

Технічні науки

УДК 004.93`1

Нерус Владислав Миколайович

студент

*Національного технічного університету України
«Київський національний інститут імені Ігоря Сікорського»*

Nerus Vladyslav

Student of the

*National Technical University of Ukraine
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

Науковий керівник:

Настенко Євген Арнольдovich

доктор біологічних наук, кандидат технічних наук,

завідувач кафедри біомедичної кібернетики

Національний технічний університет України

«Київський національний інститут імені Ігоря Сікорського»

**ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ
ЗАХВОРЮВАНЬ ГРУДНОЇ КЛІТИНИ НА РЕНТГЕНОГРАМАХ
USE OF NEURAL NETWORKS TO DIAGNOSE CHEST DISEASES ON
RADIOGRAPHS**

Анотація. У даній роботі було розглянуто та проаналізовано методи машинного та глибокого навчання для виявлення відхилень на рентгенограмах грудної клітини.

Ключові слова: машинне навчання, глибоке навчання, комп'ютерний зір, мультикласифікація, рентген.

Summary. *In this work, machine and deep learning methods were considered and analyzed for detecting abnormalities on chest X-rays.*

Key words: *machine learning, deep learning, computer vision, multiclassification, X-ray.*

Вступ. Останні роки ознаменовані проривними рішеннями в галузі машинної обробки медичних даних, у тому числі діагностики медичних зображень. Зокрема, для діагностики захворювань легень пропонувалося використання нейронних мереж, параболічних, векторних регресійних моделей. Хронічні бронхообструктивні захворювання та пневмонію пропонували діагностувати за допомогою нейромережевого рішення. Було розроблено алгоритми діагностики туберкульозу, раку легені та пневмонії на основі сегментації з використанням дерев рішень, байєсівського класифікатора. Вищезгадані підходи успішно застосовувалися для класифікації патологічних станів, проте їх точність, специфічність і чутливість, а також продуктивність поступалася методам глибокого машинного навчання (Deep machine learning) [1].

Аналіз рентгенограм грудної клітки є економічно ефективним і неінвазивним підходом однак інтерпретація рентгенівських знімків грудної клітки вимагає експертних знань, оскільки розрізнення аномалій є складним завданням [2]. Таким чином, комп'ютерні рішення можуть бути використані для ідентифікації легеневої інфекцій шляхом аналізу рентгенівських зображень грудної клітки як допоміжний інструмент для ефективного та ефективного процесу діагностики за рахунок зменшення людських помилок і

зусиль. На сьогоднішній день обчислювальні методи відіграють значну роль у прийнятті рішень у кількох напрямках у сфері аналізу медичних зображень [3], [4]. Нещодавній прогрес у підходах до розробки даних, зокрема методів глибокого навчання (DL), продемонстрував багатообіцяючу ефективність у визначенні шаблонів і класифікації медичних зображень, включаючи рентгенівські зображення грудної клітки. Сучасні методи DL в основному навчаються на даних і ефективно вивчають патерни в зображеннях, порівняно з традиційними підходами. З метою ефективного та якісного виявлення легеневих захворювання, нещодавні дослідження розглянули класифікацію рентгенівських зображень грудної клітки за допомогою методів глибокого навчання в поєднанні з сучасними методами трансферного навчання, механізмами уваги, аугментацією та іншими підходами [5].

Характеристика сучасних датасетів. Рентгенограма – це чорно-біле зображення, де чорні ділянки – це тканини та органи, що мають низьку щільність (такі, наприклад, як легені), добре пропускають рентгенівські промені, що засвічують плівку. Білі ділянки на рентгенограмі – це тканини та органи, що мають високу щільність (такі, наприклад, як кістки) та інтенсивно поглинають рентгенівське випромінювання. Енергія рентгенівських променів, які доходять до рентгеноплівки, дуже мала для її засвічення, тому при прояві плівка залишається білою.

Таким чином, рентгенографія є одним із найпоширеніших методів для діагностики різних захворювань легень і призначається набагато частіше, ніж інші види обстеження – магнітно-резонансної або комп'ютерної томографії.

Схематично, принцип отримання рентгенівського знімка простий – пучок променів щ виходять із променевої трубки апарату, проходячи через тіло людини різною мірою, проектується на плівці [6].

Існує чимало датасетів, що містять рентгенівські знімки легеневих тканин, як здорового, так і патологічного характеру. Після дослідження різних датасетів були наведені найбільш поширені приклади відповідних наборів даних, що представлено у таблиці 1 [7].

Таблиця 1

Назва датасету	Кількість	Розширення	Формат
NIH Chest X-rays dataset	112120	1024x1024	PNG
Shenzhen Hospital X-ray Set	662		JPEG
Montgomery Country chest Xray dataset	138	4020x4892	DICOM
JSRT database	247	2048x2048	PNG
Belarus tuberculosis database	464	2248x2248	DICOM

Еволюція підходів. Як показано на рис. 1, видно, що використання всіх моделей продовжує зростати з кожним роком, незалежно від типу.

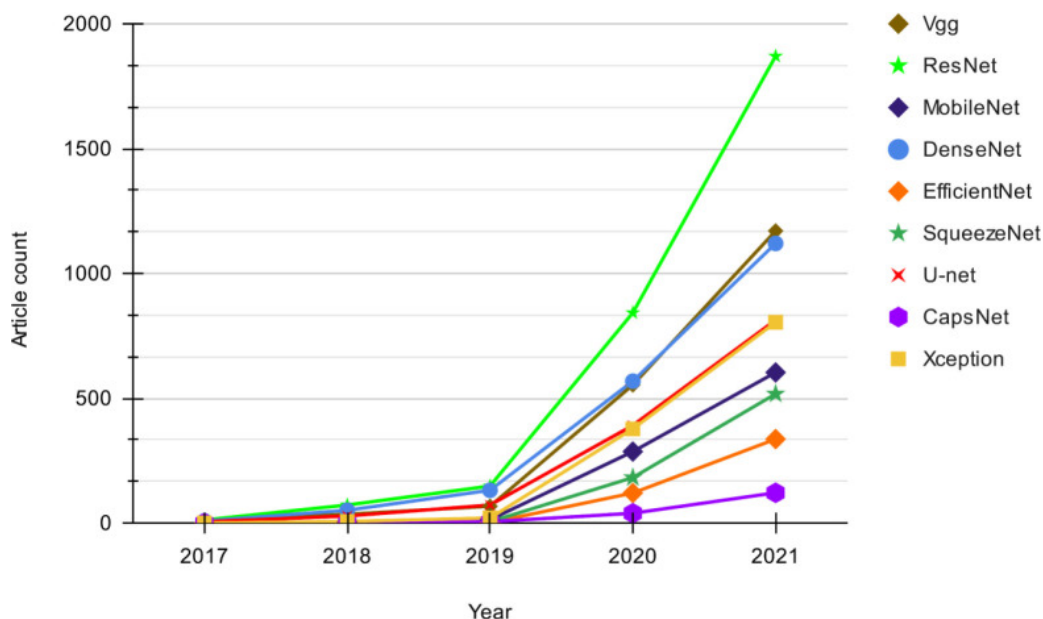


Рис. 1. Графік посилення на типи нейронний мереж в статтях

Можна зробити висновок, що помітні відмінності в зростанні в 2019 році пов'язані з появою пандемії COVID-19. До 2019 року як ResNet, так і DenseNet демонстрували однакове зростання, але з 2019 по 2021 рік ResNet продемонстрував різке зростання популярності, перевершуючи всі інші моделі. Помірне зростання ResNet на початку могло бути пов'язане з тим, що він був представлений лише в 2016 році. Хоча SqueezeNet було представлено в тому ж році, що й ResNet, вона набула меншої популярності, ніж ResNet. Після 2019 демонструє швидке зростання свого зростання та встигає набрати популярність на рівні DenseNet.

Три моделі MobileNet, Xception і CapsNet, які були представлені в 2017 році, спочатку не використовувалися так багато, ймовірно, через те, що вони не були широко відомі, але набули популярності після 2019 року з появою дослідження на виявлення COVID-19. EfficientNet, який був представлений зовсім недавно у 2019 році, за короткий час набув значної популярності.

Загалом можна сказати, що інтерес до досліджень виявлення як пневмонії, так і COVID-19 за допомогою всіх цих моделей постійно зростає.

Дата аугментація знімків грудної клітини. Розширення даних — це техніка, яка може значно збільшити кількість екземплярів даних у наборі даних для навчання моделі [8].

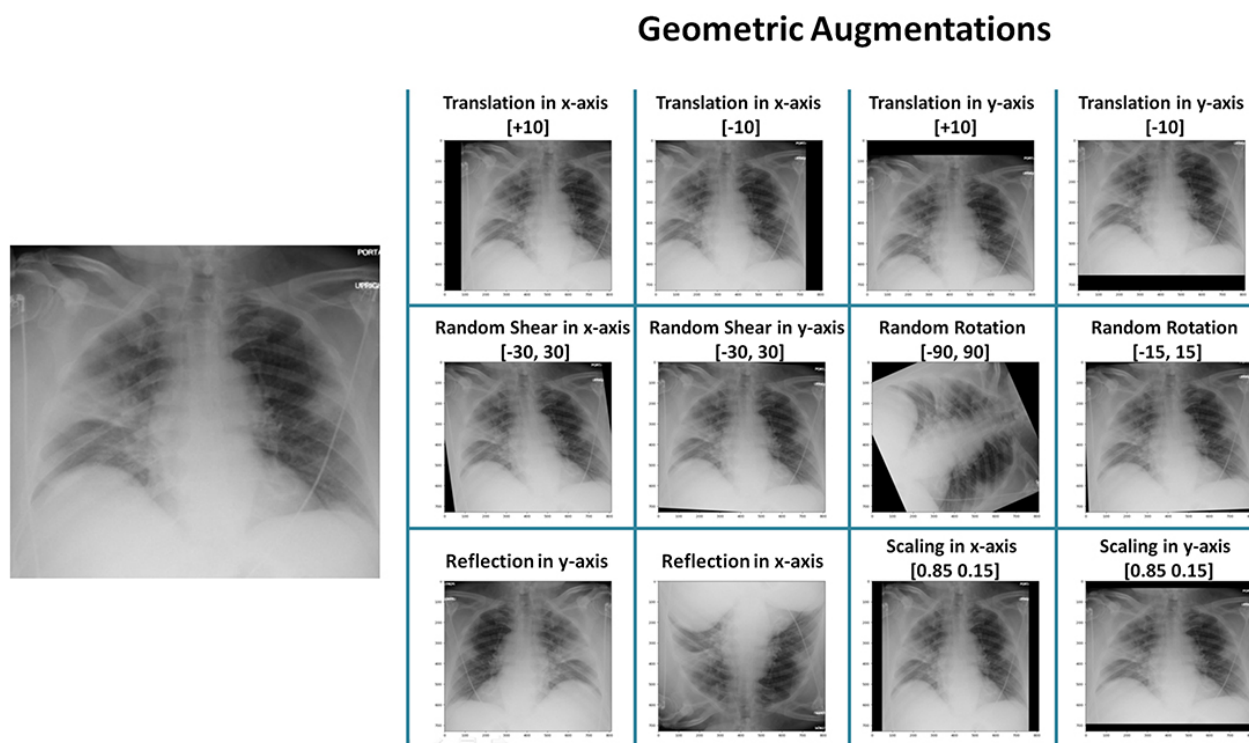


Рис. 2. Приклад аугментації рентгенівських зображень

У випадку наборів даних зображень ця техніка використовує основні операції обробки зображень, такі як перевертання, обертання, обрізання або заповнення для збільшення. Потім набір даних розширюється цими перетвореними зображеннями, отриманими з існуючого набору зображень, що збільшує розмір набору даних для навчання нейронних мереж [9]. Щоб вирішити проблему наявності набору даних невеликого розміру, або датасету з дуже однотипними картинками, який впливав на продуктивність

запропонованої CNN, сучасних дослідженнях використовують метод аугментації даних.

Трансферне навчання. Трансферне навчання є популярним методом, який використовується в комп’ютерному зорі, коли знання, отримані з однієї проблемної області, переносяться в іншу подібну область. Трансферне навчання використовується в різноманітних дослідженнях DL для створення структур [9] і моделей для важливого аналізу, одночасно знижуючи вартість навчання. У багатьох дослідженнях для класифікації зображень рентгенографії грудної клітки попередньо навчені моделі використовуються для досягнення кращої ефективності. Замість того, щоб розробляти модель з нуля, модель, попередньо навчена на іншій проблемі, використовується як базова лінія. Наприклад, Irfan et al. [10] провели глибоке навчання за допомогою моделей ResNet-50, InceptionV3 і DenseNet121 окремо для класифікації пневмонії за допомогою рентгеновських зображень грудної клітки. Вони досягли вищої точності, використовуючи трансферне навчання, ніж навчання з нуля для кожної моделі.

Як правило, більшість архітектур CNN попередньо навчені на популярному наборі даних ImageNet, який є колекцією приблизно 1,2 мільйона навчальних зображень, що належать до 1000 категорій. Серед багатьох досліджень ці попередньо підготовлені моделі на ImageNet використовувалися в дослідженнях для класифікації пневмонії [11], виявлення пневмонії та COVID-19 і виявлення вірусної пневмонії, бактеріальної пневмонії та COVID-19 [12] у грудній клітці. рентгенограми.

Ансамблева класифікація. Ансамблева класифікація використовує комбінацію кількох моделей для отримання точних результатів і підвищення стійкості, оскільки сукупність зменшує розкид прогнозів. У цьому підході прогнози кожної основної моделі агрегуються для отримання кінцевого

результату [13]. Дослідження Хашмі та ін. [11] використовували зважений класифікатор для розрахунку остаточного прогнозу на основі сукупності 5 моделей DenseNet121, ResNet18, Xception, MobileNetV2 і InceptionV3 для бінарної класифікації пневмонії..

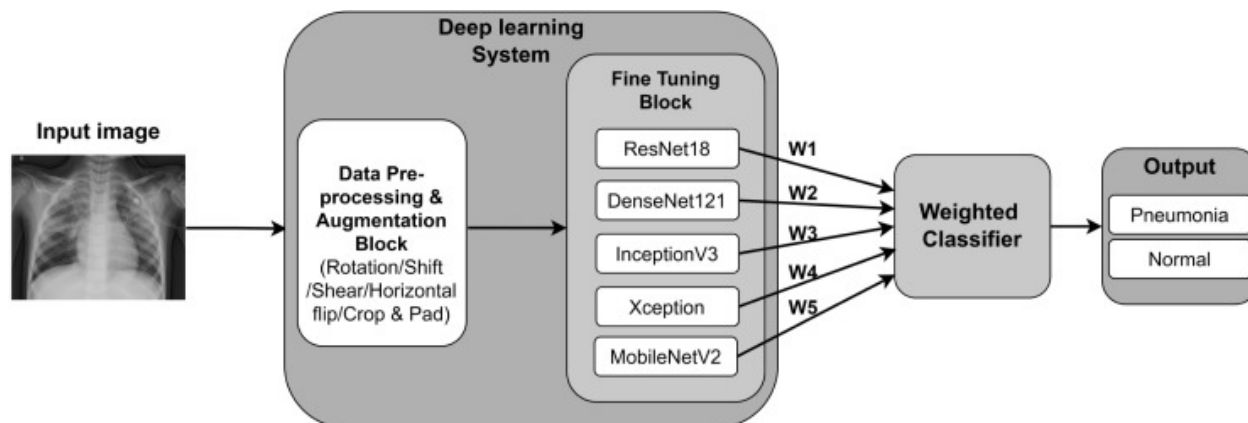


Рис. 3. Ансамбль з моделей

Порівняно з методом зваженого класифікатора, Chouhan et al. [14] представили ансамблеву модель, де кінцевий результат приймається як більшість голосів. Вони використали вектор прогнозування, з якого максимальна кількість прогнозів (нормальний або пневмонія) з п'яти попередньо навчених моделей AlexNet, DenseNet121, InceptionV3, ResNet18 і GoogLeNet береться як результат, як показано на рисунку.

Література

1. Yang S., Zhu F., Ling X., Liu Q., Zhao P. Intelligent Health Care: Applications of Deep Learning in Computational Medicine. Front Genet. 2021 Apr 12;12:607471. doi: 10.3389/fgene.2021.607471. PMID: 33912213; PMCID: PMC8075004.

2. Ginneken B.V., Romeny B.T.H., Viergever M.A. Computer-aided diagnosis in chest radiography: a survey. *IEEE Trans. Med. Imaging*. 2001. 20(12). P. 1228–1241. doi: 10.1109/42.974918.
3. Chouhan V., Singh S.K., Khamparia A., Gupta D., Tiwari P., Moreira C., Damaševičius R., de Albuquerque V.H.C. A novel transfer learning based approach for pneumonia detection in chest X-ray images. *Appl. Sci*. 2020. 10(2). doi: 10.3390/app10020559.
4. Rubasinghe I., Meedeniya D. In: *Deep Learning Techniques for Biomedical and Health Informatics*. Agarwal B., Balas V., Jain L., Poonia R., Manisha, editors. Elsevier; 2020. Automated neuroscience decision support framework. P. 305–326.
5. Meedeniya D., Kumarasinghe H., Kolonne S., Fernando C., Díez I.T., Marques G. Chest X-ray analysis empowered with deep learning: A systematic review. *Appl Soft Comput*. 2022 Sep;126:109319. doi: 10.1016/j.asoc.2022.109319. Epub 2022 Jul 18. PMID: 36034154; PMCID: PMC9393235.
6. Рентгенологічні методи дослідження: навчальний посібник для студентів / уклад. Н. В. Туманська, К. С. Барська, С. В. Скринченко. Запоріжжя : [ЗДМУ], 2016. 82 с.
7. Stefan Jaeger and Sema Candemir and Sameer Antani and Yi-Xiáng J. Wáng and Pu-Xuan Lu and George Thoma. public chest X-ray datasets for computer-aided screening of pulmonary diseases. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*.
8. Zhang R., Tie X., Qi Z., Bevins N.B., Zhang C., Griner D., et al. Diagnosis of covid-19 pneumonia using chest radiography: value of artificial intelligence. *Radiology*. 2020. 298(2). 202944. doi: 10.1148/radiol.2020202944

9. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Commun ACM*. 2017. Issue 6. P. 84–90. doi: 10.1145/3065386
10. Irfan A., Adivishnu A.L., Sze-To A., Dehkharghanian T., Rahnamayan S., Tizhoosh H. Classifying pneumonia among chest X-Rays using transfer learning. 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine Biology Society; EMBC; IEEE; 2020. P. 2186–2189.
11. Hashmi M.F., Katiyar S., Keskar A.G., Bokde N.D., Geem Z.W. Efficient pneumonia detection in chest xray images using deep transfer learning. *Diagnostics*. 2020. 10(6). doi: 10.3390/diagnostics10060417.
12. Farooq M., Hafeez A. 2020. COVID-ResNet: A deep learning framework for screening of COVID-19 from radiographs. arXiv arXiv:2003.14395.
13. Chollet F. 2nd ed. Simon and Schuster. *Deep Learning with Python*. 2021.
14. Yang L., Liu S., Liu J., Zhang Z., Wan X., Huang B., Chen Y., Zhang Y. COVID-19: immunopathogenesis and immunotherapeutics. *Signal Transduct. Target. Therapy*. 2020. 5(128). P. 1–8. doi: 10.1038/s41392-020-00243-2.