час оброблення 8 секунд нечітким С-середнім та 22 секунди К-середнім.

У результаті сегментації наявних зображень із хибно-позитивними результатами не було. Серед 155 зображень, на 6 зображеннях не було локалізовано пухлину (надано сегмент), що складає 3,8 % загальної кількості.

Також у межах дослідження проведено порівняння цього алгоритму з бібліотечними рішеннями OpenCV. Деякі результати порівняння сегментації зображено на рис. 3.

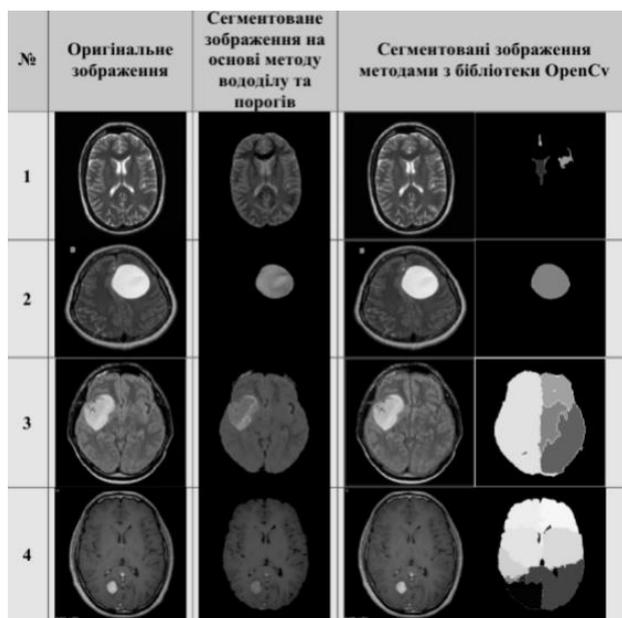


Рис. 3. Результати порівняння з бібліотечними рішеннями

У випадку 1 є хибне спрацювання, оскільки разом із сегментом, що містить пухлину, було виділено сегменти із здоровими клітинами. У зображених на рисунку випадках 3 та 4 готове бібліотечне рішення не виділило сегменти з пухлиною. Аналізуючи отримані дані, можна зробити такий висновок: не дивлячись на широкі можливості бібліотеки OpenCV і легкість її використання, сегментація деяких типів зображень видає некоректні результати. У випадку методу, який реалізовано в межах дослідження, комбінація методів порогової сегментації та вододілу в певній послідовності та

повторюваності (з різними вхідними масивами) дає кращий результат. Методи бібліотеки OpenCV хоч і створені для оброблення зображень, але не повністю пристосовані до сегментації саме МРТ-зображень мозку.

## ВИСНОВКИ

Авторами досліджено методи сегментації зображення й отримано алгоритм сегментації цифрових зображень МРТ головного мозку з метою виділення сегмента, що містить пухлину. Запропонований алгоритм на основі почергового виконання бінаризації Отцу, сегментації маркованим вододілом та видалення черепа за допомогою морфологічних операцій, показав кращі результати порівняно з бібліотечними рішеннями та високу швидкодію.

У подальших дослідженнях необхідно вдосконалити механізм виявлення порога (зробити його чутливішим) з метою збільшення відсотка позитивно сегментованих зображень.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] R. Vinoth, and C. Venkatesh, "Segmentation and Detection of Tumor in MRI images Using CNN and SVM Classification," in Proc. ICEDSS, 2018, pp. 21–25.
- [2] M. Rahimpour, K. Goffin, and M. Koole, "Convolutional Neural Networks for Brain Tumor Segmentation Using Different Sets of MRI Sequences," in Proc. Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, 2019, pp. 1–3.
- [3] S. Somasundaram, and R. Gobinath, "Current Trends on Deep Learning Models for Brain Tumor Segmentation and Detection – A Review," in Proc. COMITCon, 2019, pp. 217–221.
- [4] T. Imtiaz, S. Rifat, and S. A. Fattah, "Automated Brain Tumor Segmentation from MRI Data Based on Local Region Analysis," in Proc. BECITHCON, 2019, pp. 107–110.
- [5] M. Kumar, A. Sinha, and N. V. Bansode, "Detection of Brain Tumor in MRI Images by Applying Segmentation and Area Calculation Method using SCILAB," in Proc. ICCUBEA, 2019, pp. 1–5.
- [6] A. Hussain, and A. Khunteta, "Semantic Segmentation of Brain Tumor from MRI Images and SVM Classification using GLCM Features," in Proc. ICIRCA, 2020, pp. 38–43.
- [7] T. M. S. Sazzad, K. M. T. Ahmed, M. Hoque, and M. Rahman, "Development of Automated Brain Tumor Identification Using MRI Images," in Proc. ECCE, 2019, pp. 1–4.
- [8] T. A. Jemimma, and Y. J. Vetharaj, "Watershed Algorithm based DAPP features for Brain Tumor Segmentation and Classification," in Proc. ICSSIT, 2019, pp. 155–158.
- [9] Yurchuk I., "Digital image segmentation based on the persistent homologies," in Proc. ICTES, 2019, pp. 226–232.
- [10] R.C. Gonzalez, Digital Image Processing, 2nd ed.; Prentice Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2002.
- [11] R. Roslan, N. Jamil and R. Mahmud, "Skull Stripping of MRI Brain Images using Mathematical Morphology," in IEEE-EBMS Conference on Biomedical Engineering and Sciences (IECBES 2010), 2010, pp. 26–31.
- [12] B. Srinivas, and G. S. Rao, "Unsupervised learning algorithms for MRI brain tumor segmentation," in Proc. SPACES, 2018, pp. 181–184.

Стаття надійшла до редколегії

07.10.2021



## Segmentation as an effective method of isolating a brain tumor on MRI

Digital image processing, which ensues in many sides of life, is one of the areas that requires rapid development and improvement of existing algorithms, both for accuracy and completeness, and for reasons of speed and cost-effectiveness of both technical and software solutions. Medical application itself is the area where both precision in processing is important, as insufficient information affects the treatment protocol, and the cost for availability and widespread use. In this research, an algorithm for segmentation of digital MRI images of the brain is proposed in order to isolate the segment that contains the tumor. This algorithm is based on the sequential execution of the following steps: threshold Otsu's method of binarization of the image, selection of brain and tumor tissues by morphological operations, segmentation by marked watershed, removal of the skull line and selection of the segment containing the tumor by an erosion.

The verification did not reveal false-positive segmentation results, and the percentage of images correctly segmented to detect the tumor was 96.2%. It should be noted the high speed of the segmentation process obtained by the authors.

**Keywords:** MRI, a segmentation, morphological methods, Otsu's method.



**Ірина Юрчук.** Працює доцентом кафедри програмних систем і технологій факультету інформаційних технологій, канд. фіз.-мат. наук, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна. Наукові інтереси: топологія многовидів малих розмірностей, топологічний аналіз даних та оброблення цифрових зображень.

**Iryna Yurchuk.** PhD in geometry and topology, associate professor of software systems and technologies, faculty of information technology. Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine. The author of publications on topology of low dimensional manifolds, topological data analysis and digital image processing.



**Олена Колесник.** Закінчила Київський національний університет імені Тараса Шевченка. Бакалавр з інженерії програмного забезпечення. Працює старшим лаборантом кафедри вищої математики Національного авіаційного університету, Київ, Україна. Займається розробленням алгоритмів сегментації цифрових зображень.

**Olena Kolesnyk.** Bachelor of software engineering. She graduated from Taras Shevchenko National University of Kyiv and works for National Aviation University as a senior laboratory assistant of higher mathematics department. Kyiv, Ukraine. She studies algorithms of digital images segmentation.