

О.В. БАРМАК, П.М. РАДЮК
Хмельницький національний університет

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВІЗУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ РЕНТГЕНІВСЬКИХ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ІНТЕРПРЕТАЦІЇ РЕЗУЛЬТАТІВ ДІАГНОСТУВАННЯ ПНЕВМОНІЇ

На сьогодні пневмонія є одним із поширеніших та найбільш серйозних легневих захворювань у всьому світі. Раннє діагностування пневмонії є ключовим чинником її успішного лікування. Для розв'язання актуального завдання в галузі цифрового діагностування в цій пропонується інформаційна технологія візуального аналізу рентгенівських зображень для пояснення результатів діагностування пневмонії. В основі технології закладено модель класифікації на основі згорткової нейронної мережі для вилучення слабо виражених ознак ранньої вірусної пневмонії та модифікований метод відмінної локалізації для інтерпретації результатів класифікації. Метод інтерпретації полягає в застосуванні зважених градієнтів до мап активації класів. Подібна модифікація забезпечує відмінну локалізацію аномальних зон на рентгенограмах, що дає змогу вилучити цільові слабо виражені ознаки ранньої пневмонії. Відповідно до обчислювальних експериментів, запропонована інформаційна технологія може бути ефективним засобом для миттєвого діагностування в разі перших підозр на виявлення пневмонії.

Ключові слова: пневмонія, згорткова нейронна мережа, рентгенівське зображення грудної клітини, візуальний аналіз, мапи активації класів.

OLEXANDER BARMAK, PAVLO RADIUK
Khmelnitskyi National University

INFORMATION TECHNOLOGY OF VISUAL ANALYSIS OF X-RAY IMAGES FOR INTERPRETATION OF PNEUMONIA DIAGNOSTIC RESULTS

To date, pneumonia is one of the most common and severe lung diseases in the world. Early diagnosis of pneumonia is a crucial factor in its successful treatment. Over the last decade, automated analysis of chest X-rays has been recognized as an effective tool for diagnosing lung diseases. However, the problem of implementing and configuring methods that explain the results of digital diagnosis remains acute. Convolutional neural networks now show state-of-the-art results in the identification of diseases on X-ray. Therefore, to address the urgent issue in digital diagnosis, we propose information technology for visual analysis of X-ray images to explain the results of diagnosing pneumonia. The technology comprises a classification model based on a convolutional neural network to remove mild features of early viral pneumonia and a modified method of different localization to interpret the classification results. The method of interpretation is to apply weighted gradients to class activation maps. It distinguishes lung masks in the X-ray image and imposes thermal maps with a color gradient from blue to bright red. The red color corresponds to the most probable location of the pneumonia features in the radiograph. Such a modification provides excellent localization of abnormal areas on radiographs, removing the mild target features of early pneumonia. It should be noted that our model based on the convolutional network surpassed other classifiers in precision (98.5%) but slightly conceded in classification accuracy (96.1%) and recall (93.6%). Also, it shows relatively low false positive and false negative rates, with 1.4% and 6.4%, respectively. Overall, according to computational experiments, the proposed information technology can be an effective tool for instant diagnosis in the first suspicion of pneumonia.

Keywords: pneumonia, convolutional neural network, chest X-ray, visual analysis, class activation maps.

Постановка проблеми

Упродовж останнього року клінічні дослідження підтвердили той факт, що інфекційна хвороба COVID-19 спричиняє важку форму вірусної пневмонії в значній кількості людей [1]. Встановлено, що вірусний тип цього захворювання вимагає екстреної допоміжної допомоги, що робить критично важливою своєчасне й точне діагностування пневмонії. Тому на сьогодні виникає необхідність у використанні інформаційних технологій та обчислювальних методів для розроблення систем автоматизованого діагностування (САД) на ранній стадії пневмонії. Впровадження САД значно підвищує шанси на постановку правильного діагнозу і, як наслідок, поліпшення профілактичних заходів та подальших лікувань.

Аналіз останніх джерел

За останній час завдання візуальної інтерпретації цифрового медичного діагностування успішно розв'язуються методами глибокого навчання (ГО), зокрема, з використанням згорткових нейронних мереж (ЗНМ). Так, у роботі [2] представлено модифіковану багатопшарову нейронну мережу типу VGG [3], мета якої полягає у виявленні області інтересу (ОІ) на основі градієнту для локалізації пневмонії на зображенні. Іншим підходом до візуалізації та інтерпретації ГО є застосування повнозв'язних залишкових ЗНМ, зокрема Inception [4]. У роботі [5] запропоновано використовувати залишкову мережу типу Inception [4] з ядрами згортки розміром $3 \times 3 \times 3$ для сегментування органів черевної порожнини на об'ємних знімках комп'ютерної томографії. У нещодавньому дослідженні [6] автори запропонували САД на основі нейронної мережі типу MobileNet [7] для виявлення вірусної пневмонії, що спричинена COVID-19.

Попри значний успіх технологій ГО в галузі комп'ютерного зору (КЗ), залишаються нерозв'язаними певні завдання оброблення медичних зображень. Так, брак технологій для зрозумілої та доступної інтерпретації результатів діагностування не дає ЗНМ проявити весь свій потенціал у галузі аналізу медичних зображень.

Формулювання цілей

У представленій роботі пропонується інформаційна технологія для реалізації методу візуального аналізу рентгеновських зображень для виявлення пневмонії на ранній стадії. Для досягнення мети дослідження перед авторами постає виконання таких завдань:

- 1) створення моделі класифікації на основі ЗНМ для вилучення ознак ранньої пневмонії;
- 2) обґрунтування й реалізація методу візуального аналізу для інтерпретації результатів класифікації;
- 3) порівняння отриманих результатів із сучасними методами для тестування технології на практичну корисність і ефективність у завданні діагностування пневмонії.

Модель класифікації, як згорткова нейронна мережа

Для виявлення текстурних ознак пневмонії на зображенні за модель класифікації обрано ЗНМ із трьома згортковими шарами з операцією розширеної згортки. Топологія використовуваної моделі запропонована й детально описана в нашій попередній роботі [8]. Нижче визначено топологію ЗНМ із допомогою загальноприйнятих математичних виразів.

Двовимірний згортковий шар має вигляд:

$$a^{[l]} = \left[\text{ReLU}^{[l]} \left(\text{conv} \left(a^{[l-1]}, K^{(1)} \right) \right), \text{ReLU}^{[l]} \left(\text{conv} \left(a^{[l-1]}, K^{(2)} \right) \right), \dots \right. \\ \left. \dots, \text{ReLU}^{[l]} \left(\text{conv} \left(a^{[l-1]}, K^{(n_c^{[l]})} \right) \right) \right], \quad (1)$$

$$\text{conv} \left(a^{[l-1]}, K^{(n_c^{[l]})} \right)_{x,y} = \text{ReLU}^{[l]} \left(\sum_{i=1}^{n_x^{[l-1]}} \sum_{j=1}^{n_y^{[l-1]}} \sum_{k=1}^{n_z^{[l-1]}} K_{i,j,k}^{(n_c^{[l]})} a_{x+i-1,y+j-1,k}^{[l-1]} + b_n^{[l]} \right),$$

де функція активації ReLU має вигляд:

$$\text{ReLU} = \max \{0, x\}. \quad (2)$$

Після згорткових шарів у моделі використано усереднений підвибірковий шар:

$$a_{x,y,z}^{[l]} = \text{avgpool} \left(a^{[l-1]} \right)_{x,y,z} = \varphi^{[l]} \left(\left(a_{x+i-1,y+i-1,z}^{[l-1]} \right)_{(i,j) \in [1,2,\dots,f^{[l]}]^2} \right). \quad (3)$$

Повнозв'язні шари з функціями активації ReLU та Sigmoid визначено так

$$z_j^{[l]} = \sum_{i=1}^{n_i^{[l-1]}} w_{j,i}^{[l]} \cdot a_i^{[l-1]} + b_j^{[l]}, \\ \rightarrow a_j^{[l]} = \text{ReLU}^{[l]} \left(z_j^{[l]} \right), \quad (4) \\ \rightarrow a_j^{[l]} = \frac{1}{1 + e^{-a_j^{[l-1]}}}.$$

Модель нейронної мережі (1–4) може забезпечити мінімальні втрати розширення простору зображень. Водночас розширене ядро згортки дає змогу підтримувати збільшення області сприйняття ядра без підвищення кількості параметрів ядра й дає змогу уникнути надмірних втрат розширень мап ознак.

Метод візуального аналізу на основі відмінної локалізації

У представленому дослідженні пропонується модифікована стратегія візуального аналізу зображень під назвою мапи активації класів (МАК). Загалом МАК представляє область інтересу (ОІ) на рентгеновському зображенні на тому рівні класу, який вважається найбільш значущим для правильного прогнозування для всіх входів, що належать до даного класу. Зазначимо, що оскільки запропонована ЗНМ (1–4) містить у своїй топології усереднений підвибірковий шар (3), то відповідно до досліджень [9], така ЗНМ є сумісною зі зваженими за градієнтами МАК. Тому запропонований метод візуального аналізу полягає в застосуванні градієнтно-зважених операцій ГМАК на підвибірковому шарі ЗНМ до груп пікселів на рентгеновському зображенні. Модифікація ГМАК формує зважену суму всіх мап об'єктів на підвибірковому шарі для очікуваного класу c :

$$\text{ГМАК}_c(x, y) = \text{ReLU} \left(\sum_{m=1}^M B_m^c g_m(x, y) \right), \quad (5)$$

де $g_m(x, y)$ позначає m -ю мапу активації ознак на площині (x, y) , M – загальна кількість мап.

Значення B_m^c отримують шляхом обчислення градієнта оцінки прогнозування щодо m -ї мапи ознак:

$$B_m^c = \sum_{x,y} \frac{\partial S_c}{\partial g_m(x, y)}. \quad (6)$$

Нелінійність ReLU застосовується для зниження впливу негативних ваг на клас c ; відповідно до зважених градієнтів, пікселі з негативними вагами відносяться до інших класів.

Беручи за основу градієнтно-зважені мапи із (5), можемо обчислити суму всіх мап для розглядуваного рентгеновського зображення:

$$\text{сум_ГМАК}_c(x, y) = \sum_{k=1}^K (\text{ГМАК}_c^k(x, y)), \quad (7)$$

де $\text{ГМАК}_c^k(x, y)$ позначає мапи активації класів для k -го зображення в очікуваному класі c , K – загальна кількість зображень на виході підвибіркового шару.

Підхід (7) націлений на виявлення ОІ та поліпшення інтерпретації внутрішніх представлень на рентгеновському зображенні, і як наслідок, дає змогу пояснити передбачення моделі (1–4).

Результати обчислювальних експериментів

Для тестування запропонованого підходу використано набір рентгеновських зображень під назвою CheXpert [10]. Ефективність роботи побудованої нейронної мережі порівнюється з передовими рішеннями в галузі аналізу медичних зображень, які на сьогоднішній є нейронні мережі VGG19 [3], Inception-v4 [4] і MobileNetV2 [7]. У табл. 1 представлено результати обчислювальних експериментів для чотирьох тестованих моделей, що виражені в оцінках статистичних показників.

Таблиця 1

Чисельне порівняння моделі класифікації із сучасними рішеннями за критеріями класифікації

Модель	Accuracy	Precision	Recall	FPR	FNR	Час, ч
VVG19 [3]	0,859	0,824	0,915	0,196	0,085	5,11
Inception-v4 [4]	0,946	0,939	0,954	0,062	0,046	5,21
MobileNetV2 [7]	0,963	0,980	0,945	0,019	0,055	6,17
Модель (1–4)	0,961	0,985	0,936	0,014	0,064	4,62

Відповідно до чисельних показників у табл. 1, усі моделі досягли високих показників частки правильних позначень (Accuracy), точності (Precision) і повноти (Recall) класифікації ($\approx 90\%$). Водночас модель (1–4) випередила інші класифікатори за показником точності класифікації, досягнувши 98,5%, і злегка поступилася за часткою правильних відповідей (96,1%) та повнотою класифікації (93,6%).

З табл. 1 також випливає, що наша модель (1–4) демонструє порівняно низькі помилки першого (FPR) і другого (FNR) роду, показавши на кінець обрахунків 1,4% і 6,4% відповідно. З огляду на статистичні оцінки з табл. 1 можемо зробити висновок, що інформаційна технологія на основі моделі класифікації (1–4) демонструє хорошу продуктивність і може бути використана для розв’язання практичних завдань.

Обговорення результатів візуального аналізу

Результати візуальної інтерпретації підходу (5) можемо пояснити так. Модель (1–4) дістає рентгеновські зображення з навчального набору даних і декодує передбачення щодо ознак захворювання. Метод ГМАК, який у цій роботі визначено формулами (5–7), формує теплові мапи у вигляді двовимірних оцінних сіток, що розраховуються для кожного розташування точок вихідного зображення. Ті пікселі, яким відповідає високе значення для очікуваного класу, мають яскраво-червоне забарвлення з чіткими кольорними переходами для різних діапазонів. Сформовані теплові мапи накладаються на вихідні зображення для локалізації зони з потенційними ознаками легеневого захворювання. Далі з допомогою того ж методу ГМАК виявляються текстурні межі легень, і на їхній основі формуються маски легень. Зрештою, ці маски описують контури легких на рентгенограмах для вилучення локалізованої зони з ознаками. На рис. 1 представлено результати візуального аналізу рентгеновських зображень із допомогою градієнтної локалізації ознак на основі МАК.

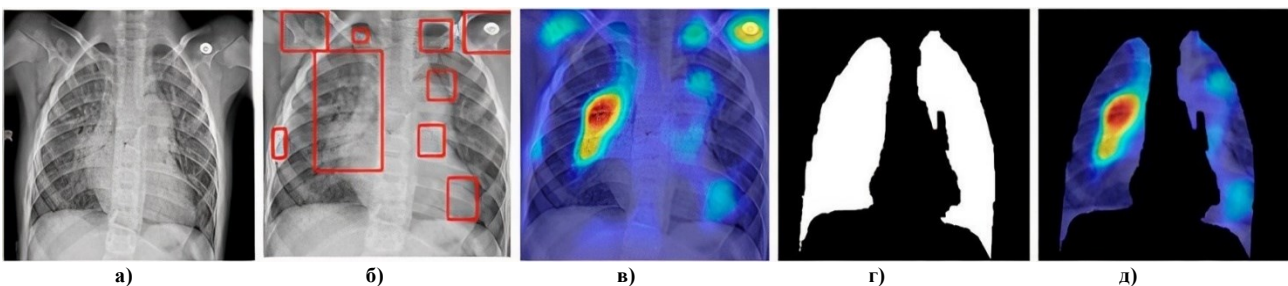


Рис. 1. Візуальна інтерпретація роботи ЗНМ з використанням методу ГМАК

На рис. 1 зображено порівняння різних етапів візуальної інтерпретації діагностування пневмонії з використанням методу ГМАК. На рис. 1а подано початкові рентгенограми, що підготовлені для подальшої візуальної інтерпретації; рис. 1б демонструє обмежувальні рамки, що локалізують зони активації з передбачуваним легневим захворюванням; на рис. 1в зображено теплові мапи, що накладені на рентгеновські зображення методом ГМАК; на рис. 1г продемонстровано автоматично сегментовані маски легень; і насамкінець, на рис. 1д представлено теплові мапи, що сформовані методом ГМАК і накладені на маски легень. З рис. 1 бачимо, що метод ГМАК позначає яскраво-червоним кольором найбільш ймовірне розташування ознак пневмонії на рентгенограмі. Отже, отримані теплові мапи на зображеннях дають можливість ідентифікувати візуальні відмінності в «пневмонічних» зонах зображення, і в такий спосіб,

дають змогу краще виявляти слабо виражені ознаки ранньої пневмонії.

Висновки

У представленому дослідженні пропонується інформаційна технологія візуального аналізу медичних зображень для інтерпретації результатів діагностування. В основі технології закладено модель класифікації на основі згорткової нейронної мережі для вилучення слабо виражених ознак ранньої вірусної пневмонії та модифікований метод відмінної локалізації для інтерпретації результатів класифікації. Метод інтерпретації полягає в застосуванні зважених градієнтів до мап активації класів. Подібна модифікація забезпечує відмінну локалізацію аномальних зон на рентгенограмах, що дає змогу вилучити цільові слабо виражені ознаки ранньої пневмонії. Відповідно до обчислювальних експериментів, запропонована інформаційна технологія може бути ефективним засобом для миттєвого діагностування в разі перших підозр на виявлення пневмонії.

Подальші дослідження в галузі аналізу медичних зображень будуть спрямовані на збільшення надійності запропонованого підходу діагностування ранньої пневмонії та розширення наборів даних для клінічного впровадження інформаційної технології.

References

1. Raghu G. COVID-19 interstitial pneumonia: Monitoring the clinical course in survivors / G. Raghu, K.C. Wilson // *The Lancet Respiratory Medicine*. – 2020. – Volume 8. – Issue 9. – P. 839–842.
2. Wang X. ChestX-Ray8: Hospital-scale chest X-Ray database and benchmarks on weakly-supervised classification and localization of common thorax diseases / X. Wang, Y. Peng, L. Lu, Z. Lu, M. Bagheri et al. // *Proceedings of the 30th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR-2017, Honolulu, HI, USA, July 21–26, 2017*. – IEEE Inc., 2017. – P. 3462–3471. – DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2017.369>
3. Simonyan K. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition / K. Simonyan, A. Zisserman // *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations, ICLR-2015, San Diego, CA, USA, May 7–9, 2015*. – ICLR.org., 2015 – P. 1–14.
4. Szegedy C. Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning / C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, A. Alemi // *Proceedings of the 31 AAAI Conference on Artificial Intelligence, AAAI-2017, San Francisco, CA, USA, Feb 4–10, 2017*. – AAAI Press, 2017. – P. 4278–4284.
5. Radiuk P. Applying 3D U-Net architecture to the task of multi-organ segmentation in computed tomography / P. Radiuk // *Applied Computer Systems*. – 2020. – Volume 25. – Issue 1. – P. 43–50.
6. Mahmud T. CovXNet: A multi-dilation convolutional neural network for automatic COVID-19 and other pneumonia detection from chest X-ray images with transferable multi-receptive feature optimization / T. Mahmud, M.A. Rahman, S.A. Fattah // *Computers in Biology and Medicine*. – 2020. – Volume 122. – P. 103869.
7. Sandler M. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks / M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, L. Chen // *Proceedings of the 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR-2020, Salt Lake City, UT, USA, June 18–23, 2018*. – IEEE Inc., 2018. – P. 4510–4520.
8. Krak Iu. Detection of early pneumonia on individual CT scans with dilated convolutions / Iu. Krak, O. Barmak, P. Radiuk // *Proceedings of 2nd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security, IntellITSIS-2021, Khmelnytskyi, Ukraine, March 24–26, 2021*. – CEUR-WP, 2021 – Volume 2853. – P. 214–227.
9. Selvaraju R.R. Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization / R.R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, D. Batra // *International Journal of Computer Vision*. – 2020. – Volume 128. – Issue 2. – P. 336–359. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s11263-019-01228-7>
10. Irvin J. CheXpert: A large chest radiograph dataset with uncertainty labels and expert comparison / J. Irvin, P. Rajpurkar, M. Ko, Y. Yu, S. Ciurea-Ilcus et al. // *Proceedings of the 33d AAAI Conference on Artificial Intelligence 2019, Honolulu, HA, USA, Jan 27 – Feb 1, Feb 2019*. – AAAI.org, 2019. – P. 590–597.

БАРМАК О. В.

ORCID ID: 0000-0003-0739-9678

alexander.barmak@gmail.com

РАДЮК П. М.

ORCID ID: 0000-0003-3609-112X

radiukpavlo@gmail.com

Надійшла/Paper received : 03.03.2021 р.

Надрукована/Printed : 02.06.2021 р.