

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

**МАТЕРІАЛИ
XXX МІЖНАРОДНОГО
МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ**

**РАДІОЕЛЕКТРОНІКА
ТА МОЛОДЬ
У ХХІ СТОЛІТТІ**



Том 1

Харків 2026

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНІКИ

МАТЕРІАЛИ 30-го МІЖНАРОДНОГО МОЛОДІЖНОГО ФОРУМУ

**«РАДІОЕЛЕКТРОНІКА ТА МОЛОДЬ
У ХХІ СТОЛІТТІ»**

22–24 квітня 2026 р.

Том 1

**КОНФЕРЕНЦІЯ
«ЛАЗЕРНА ТА БІОМЕДИЧНА ІНЖЕНЕРІЯ»**

Електронне видання

Харків 2026

УДК 621.375.826+57.089:616.053]:004.9(06)

30-й Міжнародний молодіжний форум «Радіoeлектроніка та молодь у ХХІ столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 1. / [Електронний ресурс] – Харків: ХНУРЕ. 2026. – 66 с. – pdf 8,54 Mb

ISBN 978-966-659-386-6

В збірник включені матеріали 30-го Міжнародного молодіжного форуму
«Радіoeлектроніка та молодь у ХХІ столітті».

Збірник тез конференції «Лазерна та біомедична інженерія» представляє дослідження та розробки у сферах біомедичної інженерії та фотоніки. Він включає роботи, що охоплюють широкий спектр тем: від перспективних досліджень та інноваційних методів у галузі біомедичної інженерії до прогресивних підходів у фотоніці. Автори діляться своїми знаннями про біомедичні електронні пристрої, прилади та системи, які відіграють важливу роль у моделюванні, обробці і аналізі медико-біологічної інформації. Розглядаються також новітні досягнення у фотоніці, включаючи фізичні принципи фотоніки та застосування лазерів та лазерних систем, оптоелектронних пристроїв на базі фотонних кристалів.

Матеріали конференції є цінним ресурсом для дослідників, інженерів, та студентів, які прагнуть розширити свої знання та внести вклад у розвиток цих динамічних галузей науки та техніки.

Матеріали в збірнику друкуються мовою оригіналу.

Матеріали, що включені до збірника тез конференції, пройшли рецензування.

Електронне видання

Видання підготовлено навчально-науковим інститутом лазерної та
біомедичної інженерії Харківського національного університету
радіoeлектроніки

61166 Україна, Харків, просп. Науки, 14
тел./факс: (057) 7021397

E-mail: mref21@nure.ua

ISBN 978-966-659-386-6

© Харківський
національний університет
радіoeлектроніки (ХНУРЕ), 2026

УДК 004.89:616-073

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ НЕЙРОВІЗУАЛІЗАЦІЙНИХ ДАНИХ: ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ТА КЛАСТЕРИЗАЦІЇ В МРТ-ДІАГНОСТИЦІ

Терехов М. В.

email: mykhailo.terekhov@nure.ua

Науковий керівник – к.т.н доцент Дацок О.М.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. БМІ
м. Харків, Україна

The abstract addresses the critical issue of automating the analysis of neuroimaging data using artificial intelligence. This work explores the application of clustering and classification methods for MRI diagnostics. Special attention is given to the preprocessing stages, including skull stripping and Rician noise reduction, as well as the necessity of fuzzy logic in handling partial volume effects in brain tissues. A hybrid diagnostic pipeline combining FCM for preliminary soft segmentation and CNN for final classification is proposed. The results demonstrate that preliminary fuzzy segmentation acts as an attention filter, significantly improving the convergence and allowing the deep learning model to achieve up to 99% accuracy on pronounced pathologies.

Сьогодні біомедична інженерія проходить етап глибоких змін: відбувається перехід від класичних методів діагностики до роботи з великими медичними даними (Big Data). Обсяги інформації, зокрема знімків нейровізуалізації, зростають лавиноподібно, що робить ручну обробку майже неможливою. Саме тому впровадження інтелектуальних алгоритмів кластеризації та класифікації є не просто спробою автоматизації, а клінічною необхідністю. Специфіка МРТ-даних полягає в тому, що вони є тривимірним тензором, де базовим елементом виступає воксель — об'ємний піксель, який містить інформацію про фізико-хімічні властивості тканини. Отримати «сирі» дані з томографа — це лише перший крок, адже сигнал завжди містить специфічні спотворення, зокрема шум із розподілом Райса, що виникає через теплові флуктуації в котушках. Звичайні лінійні фільтри в таких умовах стирають контури патології, тому вимагається використання адаптивних фільтрів [1]. Наступним критичним етапом препроцесингу є топологічна чистка (skull stripping) — математичне видалення екстракраніальних тканин. Це звужує зону пошуку виключно до паренхіми мозку і унеможливорює хибнопозитивні спрацювання алгоритмів на підшкірному жирі чи кістковому мозку, яскравість яких часто співпадає з пухлинами [2].

На етапі сегментації зображень алгоритмам потрібно подолати семантичний розрив, перетворивши матрицю чисел на розмежовані анатомічні зони. Для цього часто застосовується метод K-means, який ітеративно розбиває пікселі на кластери (наприклад, фон, здорова тканина,

патологія), мінімізуючи Евклідову відстань між інтенсивністю пікселя та центроїдом кластера. Проте цей метод використовує жорстку бінарну логіку: піксель належить лише до одного класу. Через ефект часткового об'єму (Partial Volume Effect) на межі здорового мозку та пухлини в один воксель потрапляють клітини обох типів [3]. У такому випадку K-means робить грубу помилку. Тому більш доцільним є використання методу нечітких C-середніх (Fuzzy C-means, FCM). FCM дозволяє кожному пікселю належати до всіх кластерів одночасно, але з різним ступенем ймовірності, що варіюється від 0 до 1. Задача сегментації методом FCM зводиться до мінімізації цільової функції:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^m \|x_i - c_j\|^2$$

де N — загальна кількість пікселів зображення; C — кількість кластерів; x_i — інтенсивність i -го пікселя; c_j — центр j -го кластера; m — експоненціальний ваговий коефіцієнт (fuzzifier); u_{ij} — ступінь належності пікселя до кластера. Завдяки цьому генеруються нечіткі карти (fuzzy maps), які дозволяють нейрохірургам відрізнити щільне ядро пухлини від зон інфільтрації та набряку. Для подальшої класифікації патологій формується вектор числових ознак (цифровий відбиток), який включає статистичні моменти гістограми (ексцес, асиметрію), текстурні характеристики (дескриптори Хараліка, такі як ентропія) та морфологічні показники (сферичність, компактність). Хоча класичний метод опорних векторів (SVM) демонструє високу здатність до узагальнення на малих вибірках, використовуючи ядерні функції для побудови нелінійних меж рішень, сучасним стандартом є застосування згорткових нейронних мереж (CNN). CNN не потребує ручного конструювання ознак: її згорткові шари автоматично виділяють локальні просторові патерни (від простих ліній до складних текстур некрозу) за допомогою матриць ваг (фільтрів), а шари субдискретизації (MaxPooling) забезпечують інваріантність до масштабу та зсуву [4]. Фінальний результат формується повнозв'язними шарами у вигляді ймовірності наявності того чи іншого захворювання за допомогою функції активації Softmax або Sigmoid.

Для верифікації даної методології було розроблено гібридну систему діагностики «FCM + CNN». Її ключова відмінність полягає у використанні FCM на етапі препроцесингу для трансформації зашумленого знімка у карту приналежності [5]. Практична реалізація засвідчила, що попередня м'яка сегментація діє як фільтр уваги, який значно прискорює збіжність моделі. Нейромережа досягла точності діагностики 99,2% на виражених, масивних пухлинах. Водночас детальний аналіз результатів виявив певні обмеження:

для дрібних новоутворень рівень впевненості моделі падав до 73,8% через неоднорідність кластера, а в складних анатомічних зонах (наприклад, поблизу шлуночків) природний шум іноді викликав гіпердіагностику з хибнопозитивними показниками до 95%.

Інтеграція нечіткої кластеризації (FCM) та глибокого навчання (CNN) слугує надійним фундаментальним базисом для розуміння принципів автоматизованої обробки складних нейровізуалізаційних даних. Такий підхід ефективно вирішує базові проблеми розмитих меж інфільтративних пухлин і забезпечує необхідний компроміс між математичною точністю та клінічною інтерпретованістю. Водночас виявлені обмеження, зокрема гіпердіагностика природного шуму та зниження впевненості на дрібних структурах, вказують на те, що запропонований конвеєр є лише початковим етапом. У майбутньому, спираючись на цей базис, доцільно переходити до використання значно гнучкіших та адаптивних інтелектуальних систем (наприклад, архітектур на базі трансформерів або динамічних нейромереж), які зможуть автоматично калібрувати власні параметри під унікальну анатомію кожного пацієнта.

Список використаних джерел:

1. Павлов С. В., Аврунін О. Г., Злепко С. М., Бодянський Є. В., Колісник П. Ф., Лисенко О. М., Чайковський І. А., Філатов В. О. (2019). Інтелектуальні технології в медичній діагностиці, лікуванні та реабілітації: монографія. Вінниця: ПП «ТД «Едельвейс і К». – 2019. – 260 с.
2. Місоченко С. Ю. Дослідження використання вірогіднісних методів у сфері обробки біомедичних зображень / С. Ю. Місоченко, К. Г. Селіванова, О. Г. Аврунін // Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: тези доповідей XXX міжнародної науково-практичної конференції MicroCAD2022, 19-21 жовтня 2022 р. – Харків : НТУ «ХПІ», 2022. – С. 902.
3. A historical perspective of biomedical explainable AI research / L. Malinverno et al. Patterns. 2023. Vol. 4, no. 9.
4. Y. Samokhin, O. Avrunin and V. Yavtushenko, "Cell Detection Model on Cryomicroscopic Images Using MinIO and CVAT," 2024 IEEE 17th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv, Ukraine, 2024, pp. 514-519, doi: 10.1109/TCSET64720.2024.10755563.
5. Sokol, Y., Avrunin, O., Kolisnyk, K., & Zamiatin, P. (2020). Using medical imaging in disaster medicine. Paper presented at the 2020 IEEE 4th International Conference on Intelligent Energy and Power Systems, IEPS 2020 - Proceedings, 287-290. doi:10.1109/IEPS51250.2020.9263175