

УДК 004.852

СУЧАСНІ ПІДХОДИ ДО АНАЛІЗУ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Гончарук Максим Олександрович

maksymhoncharuk42@gmail.com

Настенко Євген Арнольдович

nastenko.e@gmail.com

Алхімова Світлана Миколаївна

asnarta@gmail.com

кафедра біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

м. Київ, Україна

Анотація - У даній статті виконано огляд сучасних підходів аналізу медичних зображень на прикладі магнітно-резонансної томографії (МРТ) голови людини. За допомогою глибокого навчання автори досліджують різні методи автоматичної сегментації, класифікації та діагностики уражень голови людини таких як гостру та підгостру форми інсульту і пухлинні утворення. Серед методів розглядаються можливості використання трансформерних моделей, згорткових нейронних мереж і метода розкладу невід'ємних матриць та їх комбінації. На жаль, для коректного порівняння результатів роботи нейронних мереж, як мінімум тренувальна та екзаменаційна вибірки не можуть відрізнятися в межах одного набору даних. Тому наведено результати ефективності кожного з підходів для ознайомлення. Підходи, розглянуті в даній статті, обрані таким чином, щоб експериментальні набори даних використовувалися між обраними дослідженнями та були у відкритому доступі. Це було зроблено, щоб у разі потреби мати змогу повторити експеримент або ж порівняти з ефективністю іншого підходу. Також, через властивість нейронних мереж, є змога використати досліджені алгоритми для вирішення задач сегментації в іншому домені. Наприклад, використовуючи дані комп'ютерної томографії(КТ) сегментувати ділянки легень, що ураженні COVID-19 чи пневмонією. Або для сегментації фіброзних утворень печінки на зображеннях ультразвукової діагностики та еластографії. Загалом, дана стаття проводить огляд сучасних досягнень та демонструє розвиток та можливості глибокого навчання в області аналізу медичних зображень для поліпшення діагностики та лікування і підтримки прийняття медичних рішень.

Ключові слова: пухлина мозку, глибоке навчання, ішемічний інсульт, огляд, томографія

I. ВСТУП

На сьогодні підходи машинного і глибокого навчання викликають все більший інтерес серед медичних працівників [1]. Однією із перспективних галузей використання даних технологій є радіологія. Існують різноманітні алгоритми, які можуть виконати широкий спектр задач для полегшення рутинної роботи лікаря [2-4]. Наприклад, сегментація зображень магнітно-резонансної томографії (МРТ) голови людини: виділення областей інтересу на зображеннях із різними ураженнями, починаючи від підгострих і гострих форм інсульту до пухлин або окремих частин головного мозку [5-7]. Під час інсультів головним ресурсом є час, за який діагностують ураження, локалізують і розробляють подальший план лікування. В свою чергу, нейронні мережі можуть сегментувати ділянку ураження за короткий

час, що дозволить швидше приступити до планування наступних кроків по реабілітації і розпочати терапію [8].

Проте, незважаючи на переваги нейронних мереж перед ручним аналізом, існують певні недоліки пов'язані із даними. Високоточні моделі машинного навчання були навчені на приватних наборах даних з конкретного обладнання і використовуються лише в межах медичних центрів. З іншого боку, відкриті моделі машинного навчання були навчені на публічних наборах даних, але на обмеженій кількості даних та обладнання, що знижує ефективність можливостей діагностики в тому чи іншому медичному центрі, який не надавав свої данні для навчання [9]. Тому існує проблема, коли модель із високою точністю показує дійсно високу точність на відкритому наборі даних, що використовувався для тренування, але низьку якість на даних із зовсім іншого датасету

II. МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою даного дослідження є аналіз сучасних підходів до сегментації МРТ зображень голови людини за допомогою алгоритмів глибокого навчання таких, що мають властивість універсальності і не залежать від походження даних.

III. МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

3.1. PROMPT LEARNING-BASED BRAIN TUMOR SEGMENTATION

В галузі сегментації медичних зображень головного мозку та уражень від інсульту все більшого значення набуває розвиток нових алгоритмів та архітектур, спрямованих на покращення точності та якості інтерпретації результатів. Одним із нових методів в даній області досліджень є метод сегментації пухлин головного мозку на основі підходу глибокого навчання без вчителя, відомого як PL-BTS (Prompt Learning-Based Brain Tumor Segmentation) [10]. Основна ідея полягає в використанні підказок для створення ефективних умов для автоматичної сегментації пухлин на тривимірних зображеннях мозку. Хоча на момент дослідження відсутня "візуально-мовна" модель для 3D зображень мозку, метод PL-BTS використовує самі зображення як основу для створення підказок. Модель навчається відповідати на запитання щодо наявності пухлини на зображеннях, створюючи підказки, що дозволяють вказати на області із пухлинами.

Метод PL-BTS складається з двох ключових етапів. По-перше, створюється задача для підказок на основі зображень, де модель навчається відповідати на запитання, чи є піксель на вхідному зображенні пов'язаним з гіпер- або гіпоінтенсивністю, що вказує на наявність пухлини. Для навчання моделі вручну створюються гіпер-/гіпоінтенсивні області, що схожі на пухлини, на даних без пухлин за допомогою штучних конструкцій. Підходи до навчання з підказками допомагають моделі визначити загальні правила виявлення аномалій, зокрема пухлин. Для вибору оптимальної моделі використовується окрема перевірка, що визначає точку, де модель починає перенавчатися на штучних конструкціях. Це

дозволяє уникнути перенавчання моделі на простих завданнях.

Підхід PL-BTS доповнено PL-BTS+, який використовує псевдо-мітки для навчання моделі на нерозмічених зображеннях, щоб покращити точність моделі. Оскільки модель на основі підказок може відсегментувати область не до кінця, псевдо-мітки можуть містити помітну кількість хибно негативних значень. Для подальшого поліпшення навчання моделі створюються штучні зображення, які містять регіони, представлені псевдо-мітками, що не були сегментовані, що дозволяє покращити результати.

Метод PL-BTS+ виявився значно покращеною версією базового методу PL-BTS на наборах даних BraTS [11] та ISLES2022 [9]. Попередньо оброблені непозначені зображення з пухлинами, використовуючи псевдо-позначення та синтетичні зображення, призвели до значних покращень у сегментації пухлин головного мозку. На наборі BraTS2021, метод PL-BTS+ продемонстрував підвищену точність з коефіцієнтом Dice у середньому 82.66% (стандартне відхилення 14.90%), порівняно з результатом 79.56% (стандартне відхилення 15.01%) у методі PL-BTS. На наборі ISLES2022, PL-BTS+ також показав покращення зі значенням Dice у середньому 55.29% (стандартне відхилення 34.79%), порівняно з результатом 51.41% (стандартне відхилення 33.88%) у методі PL-BTS.

3.2. FACTORIZER

В наступному дослідженні представлено використання методів низькорангового наближення матриці (LRMA) [12] для побудови ефективних моделей сегментації.

Метод LRMA був використаний для оцінки ефективності підходу до сегментації пухлин головного мозку та уражень від інсульту на зображеннях МРТ. У даній роботі представлено сімейство архітектур, відомих як "Факторизатор", яке використовує можливість низькорангового наближення матриці (LRMA) для створення масштабованого та інтерпретованого підходу до моделювання контексту. Цей підхід заснований на використанні розкладу

невід'ємних матриць (NMF) для автоматичного виділення легко інтерпретованих розріджених факторів [13]. Метод NMF полягає в розкладанні матриці на добуток двох невід'ємних матриць меншого розміру. Даний метод використовується для визначення факторів або паттернів, що приховані у вхідних даних. У випадку із медичними зображеннями (матриці пікселів), дані можна представити як добуток двох матриць: перша матриця складається з базисних векторів (фактори), а інша – з коефіцієнтів, що вказують, як комбінуються базисні вектори, щоб створити вхідне зображення. Для цього алгоритм NMF був впроваджений як диференційований шар та включений у кінцеву архітектуру типу U-Net [14]. Крім того, в статті продемонстровано послідовні операції матричного представлення, які дозволяють ефективно використовувати глобальний та локальний контекст.

Для оцінки ефективності запропонованого підходу проведено експерименти з сегментації пухлин головного мозку та уражень від інсульту на зображеннях МРТ. Моделі "Факторизатор" показали конкурентоспроможні результати на наборах даних BraTS [11] та ISLES22 [9], перевершивши методи, що базуються на звичайних згорткових нейромережах, продемонструвавши передові показники у сегментації різних частин пухлини головного мозку з високими значеннями Dice – 79,33%, 83,14% та 90,16% для інтенсивної пухлини, основної частини пухлини та усієї пухлини відповідно. Також отримано якісні результати у сегментації уражень від інсульту на наборі даних ISLES22 з показником Dice 76,49%.

3.3. W-NET

Набирає популярності комбінування двох моделей для покращення результатів сегментації. Для вирішення задачі сегментації уражень від інсульту автори двоступеневої мережі W-Net використовують CNN для виділення локальних та глобальних ознак та структуру трансформера [15] як основну мережу.

У першому етапі мережа на основі CNN [16] є вторинним генератором, який використовує функцію втрати регіону для сегментації початкового ураження. Далі, передбачені початкові області передаються модулю деформації меж (BDM), який кодує як границі ураження, так і відтінки сірого локальних областей границі, надаючи підказки для подальшої сегментації.

Другий етап використовує метод на основі трансформера для основної сегментації. Трансформер відмінно підходить для виділення глобальної інформації та зменшення дискримінативної сегментації, що виникає в результаті роботи згорткового шару. Для автоматичного виділення контурів границь ураження та використання їх для корекції попередньої сегментації використовується модуль обмеження границь (BCM).

Оцінку ефективності мережі W-Net ми проведено на двох відкритих наборах даних для сегментації уражень від інсульту ATLAS [17] і ISLES2022 [9]. В результаті отримано показник Dice 61.67% і 81.72% для двох наборів відповідно.

3.4. SAN-NET

Окремої уваги вартує адаптивна мережа нормалізації під назвою SAN-Net [18], призначена для ефективної адаптації до нових місць збору зображень для сегментації уражень інсульту. Використовуючи підходи нормалізації z-показника та динамічних мереж, автори запровадили підхід до адаптивної нормалізації з маскою (masked adaptive instance normalization MAIN). MAIN має на меті мінімізувати розбіжності між даними з різних медичних центрів шляхом стандартизації вхідних МР-зображень у стилі, який не залежить від конкретного центру. Це досягається шляхом динамічного вивчення афінних параметрів із вхідних даних і відповідного перетворення значень інтенсивності.

У даному підході використовується градієнтний реверсивний рівень, щоб змусити мережу U-net вивчати інваріантні до центру представлення, що підтримуються класифікатором. Ця стратегія покращує узагальнення моделі, особливо в поєднанні з

MAIN. Крім того, автори запровадили просту, але ефективну техніку розширення даних, відому як доповнення даних за допомогою симетрії (SIDA). SIDA, вбудована в SAN-Net, ефективно подвоює розмір вибірки, одночасно зменшуючи споживання пам'яті.

Автори провели експерименти з набором даних ATLAS [17], що охоплює МРТ-зображення з 9 різних медичних центрів. Отримані результати на наборі даних ATLAS демонструють точність з коефіцієнтом Dice у середньому 57.11 (стандартне відхилення між даними з 9-ти різних медичних центрів 19.57%).

IV. РЕЗУЛЬТАТИ

Дослідження, розглянуті в даній статті, використовують різні набори даних, хоч деякі з них і перетинаються, порівнювати результати не зовсім коректно з декількох причин. По-перше, кожен дослідник розбиває вибірку на тренувальну і екзаменаційну по різному, відповідно така варіативність впливає на результат. По-друге, суттєву роль відіграє попередня обробка даних. Різний підхід, наприклад, до розширення або нормалізації вибірки має безпосередній вплив на результат. По-третє, кожен дослідник може обрати різні метрики для оцінки результатів, що в свою чергу, виключає можливість їх коректного порівняння.

У таблиці 1 наведено коефіцієнт Дайса як метрика оцінки ефективності сегментації розглянутих підходів на наборах даних, що використали автори у своїй роботі.

Таблиця 1. Результати сегментації оглянутих підходів на використаних наборах даних.

Метод	Датасет		
	ISLES2022 [9]	BraTS [11]	ATLAS [17]
PL-BTS+ [10]	55.29	82.66	-
Factorizer [12]	76.49	84.21	-
W-Net [16]	85.60	-	61,76
SAN-Net [18]	-	-	57.11

Перше дослідження базується на використанні моделі глибокого навчання U-Net та методу активного навчання з псевдо-

мітками. Отримані результати показали високу якість сегментації зі значеннями коефіцієнта схожості Dice понад 80%. Однак, недоліком цього підходу є потреба у великій кількості анованих даних для початкового навчання моделі, що може бути обмежуючим фактором для застосування на малих наборах даних.

Друге дослідження використовує комбінацію методу факторизації матриці низького рангу (LRMA) та нейромережі з архітектурою типу U-Net для сегментації уражень головного мозку. Цей підхід дозволяє досягти високих значень коефіцієнту Dice для різних типів уражень, сягаючи до 90%. Однак, в даному випадку існує обмеження в точності сегментації для окремих типів уражень та висока обчислювальна складність методу LRMA.

Третє дослідження пропонує новий двоступеневий підхід з використанням CNN та трансформера для сегментації уражень від інсульту. Цей метод показав конкурентоспроможні результати в сегментації зі значенням DSC близько 80%. Він використовує переваги обох архітектур, включаючи здатність трансформера до захоплення глобальної інформації та здатність CNN до виділення локальних ознак. Проте, при відсутності чіткої границі уражень або в умовах змінного контрасту, метод може повертати хибно-негативні результати, та потребувати підбору оптимальних гіперпараметрів.

Четверте дослідження має на меті розробити підхід, який не буде чутливий до місця збору даних і обладнання. В результаті отримано коефіцієнт Dice із показником 57.11%, що є доволі близьким до розглянутого раніше методу W-Net. Даний підхід має значні перспективи розвитку. Наприклад, зміна основної моделі для сегментації. Для простоти автори використали класичний U-Net, хоч існує можливість застосувати інші моделі. Проте, експеримент було виконано на наборі даних ATLAS, що є доволі відомим і дослідженим датасетом

V. ВИСНОВКИ

Серед оглянутих підходів варто виділити PL-BTS+. Незважаючи на високий показник Dice, можливість використовувати нерозмічені дані для підвищення точності моделі є практичним у цілком можливих ситуаціях в реальному житті. Також варто звернути увагу на те, що даний метод з високою точністю може розпізнавати різні типи ураження з різних наборів даних. Отже, даний підхід є перспективним у застосуванні для діагностики та підтримки прийняття медичних рішень не тільки голови людини а й інших органів як то легені, печінка, тощо.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

ORCID ID та внесок авторів.

0000-0003-1537-4198 (B, D) Honcharuk Maksym.

0000-0002-1076-9337 (C, F) Nastenکو Ievgen.

0000-0002-9749-7388 (A, E) Svitlana Alkhimova.

A - Концепція роботи та дизайн, B-аналіз літератури, C - Відповідальність за статистичний аналіз, D - Написання статті, E – Критичний огляд, F - Остаточне схвалення статті.

VI. ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. PARK, Seong Ho; HAN, Kyunghwa. Methodologic guide for evaluating clinical performance and effect of artificial intelligence technology for medical diagnosis and prediction. *Radiology*, 2018, 286.3: 800-809.
2. NASTENKO, Ievgen, et al. Liver pathological states identification with self-organization models based on ultrasound images texture features. In: *Conference on Computer Science and Information Technologies*. Cham: Springer International Publishing, 2020. p. 401-418.
3. ALKHIMOVA, Svitlana Mykolaivna; KRENEVYCH, Andrii Pavlovych. Brain tissues segmentation

on MR perfusion images using CUSUM filter for boundary pixels. arXiv preprint arXiv:1907.03865, 2019.

4. OZKAN, Ilker Ali; KOKLU, Murat; SERT, Ibrahim Unal. Diagnosis of urinary tract infection based on artificial intelligence methods. *Computer methods and programs in biomedicine*, 2018, 166: 51-59.
5. JIANG, Yahui, et al. Emerging role of deep learning-based artificial intelligence in tumor pathology. *Cancer communications*, 2020, 40.4: 154-166.
6. ALKHIMOVA, Svitlana; SLIUSAR, Svitlana. Analysis of effectiveness of thresholding in perfusion ROI detection on T2-weighted MR images with abnormal brain anatomy. arXiv preprint arXiv:1912.05469, 2019..
7. ДЮМІН, Олексій Дмитрович; АЛХИМОВА, Світлана Миколаївна. Сегментація мозку на перфузійних зображеннях магнітно-резонансної томографії. 2022.
8. SAVITZ, Sean I., et al. Stroke treatment academic industry roundtable X: brain cytoprotection therapies in the reperfusion era. *Stroke*, 2019, 50.4: 1026-1031.
9. HERNANDEZ PETZSCHE, Moritz R., et al. ISLES 2022: A multi-center magnetic resonance imaging stroke lesion segmentation dataset. *Scientific data*, 2022, 9.1: 762.X Zhang, N Ou, C Liu, Z Zhuo, Y Liu, C Ye: Unsupervised Brain Tumor Segmentation with Image-based Prompts, arXiv:2304.01472v1 [cs.CV] 4 Apr 2023
10. ZHANG, Xinru, et al. Unsupervised Brain Tumor Segmentation with Image-based Prompts. arXiv preprint arXiv:2304.01472, 2023.
11. BAID, Ujjwal, et al. The rsna-asnr-miccai brats 2021 benchmark on brain tumor segmentation and radiogenomic classification. arXiv preprint arXiv:2107.02314, 2021.
12. ASHTARI, Pooya, et al. Factorizer: A scalable interpretable approach to context modeling for medical image segmentation. *Medical image analysis*, 2023, 84: 102706.
13. GILLIS, Nicolas. Nonnegative matrix factorization. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 2020.
14. RONNEBERGER, O.; FISCHER, P.; BROX, T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation, *CoRR* abs/1505.04597. arXiv preprint arXiv:1505.04597, 2021.
15. VASWANI, Ashish, et al. Attention Is All You Need.(Nips), 2017. URL <http://arxiv.org/abs/1706.03762>, 2021.
16. WU, Zelin, et al. W-Net: A boundary-enhanced segmentation network for stroke lesions. *Expert Systems with Applications*, 2023, 120637.
17. LIEW, Sook-Lei, et al. A large, open source dataset of stroke anatomical brain images and manual lesion segmentations. *Scientific data*, 2018, 5.1: 1-11.
18. YU, Weiyi, et al. SAN-Net: Learning generalization to unseen sites for stroke lesion segmentation with self-adaptive normalization. *Computers in Biology and Medicine*, 2023, 156: 106717.

UDC 004.852

MODERN APPROACHES TO THE ANALYSIS OF MEDICAL IMAGES

Maksym Honcharukmaksymhoncharuk42@gmail.com*Ievgen Nastenko*nastenko.e@gmail.com*Svitlana Alkhimova*asnarta@gmail.com

Department of Biomedical Cybernetics
National Technical University of Ukraine
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”,
Kyiv, Ukraine

Abstract - This article provides an overview of modern approaches to the analysis of medical images using the example of magnetic resonance imaging (MRI) of the human head. With the help of deep learning, the authors investigate various methods of automatic segmentation, classification and diagnosis of lesions of the human head, such as acute and subacute forms of stroke and tumor formations. Among the methods, the possibilities of using transformer models, convolutional neural networks and the method of decomposition of integral matrices and their combination are considered. Unfortunately, for a correct comparison of the results of neural networks, at least the training and examination samples cannot differ within the same data set. Therefore, the results of the effectiveness of each of the approaches are given for familiarization. The approaches discussed in this article are chosen so that the experimental data sets are shared between the selected studies and are publicly available. This was done in order to be able to repeat the experiment, if necessary, or to compare with the effectiveness of one's own approach. Also, due to the property of neural networks, it is possible to use the studied algorithms to solve segmentation problems in another domain. For example, using computer tomography (CT) data to segment areas of the lungs affected by COVID-19 or pneumonia. Or for the segmentation of fibrous formations of the liver on the images of ultrasound diagnostics and elastography.. In general, this article provides an overview of current achievements and demonstrates the development and possibilities of deep learning in the field of medical image analysis to improve diagnosis, treatment and support in medical decision-making.

Key words: brain neoplasms, deep learning, ischemic stroke, review, tomography.