

УДК 004.81 + 616-006

ПРОЦЕС ІДЕНТИФІКАЦІЇ УРАЖЕНЬ ЛЕГЕНІВ НА ЗНІМКАХ КОМП'ЮТЕРНОЇ ТОМОГРАФІЇ ПРИ COVID-19

Олександр Давидько

o.davydko@kpi.ua

Олександр Матвійчук

matviichuk.oleksandr@lil.kpi.ua

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

***Анотація** - У поточному дослідженні розглядається розробка 4-етапного процесу для ідентифікації уражень легень спричинених COVID-19. Система, що реалізує даний процес використовує згорткові та повнозв'язні нейронні мережі, логістичного самоорганізованого лісу із формуванням вирішального класифікаційного правила за принципами методу групового урахування аргументів. Дана система також містить механізм для обчислення відносного об'єму ушкодження легень. Підсистема для пошуку зображень з ураженнями досягла якості класифікації з коефіцієнтом кореляції Метьюза 0,98. Підсистема для сегментації уражень досягла метрики Dice score 0,74, а система для класифікації уражень досягла F1-score 1, 0,95, 0,93 для типів ураження «матове скло», «бруківка», «консолідація» відповідно. Результати демонструють ефективність реалізованого багаторівневого рішення при розв'язанні завдань ідентифікації та класифікації уражень легень.*

***Ключові слова:** текстурний аналіз, нейронні мережі, метод групового урахування аргументів, COVID-19, медичні зображення*

I. ВСТУП

Актуальність розвитку автоматизованих систем прийняття діагностичних рішень останні роки стимулювала розробку різних доцільних засобів штучного інтелекту та інтелектуального аналізу даних. Одним із ефективних напрямків застосування таких засобів стало вирішення проблем ідентифікації, класифікації та оцінки патологій на основі даних медичної візуалізації. З розвитком комп'ютерного обладнання та програмного забезпечення виникає потреба в розробці високоякісних

моделей для виявлення та класифікації аномалій на медичних зображеннях, отриманих за допомогою комп'ютерної томографії (КТ), магнітно-резонансної томографії (МРТ), ультразвукових методів. Через значний вплив пандемії COVID-19 на сучасний світ було запропоновано багато досліджень вирішення завдань сегментації та класифікації спричинених коронавірусом уражень. Ряд підходів принесли бажані результати [1-6]. Пропонована в статті робота спрямована на розширення

програмної системи, яка була розроблена для вирішення проблеми класифікації типів уражень легень, спричинених коронавірусом, за допомогою аналізу текстур, нейронних мереж і самоорганізованого логістичного лісу [1]. Це розширення включає ідентифікацію регіонів інтересу шляхом вирішення завдань сегментації та розрахунку об'єму пошкодження для вирішення завдань оцінки стану пацієнта. Нова розвинута версія багатоетапної системи обробки зображень має на меті надати медикам цінну інформацію для діагностики, стану пацієнта та оцінки якості лікування.

Статтю структуровано наступним чином: Розділ II описує досліджувану проблему та сучасні рішення для її вирішення; У розділі III наведено інформацію про дані, що були використані у дослідженні. Розділ IV описує новий реалізований процес і використані методи. Розділ V підсумовує дослідження та представляє напрямки майбутньої роботи.

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ І АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ

Проблему ідентифікації уражень, спричинених COVID-19, можна сформулювати в загальному вигляді, як

завдання багатокласової сегментації, де кожному пікселю можна призначити категорію з 4 доступних варіантів: «здоровий», «матове скло», «бруківка» та «консолідація». Для розробки та оцінки моделі необхідно отримати набір даних D , який складається з набору серій комп'ютерної томографії легень S , у якій кожен зріз має розмір $W \times H$ і набору сегментаційних масок M розміром $W \times H$. S містить одиниці Хаунсфілда для кожного зрізу. M містить мітки для кожного пікселя S зрізів. W і H — ширина і висота кожного зрізу.

Існує два домінуючих підходи до проблем класифікації медичних зображень. Перший заснований на використанні інтенсивності пікселів зображення, як вхідних функцій. У [2, 3] при класифікації типів уражень легень при COVID-19 значення інтенсивності пікселів використовуються, як вхідні дані згорткової нейронної мережі (CNN). CNN використовуються в [4] для вилучення характеристик з інтенсивності пікселів зображення. Розширена архітектура U-Net була використана в [5] для аналізу інтенсивності пікселів і створення відповідної маски сегментації уражень. Ця група методів добре працює, як для

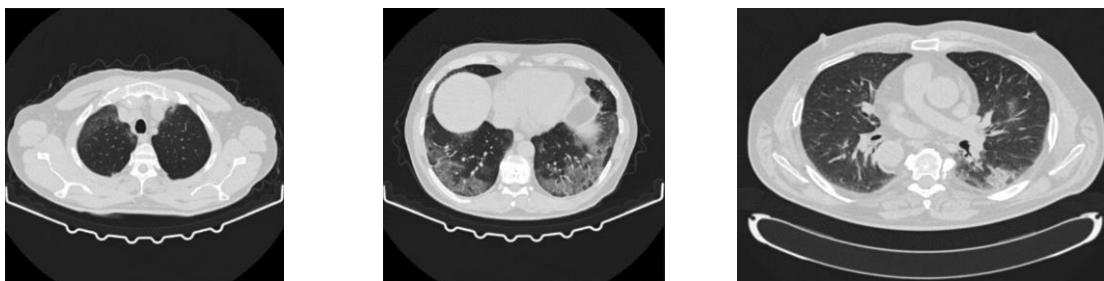


Рисунок 1 – ураження легень при COVID-19: «матове скло», «бруківка», «консолідація»

завдань сегментації, так і для класифікації. Другий підхід базується на аналізі характеристик текстури області інтересу (region of interest - ROI). Різні статистичні текстурні характеристики, розраховані в [6], є вхідними ознаками для класифікатора. Текстурні характеристики також використовувалися, як вхідні дані для нейронної мережі, що генерує стислий вектор ознак, оптимізований для завдань класифікації [1]. Ця група методів застосовується у задачах класифікації зображень, проте даний напрям недостатньо розвинений для використання в медичних системах реального часу через високе споживання обчислювальних ресурсів. З цієї причини було запропоновано розкласти вихідну проблему на 4 складові таким чином, щоб можна було використати переваги обох груп методів. Обсяг пошкодження за кожним типом ураження можна обчислити після вирішення цих проблем.

Перша складова системи — це класифікація зрізів із S за 3 категоріями: 0 - зріз не має ознак ураження, 1 - зріз містить ураження, спричинені коронавірусом, 2 - зріз містить ураження, спричинені іншою причиною. Вихід підсистеми S1 – набір зрізів з виявленими ознаками індукованих коронавірусом уражень.

Друга складова — це реалізація завдання бінарної сегментації зрізів із S1. Результатом роботи підсистеми є набір масок сегментації розміром $W \times H$. Можливі результати для кожної маски: 0 – піксель не належить до класу ураження, 1 – належить.

Третьою складовою є ідентифікація типу ураження для кожної визначеної області R шляхом класифікації її в один із трьох можливих класів («матове скло», «бруківка» та «консолідація»). Ці мітки використовуються для заміни відповідних

значень у ідентифікованих масках сегментації M.

III. ДАНІ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

В даному дослідженні було застосовано три набори даних. Набір даних А являє собою промарковані зображення, що отримані з 26 серій комп'ютерної томографії легенів. Зображення розділені на три класи: «Хворі на COVID-19», «Хворі не на COVID-19» і «Здорові». З них 8 серій належать до категорії «Здорові», 15 серій з категорії «Хворі на Covid-19» та 3 серії з категорії «Хворі не Covid-19». Ця остання група представлена КТ-зрізами пацієнтів із прогресуючою патологією типу «матове скло» (еозинофільна пневмонія, ідіопатичний фіброзуючий альвеоліт, пневмоцистна пневмонія).

Дані для навчального набору Б були отримані з відкритого джерела [8], за винятком випадків radiopaedia, і включають 1724 зрізи із створеними досвідченими радіологами вручну масками сегментації.

Набір даних В являє собою промарковані зображення зон інтересу, що отримані з 24 серій комп'ютерної томографії легенів. Кожна зона інтересу являється ураженням, індукованим коронавірусом Sars-Cov-2. Всього було виділено 1831 зону. Зони інтересу розділені на три класи: «матове скло», «бруківка» і «консолідація».

Анонімні дані для наборів А та В були надані ДУ «Національний інститут фізичної та пульмонології ім. Ф.Г. Яновського НАМН України». Набір даних складається з промаркованої зони інтересу. З метою збереження оригінальних величин одиниць Хаунсфілда дані отримані у форматі Nifti1.

IV. ЗАПРОПОНОВАНЕ РІШЕННЯ

Для вирішення поставленої задачі пропонується 4-х рівнева програмна система, яка вирішує задачу сегментації та класифікації уражень легенів, викликаних COVID-19 (рис. 1).

Дана система для вирішення задач класифікації та сегментації використовує гібридний класифікатор, що складається з нейронної мережі та логістичного самоорганізованого лісу.

Підсистема А призначена для фільтрації зображень, на яких немає уражень COVID-19. Дана підсистема виконує класифікацію знімків за допомогою інструментів текстурного аналізу. Для кожного зображення були розраховані наступні текстурні характеристики: GLCM, $\alpha = 0, d = 1$; GLCM, $\alpha = 45, d = 1$; GLCM, $\alpha = 90, d = 1$; GLRLM, $\alpha = 0$; GLSZM, $d = 1$; GLDM, $\alpha = 1$; NGTDM, $d = 1$. Для їх обробки була використана нейронна мережа Feature Constructor (FC) (рис. 3) [1]. FC застосована для формування стисненого вектора ознак із текстурних матриць і використовує згорткові шари для кодування матриць характеристик текстури та повнозв'язні шари для подальшої обробки. Мережа FC навчалась разом із класифікаційною мережею, що забезпечило формування стиснених ознак оптимально у сенсі даної задачі класифікації. Класифікаційна мережа представляє собою повнозв'язну нейромережу із Гауссовими функціями активації в прихованих шарах і активацією softmax в вихідному шарі. Для навчання описаного класифікатора використовувався набір даних А.

Наступна підсистема Б призначена для вирішення бінарної сегментації зрізів з ураженнями. Вона також реалізує вилучення областей інтересу шляхом аналізу маски сегментації. Для розв'язання

задачі сегментації була використана нейронна мережа U-net, що була розроблена спеціально для вирішення даного класу задач в області медичних зображень [7]. U-net використовувала Dice Loss як функцію втрат і оптимізатор параметрів Adam. Мережа тренувалася протягом 20 епох, поки значення Dice Loss не перестало покращуватись на валідаційному наборі даних. Для навчання використовувався набір даних Б. Для кожної сегментованої області знаходиться замкнутий контур шляхом виконання топологічного структурного аналізу оцифрованих бінарних зображень [9] по масці сегментації. За отриманим замкнутим контуром розраховується прямокутник з мінімальною площею, що охоплює зону ураження. Вміст знайдених прямокутників стає входом для наступної підсистеми В.

Підсистема В використовується для визначення типу ураження легенів при пневмонії COVID-19 з трьох категорій «матове скло», «бруківка» і «консолідація». Дана підсистема побудована подібно до підсистеми А. Для кожної області інтересу розраховано текстурні характеристики: GLCM, $\alpha = 0, d = 1$; GLCM, $\alpha = 45, d = 1$; GLCM, $\alpha = 90, d = 1$; GLRLM, $\alpha = 0$; GLSZM, $d = 1$; GLDM, $\alpha = 1$; NGTDM, $d = 1$. Обчислені матриці передаються у Feature Constructor для отримання стисненого вектору ознак, однак після тренування частина класифікатора замінюється логістичним самоорганізованим лісом (LSOF), розробленим в [1]. В даній роботі також було запропоноване покращення механізму класифікації самоорганізованим лісом. Перед використанням логістичної функції за допомогою механізмів методу групового урахування аргументів обирається найкраща структура на основі

голосів дерев та вхідних ознак самоорганізованого лісу.

Метою підсистеми Г є надання інформації про відносний об'єм ураження. Він розраховується з урахуванням кожного типу ураження. Для визначення обсягу уражень було використано рівняння 1:

$$V_t = \frac{P_t}{P_l} \quad (1)$$

де P_t – кількість пікселів, розпізнаних, як належних до класу інфекції t у всій серії КТ, P_l – кількість пікселів, розпізнаних, як

легенева тканина у всій серії КТ. Попередньо навчена модель U-Net визначала пікселі, що містять легенева тканину на КТ-зрізах [11]. Оцінку обчисленого обсягу можна використовувати для побудови динамічних оцінок прогресування захворювання, якщо є кілька КТ-досліджень, проведених на різних етапах лікування.

V. РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

Метрики для моделей підсистем А-В наведені у таблицях 1-3:

Таблиця 1. Метрики класифікатору зрізів на тестовому наборі даних (підсистема А)

Клас зрізу	Чутливість	Специфічність	F1-міра
Здоровий	0.98	1	0.99
Хворий на COVID-19	1	1	1
Хворий на іншу пневмонію	1	0.97	0.98
Загальна точність	0.99		
Коефіцієнт кореляції Метьюза	0.98		

Таблиця 2. Метрики сегментатору на тестовому наборі даних (підсистема Б)

Метрика	Значення
Чутливість	0.7869
Специфічність	0.7646
Точність	0.9948
Коефіцієнт кореляції Метьюза	0.7580
Dice coefficient	0.7463

Таблиця 3. Метрики класифікатору типів уражень (підсистема В)

Клас зрізу	Чутливість	Специфічність	F1-міра
Матове скло	1	1	1
Бруківка	0.97	0.93	0.95
Консолідація	0.91	0.96	0.93

Результати роботи є прийнятними порівняно з сучасними рішеннями [2, 3, 4, 5, 6]. Показники, одержані [5], вищі за отримані на рівні Б внаслідок використання вдосконаленої архітектури U-Net, яка не розглядалася у поточній роботі, проте застосування даної розширеної моделі, зможе покращити досягнуті результати. Підсистеми А і В демонструють покращенні результати порівняно з підходами у [3, 4, 6]. В подальшому планується подальше дослідження шляхом порівняння поточних результатів роботи з [3, 4, 6] на тих даних.

VI. ВИСНОВКИ

Розроблено 4-рівневу програмну систему діагностики та класифікації уражень легенів при пневмонії COVID-19. Кожна підсистема була побудована окремо та оцінена за допомогою різних метрик. Підсистема А має загальну точність 98%, підсистема Б має продуктивність із Dice Similarity Coefficient 0,74, Підсистема В має загальну точність у 95%. Підсистема Г використовується для розрахунку обсягу пошкодження за кожним типом ураження. У роботі продемонстровано ефективність розроблених компонентів 4-рівневої системи для вирішення завдань сегментації та класифікації уражень легень. Підвищення якості класифікації досягнуто завдяки використанню текстурних ознак, їх перетворенню Feature Constructor, застосуванню логістичного самоорганізованого лісу та методу групового урахування аргументів для формування вирішального правила на виході самоорганізованого лісу.

Інший можливий розвиток результатів дослідження включає розширення функціональності системи для прийняття оптимальної персоналізованої стратегії лікування на основі [14, 15]. Результати роботи підсистем можуть бути

покращеними, шляхом використання в них наступних досліджень.

Фінансування. Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

ORCID ID та внесок авторів:

0000-0002-6048-4639 (A) Oleksandr Davydko
0000-0002-8988-0993 (B) Oleksandr Matviichuk

А – Концепція роботи, проектування програмного коду, написання статті

В – Аналіз архітектур CNN, застосування методу групового урахування аргументів для формування вирішального правила на виході самоорганізованого лісу, критичний огляд статті.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. O. Davydko, Y. Hladkyi, M. Linnik, O. Nosovets, V. Pavlov, I. Nastenka, "Hybrid Classifiers Based on CNN, LSOE, GMDH in COVID-19 Pneumonic Lesions Types Classification Task," 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), pp. 380-384 (2021)
2. P. Silva, E. Luz, G. Silva, G. Moreira, R. Silva, D. Lucio, D. Menotti, "COVID-19 detection in CT images with deep learning: A voting-based scheme and cross-datasets analysis", Informatics in Medicine Unlocked, Volume 20, 100427, ISSN 2352-9148 (2020).
3. V. Shah, R. Keniya, A. Shridharani, M. Punjabi, J. Shah, N. Mehendale, "Diagnosis of COVID-19 using CT scan images and deep learning techniques", Emerg Radiol 28, 497-505 (2021).
4. Ş. Öztürk, U. Özkaya, M. Barstuğan, "Classification of Coronavirus (COVID-19) from X-ray and CT images using shrunken features", International journal of imaging systems and technology, 10.1002/ima.22469. Advance online publication (2020).
5. T. Zhou, S. Canu and S. Ruan, "Automatic COVID-19 CT segmentation using U-Net integrated spatial and channel attention mechanism", International Journal of Imaging Systems and Technology, vol. 31, no. 1, pp. 16-27 (2020).
6. E. D. Carvalho, E. D. Carvalho, A. O. de Carvalho Filho, F. H. D. de Araújo and R. d. Andrade Lira Rabêlo, "Diagnosis of COVID-19 in CT image using CNN and XGBoost," 2020 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 2020, pp. 1-6, (2020)
7. Ronneberger, O., Fischer, P., Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W., Frangi, A. (eds) Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015.

- MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science(), vol 9351. Springer, Cham.
8. Ma Jun, Ge Cheng, Wang Yixin, An Xingle, Gao Jiantao, Yu Ziqi, Zhang Mingqing, Liu Xin, Deng Xueyuan, Cao Shucheng, Wei Hao, Mei Sen, Yang Xiaoyu, Nie Ziwei, Li Chen, Tian Lu, Zhu Yuntao, Zhu Qiongjie, Dong Guoqiang, & He Jian.. COVID-19 CT Lung and Infection Segmentation Dataset (2020).
 9. Suzuki, Satoshi and Keiichi Abe. "Topological structural analysis of digitized binary images by border following." *Comput. Vis. Graph. Image Process.* 30: 32-46. (1985)
 10. O. Matviichuk, O. Nosovets, M. Linnik, O. Davydko, V. Pavlov, I. Nastenکو, "Class-Oriented Features Selection Technology in Medical Images Classification Problem on the Example of Distinguishing Between Tuberculosis Sensitive and Resistant Forms," 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), pp. 385-38 (2021).
 11. J. Hofmanninger, F. Prayer, J. Pan, S. Röhrich, H. Prosch and G. Langs, "Automatic lung segmentation in routine imaging is primarily a data diversity problem, not a methodology problem", *European Radiology Experimental*, vol. 4, no. 1, 2020.
 12. Zgurovsky, M., Pavlov, A.: *Combinatorial Optimization Problems in Planning and Decision Making. Studies in Systems, Decision and Control.* 173, 347-406 (2019).
 13. Nastenکو, I., Pavlov, V., Nosovets, O., Zelensky, K., Davidko, O., Pavlov, O. "Solving the Individual Control Strategy Tasks Using the Optimal Complexity Models Built on the Class of Similar Objects". In: Shakhovska, N., Medykovskyy, M.O. (eds) *Advances in Intelligent Systems and Computing IV. CSIT 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1080. Springer, Cham. (2020)

UDC 004.81 + 616-006

PROCESS OF COVID-19 LUNG DAMAGE IDENTIFICATION ON COMPUTERIZED TOMOGRAPHY IMAGES

Oleksandr Davydko

o.davydko@kpi.ua

Oleksandr Matviichuk

matviichuk.oleksandr@lil.kpi.ua

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

Abstract – current research discusses the development of a 4-stage process for identifying lung damage caused by COVID-19. The system is built on this process and uses convolutional and fully connected neural networks, a logistic self-organizing forest with the formation of a decisive classification rule based on the principles of the group method of data handling (GMDH). This system also includes a mechanism for calculating the relative volume of lung damage. The subsystem for searching for images with damage achieved a Matthews correlation coefficient of 0.98. The subsystem for segmenting lesions achieved a Dice score metric of 0.74, and the system for classifying lesions achieved F1-scores of 1.0, 0.95, and 0.93 for the types of damage "ground-glass," "paving stone," and "consolidation," respectively. The results demonstrate the effectiveness of the implemented multi-level solution in solving tasks of identifying and classifying lung damage.

Key words: textural analysis, neural networks, group method of data handling, COVID-19, medical images