

УДК 004.89

DOI: <https://doi.org/10.17721/3041-2323.2024.233-241>

Анастасія МАТВІЇВ, студ.
ORCID ID: 0009-0000-2699-155X
e-mail: nastyamtv32@gmail.com
Київський національний університет
імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

Віктор КРАСНОЦОК, канд. техн. наук, доц.
ORCID ID: 0000-0002-0967-9131
e-mail: kivinme@ukr.net
Київський національний університет
імені Тараса Шевченка, Київ, Україна

МОДЕЛЬ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПНЕВМОНІЇ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ЛЕГЕНЬ

Розроблено точну модель для визначення хворих легень людини. Описано особливості захворювань на пневмонію та аналіз фото хворих легень. Наведено алгоритм побудови моделі діагностики на пневмонію з використанням нейронної мережі.

Ключові слова: *нейронна мережа, згорткова нейронна мережа, моделювання.*

Вступ

Пневмонія є одним із найпоширеніших інфекційних захворювань легень, які можуть бути викликані бактеріями, вірусами або грибами. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), пневмонія є однією з основних причин смерті у світі, особливо серед дітей, людей похилого віку та тих, хто має ослаблений імунітет. Фактори ризику включають муковісцидоз, хронічне обструктивне захворювання легень (ХОЗЛ), астму, діабет, серцеву недостатність, анамнез куріння, погану здатність кашляти, наприклад після інсульту, і слабку імунну систему. Рентген грудної клітки, аналізи крові та посів мокротиння можуть допомогти підтвердити діагноз (Kermany et al., 2018). Хворобу можна класифікувати за місцем її зараження, наприклад, госпітальну або госпітальну пневмонію чи пневмонію, пов'язану з наданням ме-

© Матвіїв Анастасія, Краснощок Віктор, 2024

дичної допомоги. Традиційні методи діагностики пневмонії, такі як клінічні обстеження, рентгенографія грудної клітки та лабораторні тести, можуть бути неточними або невизначеними, що може призвести до помилок у діагностиці та затримок у лікуванні. В останні роки спостерігається швидкий розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання, які можна використати для покращення діагностики та лікування різного виду хвороб (O'Shea, & Nash, 2015).

Різні дослідження показали, що рання діагностика та лікування пневмонії можуть значно покращити результати лікування та зменшити ризик ускладнень. Однак навчання моделі діагностики пневмонії залишається складною задачею через необхідність великої кількості якісних рентгенівських знімків, різноманітність проявів захворювання та можливу наявність зайвих елементів на зображеннях, які можуть вплинути на точність класифікації. Крім того, потрібно знайти баланс даних, щоб уникнути перенавчання моделі.

Актуальність розробки моделі діагностики пневмонії є доволі актуальною, оскільки використання такої моделі покращить якість діагностики та лікування хворих на пневмонію. До того, така модель може бути корисною для лікарів, медичних працівників і самих пацієнтів, які потребують швидкої та точної діагностики.

Предметна область застосування моделі:

- діагностика пневмонії на основі зображень легень;
- застосування моделей машинного навчання в медичній галузі;
- детальний аналіз зображень легень для виявлення ознак захворювань;
- оцінювання продуктивності моделей глибокого навчання в діагностиці пневмонії, а саме точність моделі.

Результати

Проектування моделі діагностики на пневмонію з використанням нейронної мережі. Основними клінічними симптомами пневмонії є кашель, часто супроводжуваний виділенням гнійного мокротиння, гарячка, озноб, загальна слабкість, пітливість і біль у грудній клітці (зазвичай у бокових відділах, що посилюється під час глибокого дихання або кашлю). Деякі пацієнти можуть також відчувати нестачу повітря. Кількість захворювань на пневмонію

в Європі оцінюється приблизно в 5–12 випадків на 1000 осіб. Серед людей похилого віку (віком > 75 років) цей показник вищий і становить понад 30 випадків на 1000 осіб (Kermany et al., 2018).

Переважно головним методом діагностики пневмонії, визначення її тяжкості та виявлення можливих ускладнень є рентгенографія грудної клітки. У типових випадках рентгенівський знімок показує інфільтративні зміни – суцільне затемнення (оскільки рентгенограма є негативом, затемнення виглядає як світла область), яке зазвичай обмежується однією часткою легені. У деяких випадках зміни можуть бути двосторонніми, і якщо вони охоплюють великі ділянки обох легень, то це може бути підставою для госпіталізації. Також на рентгенівському знімку іноді можна побачити рідину у плевральній порожнині або легеневі абсцеси, що свідчать про важкий перебіг захворювання і потребують негайної госпіталізації (Chest X-Ray Images, n. d.; CheXpert, n. d.).

Рентгенографію грудної клітки також використовують для контрольних обстежень. Лікар приймає рішення про необхідність повторних знімків, оскільки рентгенологічні зміни можуть зберігатися ще кілька тижнів після лікування. Комп'ютерну томографію застосовують рідше, переважно у госпіталізованих пацієнтів, і це не є основним методом діагностики пневмонії. Комп'ютерну томографію використовують для уточнення діагнозу у складних випадках.

Антибіотики – основний засіб лікування від пневмонії, і який саме антибіотик потрібен, визначає лікар. Якщо у людини алергія на компоненти антибіотика – про це необхідно повідомити лікаря. В домашніх умовах, крім виняткових випадків, антибіотики приймають переважно перорально. За лікування в медичному закладі антибіотики призначають перорально (внутрішньо) або внутрішньовенно (іноді внутрішньом'язово). Переважний термін застосування антибіотика становить 7 днів. У разі ускладнення або підозри на зараження атиповими мікроорганізмами лікування може бути продовжено. Термін лікування тоді становить зазвичай до 14–21 діб.

Антибіотик заборонено вживати самостійно. Обов'язково необхідна консультація лікаря. Антибіотики треба приймати через фіксований час, тобто вживати їх щодня в той самий час. Інформацію щодо взаємодії антибіотиків із їжею (приймати до чи після їжі, натще тощо) необхідно перевіряти в інструкції про засто-

сування і, за необхідності, консультуватись із лікарем. Основна загроза антибіотиків організму людини – це руйнівна дія на флору кишечника, у випадку їх застосування варто приймати ліки, що містять бактерії, які доповнюють природну кишкову флору.

Прийом антибіотиків найчастіше викликає порушення роботи шлунково-кишкового тракту, може з'явитися діарея чи біль у животі, нудота чи блювання. Ці симптоми виникають у значній кількості пацієнтів, які приймають антибіотики. Також можливі алергічні реакції, найчастіше у вигляді висипу. У разі появи побічних ефектів необхідно звернутися до лікаря для оцінювання їхньої серйозності та можливості припинення лікування або зміни препарату. Під час прийому антибіотиків можуть виникнути раптова задишка, втрата свідомості, обширні шкірні висипи, слабкість, запаморочення або утруднене дихання. В такому випадку слід негайно викликати швидку допомогу. Вказані симптоми можуть бути симптомами небезпечної для життя алергічної реакції.

На рис. 1 зображено, як виглядають здорові легені (праворуч) і хворі легені (ліворуч), в яких можна помітити почервоніння, закупорені бронхіоли й альвеоли з рідиною, що є основними ознаками пневмонії.

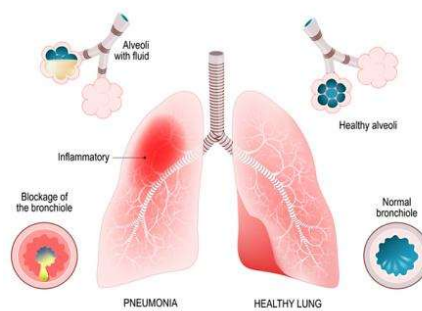


Рис. 1. Здорові (праворуч) і хворі (ліворуч) легені людини

Бронхіоли – це дуже маленькі розгалуження всередині наших легень, які йдуть після бронхів. Вони схожі на тонкі трубочки, по яких повітря потрапляє глибше в легені. Від бронхіол повітря передається до найменших структур – альвеол.

Альвеоли – це маленькі повітряні "міхурці" на кінцях бронхіол. Вони нагадують виноградні грона і є місцем, де відбувається обмін між повітрям і кров'ю киснем і вуглекислим газом. Альвеоли дозволяють кисню з повітря потрапляти в кров, а вуглекислому газу з крові – виходити з тіла під час видиху (Альвеоли, б. д.).

Початкові дані, які використовували для тренування моделі, були взяті з інтернет-джерел у безкоштовному доступі. Ці бази даних містять тисячі зображень, розділених на дві підгрупи – здорові легені і легені з пневмонією. Усі дані були поділені на три частини: дані для навчання, для тестування і для валідації моделі. Валідаційні дані використовують для оцінювання якості моделі під час тренування, щоб уникнути перенавчання або недонавчання моделі. Якщо зображення є в одній групі, то в іншій воно не може бути.

Інколи даних для навчання моделі може не вистачати і тоді використовують спосіб "доповнення даних", який штучно створює початкову вибірку для навчання. Це відбувається за допомогою створення нових зображень на основі існуючих, шляхом застосування різних трансформацій, таких як обертання, масштабування, зсув, збільшення або зменшення яскравості, відбиття тощо. Вказане допомагає покращити узагальнюваність моделі, оскільки вона навчається на різноманітніших даних.

В самій моделі використано такі методи розширення даних:

- повертання деяких навчальних зображень на 30 градусів;
- збільшення на 20 % деяких навчальних зображень;
- довільний зсув зображення по горизонталі на 10 % ширини;
- випадковий зсув зображення по вертикалі на 10 % висоти;
- випадкове гортання зображень по горизонталі.

Після завершення підготовки моделі починається підбір навчального набору даних.

Розглянемо метод згорткової нейронної мережі – Convolutional Neural Network (CNN). Метод є спеціалізованим класом нейронних мереж, призначених для ефективного оброблення сіткових даних, наприклад зображень. Модель працює таким способом: комп'ютер розділяє зображення на маленькі частини, шукає особливі риси в кожній із них, збирає всі ці риси разом, щоб зрозуміти, що це за зображення, і порівнює отримані результати з уже відомими зображеннями. Порівняння досягається за допомогою спеціальних алгоритмів, які використовують математичні операції, такі як згортка та пулірування. Згортка дозволяє комп'ютеру

шукати особливі риси в зображенні, а пулірування зменшує розмірність вихідного сигналу, щоб зменшити кількість параметрів і кількість обчислень. Крім того, CNN може бути налаштована для різних задач, таких як розпізнавання облич, класифікація зображень, оброблення відео та багато іншого. CNN може бути реалізована за допомогою таких бібліотек, як TensorFlow або PyTorch, які надають готові інструменти для створення та тренування нейронних мереж.

Наступним кроком є навчання моделі, яка зазвичай складається з таких полів: епоха (кількість ітерацій, які модель проходить через весь тренувальний набір даних), кількість файлів даних, швидкість, втрата моделі, точність, втрата моделі на валідаційному наборі даних, точність моделі на валідаційному наборі даних. На рис. 2 показано приклад навчання моделі.

```
Epoch 1/12
163/163 [#####] - 13s 83ms/step - loss: 0.5957 - accuracy: 0.8357 - val_loss: 38.5047 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 2/12
163/163 [#####] - 12s 72ms/step - loss: 0.2812 - accuracy: 0.8982 - val_loss: 30.2517 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 3/12
163/163 [#####] - 12s 72ms/step - loss: 0.2294 - accuracy: 0.9135 - val_loss: 19.2671 - val_accuracy: 0.5625
Epoch 4/12
163/163 [#####] - 11s 70ms/step - loss: 0.2118 - accuracy: 0.9296 - val_loss: 28.6478 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 5/12
163/163 [#####] - 12s 74ms/step - loss: 0.1951 - accuracy: 0.9310 - val_loss: 1.6000 - val_accuracy: 0.5000

Epoch 00005: ReduceLRonPlateau reducing learning rate to 0.0003000000142492354.
Epoch 6/12
163/163 [#####] - 12s 72ms/step - loss: 0.1388 - accuracy: 0.9513 - val_loss: 2.5989 - val_accuracy: 0.5625
Epoch 7/12
163/163 [#####] - 12s 72ms/step - loss: 0.1344 - accuracy: 0.9538 - val_loss: 23.3912 - val_accuracy: 0.5000

Epoch 00007: ReduceLRonPlateau reducing learning rate to 9.000000427477062e-05.
Epoch 8/12
163/163 [#####] - 12s 71ms/step - loss: 0.1109 - accuracy: 0.9641 - val_loss: 0.8426 - val_accuracy: 0.6875
Epoch 9/12
163/163 [#####] - 12s 71ms/step - loss: 0.1078 - accuracy: 0.9630 - val_loss: 1.3816 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 10/12
163/163 [#####] - 12s 77ms/step - loss: 0.1220 - accuracy: 0.9622 - val_loss: 5.0193 - val_accuracy: 0.5000
```

Рис. 2. Приклад навчання моделі

Для перевірки працездатності моделі на етапі тренування необхідно звернути увагу на втрати і точність моделі. З кожною епохою втрати мають зменшуватись, а точність збільшуватись. Залежно від кількості вхідних даних для тренування моделі може значно відрізнятись час, затрачений на виконання навчання. Це може тривати від кількох хвилин і до кількох годин.

Точність тренування та валідації моделі для кожної епохи зображено на графіку рис. 3, втрати тренування та валідації моделі для кожної епохи зображено на графіку рис. 4.

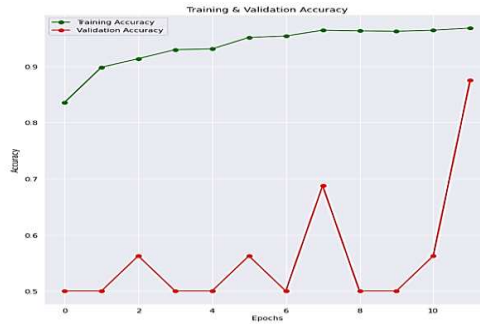


Рис. 3. Точність тренування та валідації моделі для кожної епохи

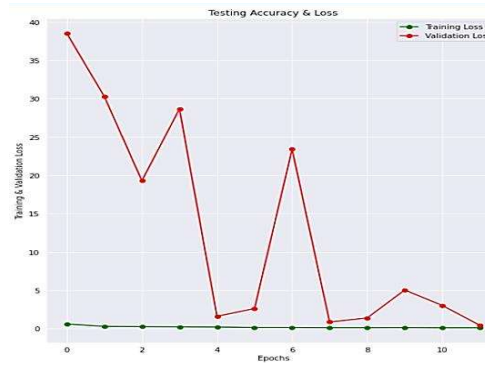


Рис. 4. Втрати тренування та валідації моделі для кожної епохи

Отримані в моделі результати формують у таблицю, наведену на рис. 5.

	precision	recall	f1-score	support
Pneumonia (Class 0)	0.93	0.96	0.94	390
Normal (Class 1)	0.92	0.88	0.90	234
accuracy			0.93	624
macro avg	0.93	0.92	0.92	624
weighted avg	0.93	0.93	0.93	624

Рис. 5. Зведені результати моделювання

За результатами моделювання готують звіт, який використовують для оцінювання продуктивності моделі машинного навчання на тестовому наборі даних (рис. 6). Звіт містить такі метрики:

точність (precision), повнота (recall), F1-міра (f1-score) та підтримка (support) для кожного класу, а також загальна точність (accuracy).

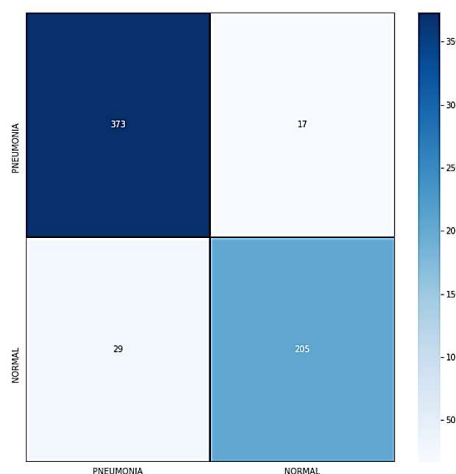


Рис. 6. Звіт оцінки продуктивності моделі машинного навчання

Оцінювання показників звіту вказує, що модель машинного навчання добре класифікує зображення на пневмонію та нормальні легені. Водночас модель інколи видає неточні результати.

Дискусія і висновки

У статті продемонстровано алгоритм побудови моделі діагностики на пневмонію з використанням нейронної мережі. Результат класифікації показує, що модель досягла точності 0,93, що означає, що вона правильно визначила 93 % тестових даних. Показники точності, повноти та F1-міри для обох класів (пневмонія та норма) також є високими, що свідчить про те, що модель добре справляється з розпізнаванням як позитивних, так і негативних випадків. Загалом, модель демонструє високу ефективність у класифікації рентгенівських знімків щодо діагностики пневмонії.

Список використаних джерел

- Альвеоли. (б. д.) *Вебсайт*. Альвеоли. <https://vue.gov.ua/>
- Chest X-Ray Images. (n. d.). *Mendeley Data*. <https://data.mendeley.com/datasets/m4s2jn3csb/1>.
- CheXpert. (n. d.). *Stanford Center for Artificial Intelligence in Medicine & Imaging*.

Kermany, D. S., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C. C. S., Liang, H., Baxter, S. L., Zhang, K. (2018). *Identifying medical diagnoses and treatable diseases by deep learning on imaging*. *Cell*, 172(5), 1122–1131. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010>.

O'Shea, K., & Nash, R. (2015). *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1511.08458>.

References

Alveoli. (n. d.). *Website*. Альвеоли [in Ukrainian]. <https://vue.gov.ua/>
Chest X-Ray Images. (n. d.). *Mendeley Data*. <https://data.mendeley.com/datasets/m4s2jn3csb/1>.

CheXpert. (n. d.). *Stanford Center for Artificial Intelligence in Medicine & Imaging*.

Kermany, D. S., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C. C. S., Liang, H., Baxter, S. L., Zhang, K. (2018). *Identifying medical diagnoses and treatable diseases by deep learning on imaging*. *Cell*, 172(5), 1122–1131. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010>.

O'Shea, K., & Nash, R. (2015). *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. arXiv. <https://arxiv.org/abs/1511.08458>.

Отримано редакцією журналу / Received: 17.09.24

Прорецензовано / Revised: 27.09.24

Схвалено до друку / Accepted: 01.10.24

Anastasiia MATVIIV, Student

ORCID ID: 0009-0000-2699-155X

e-mail: nastyamtv32@gmail.com

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

Viktor KRASNOSHCHOK, PhD (Engin.), Assoc. Prof.

ORCID ID: 0000-0002-0967-9131

e-mail: kivinme@ukr.net

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine

A MODEL FOR DIAGNOSING PNEUMONIA BASED ON LUNG ANALYSIS

The article is devoted to the development of an accurate model for determining diseased human lungs. Features of pneumonia and photo analysis of diseased lungs are described. The article presents an algorithm for building a pneumonia diagnosis model using a neural network.

Keywords: neural network, convolutional neural network, modeling.

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів. Спонсори не брали участі в розробленні дослідження; у зборі, аналізі чи інтерпретації даних; у написанні рукопису; в рішенні про публікацію результатів.

The authors declare no conflicts of interest. The funders had no role in the design of the study; in the collection, analyses or interpretation of data; in the writing of the manuscript; or in the decision to publish the results.