

ІНФОРМАТИКА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНА ТЕХНІКА ТА АВТОМАТИЗАЦІЯ

УДК 004.8

DOI <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.4.2/01>

Алтухов О.В.

Донбаська державна машинобудівна академія

Васильєва Л.В.

Київський національний економічний університет імені Вадима Гетьмана

Алтухов В.О.

Донбаська державна машинобудівна академія

КЛАСИФІКАЦІЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ НА БАЗІ ФРЕЙМВОРКУ TENSORFLOW

У статті розглянуто підхід до класифікації медичних зображень за допомогою нейронних мереж, реалізованих на базі фреймворку TensorFlow. Проаналізовано методи та моделі розпізнавання, класифікації та попередньої обробки зображень. Доведено доцільність використання методів штучного інтелекту під час аналізу медичних зображень, отриманих різними методами, для діагностування та попередження захворювань на ранній стадії розвитку, що забезпечує своєчасне лікування та дозволяє розширити межі використання автоматизованої обробки медичних даних.

Розглянуто використання згорткових нейронних мереж (ЗНМ) глибокого навчання для аналізу та класифікації зображень. Наведено переваги використання ЗНМ у порівнянні з класичними методами класифікації зображень. Проаналізовані сучасні дослідження в даній галузі. Розглянуто використання згорткових нейронних мереж з різними за розмірами наборами даних (датасетами) для навчання.

Для навчання нейронної мережі обрано набір зображень (датасет) рентгенографічних зображень здорових та хворих пневмонією легень людини. Обраний датасет розділений на частини для навчання, тестування та валідації нейронної мережі.

Запропоновано архітектуру програмного забезпечення для автоматизованої обробки медичних даних. Розроблено діаграми прецедентів та класів системи класифікації медичних зображень з використанням нейронної мережі. Розроблено програмне забезпечення на мові Python з використанням фреймворку TensorFlow для навчання нейронної мережі, яке дозволяє змінювати параметри дослідження для пошуку оптимальних параметрів навчання нейронної мережі. Розроблено програмне забезпечення для класифікації зображень рентгенографії для діагностування діагнозу пневмонія.

Проведені емпіричні дослідження зі зміною параметрів нейронної мережі (кількість епох та кількість кроків у епоху) для оптимізації параметрів навчання моделі та визначення її точності. У ході досліджень встановлено, що максимальна точність класифікації при навчання досягається з кількістю епох 20. Проведене дослідження впливу кількості кроків навчання на епоху показало, що максимальна точність навчання досягається при 326 кроках за епоху.

Ключові слова: медичні зображення, класифікація, нейронна мережа, TensorFlow, Python, глибоке навчання.

Постановка проблеми. З розвитком цифрових технологій і методів машинного навчання зростає роль автоматизованих систем в області медичної діагностики. Одним із перспективних напрямків

є застосування методів глибокого навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (ЗНМ), для класифікації медичних зображень. Класифікація дозволяє точно і швидко розпізнавати патології

на основі рентгенівських знімків, мамограм, МРТ та інших типів медичних візуалізацій. Це сприяє зменшенню навантаження на медичних фахівців, підвищує точність діагностики і дозволяє раннє виявлення захворювань.

Саме тому актуальними є створення гнучких, ефективних і адаптивних рішень, що дозволяють масштабовано впроваджувати інтелектуальні системи в медичну практику.

Для вирішення цього завдання виникає потреба в аналізі сучасних методів класифікації зображень, вивченні принципів побудови математичної моделі класифікатора, а також створенні програмного забезпечення для автоматичної класифікації медичних зображень з використанням нейронних мереж на базі фреймворку TensorFlow. Такий підхід має як наукову, так і прикладну цінність, відкриваючи перспективи для створення систем підтримки прийняття рішень у галузі охорони здоров'я.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Класифікація зображень – одна з ключових задач комп'ютерного зору, яка передбачає автоматичне визначення класу об'єкта, що зображений на цифровому знімку. У випадку медичних зображень це завдання має особливу важливість, оскільки правильне розпізнавання патологій може напряму впливати на якість і своєчасність діагностики.

Класифікація медичних зображень за допомогою нейронних мереж широко використовується у комп'ютерній діагностиці, пропонуючи високу точність та ефективність порівняно з традиційними методами. В [1] підкреслюється, що традиційні методи досягли своєї межі продуктивності, а їх використання вимагає великих витрат часу та зусиль на вилучення та вибір ознак класифікації. Згорткові нейронні мережі є домінуючим підходом, причому останні досягнення зосереджені на гібридних моделях, ансамблях та адаптаціях для невеликих наборів даних та різноманітних модальностей. ЗНМ перевершують традиційне машинне навчання, автоматично витягуючи відповідні ознаки, зменшуючи потребу в ручному проєктуванні ознак [2, 3, 4]. Згорткові нейронні мережі можуть використовуватися і для класифікації цифрових зображень за відповідними категоріями, такими як рентген, КТ, МРТ [5]. Зі зростанням доступності даних медичної візуалізації, досягнення в галузі штучного інтелекту дозволили використовувати ЗНМ для автоматизованої класифікації медичних зображень, допомагаючи клініцистам точно діагностувати захворювання з меншими витратами часу та зусиль [3].

В роботі [6] доводиться, що різні архітектури ЗНМ вивчають різні рівні семантичного представлення зображень, і таким чином ансамбль різних архітектур згорткових нейронних мереж дозволить витягувати ознаки вищої якості. Трансферне навчання та доповнення даних особливо ефективні для невеликих або незбалансованих медичних наборів даних, покращуючи точність класифікації та узагальнюваність [1, 4, 6]. Ансамблеві та гібридні моделі, наприклад, поєднання ЗНМ з локальними бінарними шаблонами або використання кількох архітектур ЗНМ, додатково підвищують продуктивність, особливо у складних або мультимодальних завданнях [6, 7, 8].

У статтях [7, 8] автори представляють рішення, адаптовані до аналізу малих вибірок, що демонструють збалансовану взаємодію між обчислювальною ефективністю та точністю отриманих результатів.

Також розглядаються багатомасштабні рекурентні нейронні мережі (MS-RNN), які стали відомим інструментом для категорії медичних зображень, оскільки вони можуть допомогти клініцистам діагностувати захворювання за медичними зображеннями з більшою точністю. Вони складаються з кількох шарів глибокої згорткової нейронної мережі та рекурентної нейронної мережі (RNN), які можна навчити систематизувати та сприймати медичні фотографії для правильної класифікації [9]. Використовуючи RNN, дослідники можуть навчати глибоку мережу контрольованим способом без необхідності ручної сегментації фотографій [10].

Медичні дослідження генерують різноманітні типи даних, включаючи зображення, отримані за допомогою спеціалізованих методів візуалізації, текстові описи діагнозів та числові набори діагностичних показників. Медичні зображення мають специфічними характеристиками, що відрізняють їх від загальнодоступних наборів даних (наприклад, CheXpert (Stanford AIMI) [11], MedPix [12]). Такі зображення, отримані за допомогою рентгенівських апаратів, КТ, МРТ, УЗД, ЕЕГ та ЕКГ, мають чітку діагностичну спрямованість на виявлення патологій в онкології, неврології, кардіології, дерматології тощо. Вони можуть містити неочевидні візуальні аномалії, які, попри їхню низьку помітність для неозброєного ока, є критично важливими для встановлення медичного діагнозу. Критичними аспектами при підготовці наборів даних (датасет) є баланс між класами та точність ручної анотації зображень. Ці фактори безпосередньо визначають здатність

нейронної мережі до адекватного узагальнення на нових, раніше не бачених вхідних прикладах. Ретельна передобробка даних, включаючи процеси нормалізації, аугментації та усунення шумів, є обов'язковою передумовою для успішного навчання моделі.

Аналіз та обробка різних типів медичних даних застосовуються у навчальному процесі для підготовки бакалаврів та магістрів з біоінженерії при розробці мультидисциплінарних навчальних програм [13, 14]. Вивчення підходів та алгоритмів обробки вхідних даних дозволяє коректно проектувати предметну область та розробляти програмне забезпечення.

Постановка завдання. Метою дослідження є подальший розвиток моделей нейронних мереж для класифікації медичних зображень та допомоги у встановленні діагнозу в автономних системах.

Виклад основного матеріалу. У рамках даного дослідження класифікації медичних зображень було використано датасет Chest X-Ray Images (Pneumonia) [15]. Цей набір даних містить 5 863 зображення, розподілені між двома категоріями (класами): «NORMAL» (для здорових пацієнтів) та «PNEUMONIA» (для пацієнтів з пневмонією). Загальний обсяг датасету становить 1 179 МБ даних у форматі JPEG. Датасет розділений на три групи: навчальну (train), тестову (test) та валідаційну (validate). Кожна група включає зображення обох класів. Оскільки датасет є бінарним, мітки класів безпосередньо представлені назвами директорій, що містять відповідні зображення.

Конкретний розподіл зображень за класами та групами виглядає наступним чином:

- Група train для навчання нейронної мережі включає 1 341 зображення категорії «NORMAL» та 3 875 зображень категорії «PNEUMONIA».

- Група test для оцінки навченої моделі містить 243 зображення категорії «NORMAL» та 390 зображень категорії «PNEUMONIA».

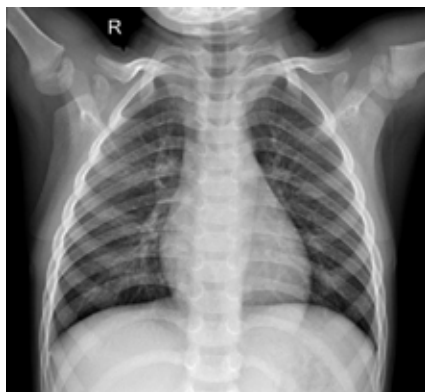
- Група validate для перевірки налаштувань моделі перед фінальним тестуванням складається з 8 зображень категорії «NORMAL» та 8 зображень категорії «PNEUMONIA».

Обраний датасет є достатнім для навчання нейронної мережі з вчителем методом глибокого навчання, таким чином є можливість використовувати моделі нейронних мереж як з одним шаром, так із багатьма. На рис. 1 наведені типові зображення здорових легень (рис. 1 а) та хворих легень людини (рис. 1 б).

Основою побудови системи автоматизованої класифікації зображень є формалізація процесу як математичної задачі. У найпростішому варіанті задача класифікації зображень формулюється як знаходження функції $f: X \rightarrow Y$, де X – простір вхідних зображень, а Y – множина міток класів. Метою є знаходження такої функції f , яка мінімізує функцію втрат $L(f(x), y)$, де $y \in Y$ – правильна мітка для прикладу $x \in X$.

Для розв'язання цієї задачі було обрано згорткову нейронну мережу, яка складається з кількох згорткових шарів, шарів активації (ReLU), пулінгу та повнозв'язних шарів. Така архітектура дозволяє моделі виділяти релевантні ознаки зображень, поступово переходячи від низькорівневих (лінії, кути) до високорівневих (структурні особливості). Навчання мережі виконується методом зворотного поширення помилки з використанням оптимізатора Adam і функції втрат – категоріальної крос-ентропії.

З програмної точки зору було реалізовано програмний комплекс мовою Python з використанням фреймворку TensorFlow. Архітектура системи



а)



б)

Рис. 1. Зображення здорових легень (а) та хворих легень (б) людини

описана за допомогою діаграм UML. Діаграма класів предметної області представлена на рис. 2, діаграма прецедентів – на рис. 3.

Основні модулі:

- med.py – навчання моделі на основі датасету;

- med_test.py – класифікація нових зображень з виведенням результатів.

У логічній моделі передбачено чіткий поділ між процесом попередньої обробки, навчанням та тестуванням. Застосовано об'єктно-орієнтований підхід із забезпеченням масштабованості та роз-

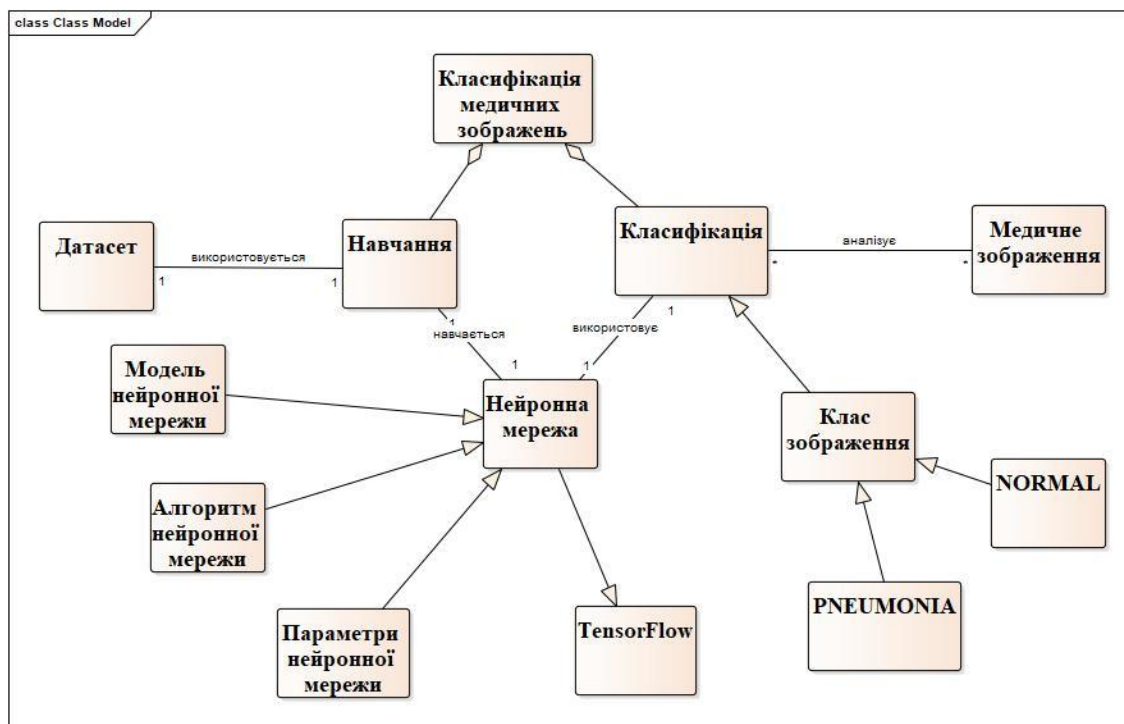


Рис. 2. Діаграма класів предметної області «Класифікація медичних зображень»

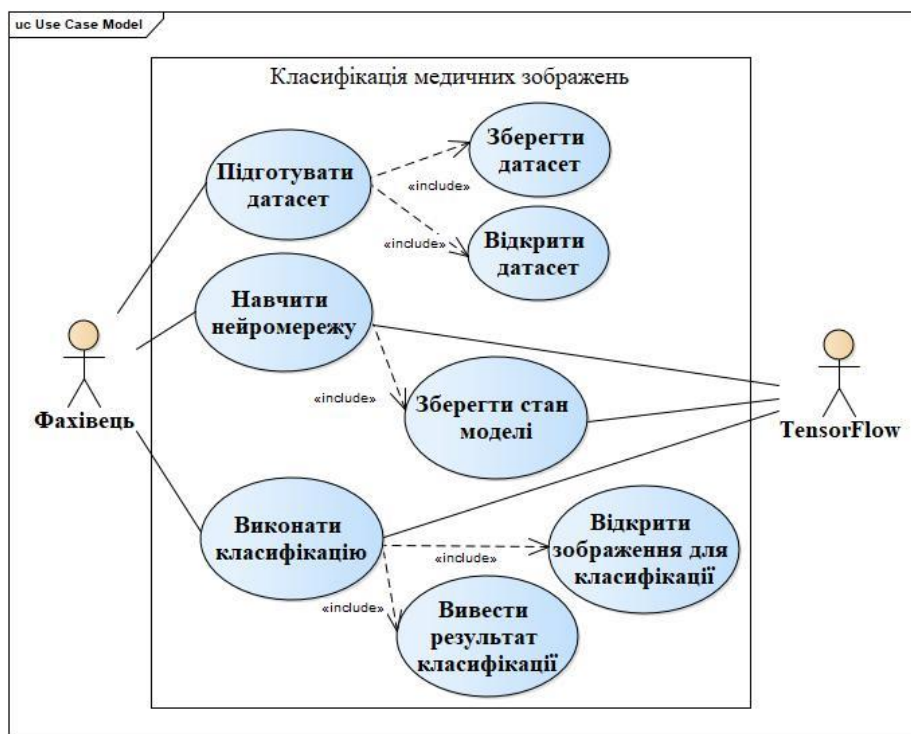


Рис. 3. Діаграма прецедентів предметної області «Класифікація медичних зображень»

ширюваності коду. Така архітектура забезпечує надійність, гнучкість і зручність подальшого доопрацювання системи з можливістю інтеграції нових типів медичних зображень або додаткових модулів аналітики.

Реалізація системи класифікації медичних зображень була виконана у вигляді модульного програмного забезпечення, що складається з двох основних компонентів: модуля навчання (`med.py`) та модуля класифікації (`med_test.py`). Обидва компоненти реалізовано мовою програмування Python із використанням фреймворку TensorFlow та бібліотек Keras, NumPy, OpenCV.

Для навчання та класифікації медичних зображень двох класів обрано модель згорткової нейронної мережі з послідовним порядком шарів (Sequential) (табл. 1).

Така архітектура мережі використовується з різними параметрами навчання (кількість епох, кількість кроків за епоху) для пошуку оптимальних параметрів. Обрана архітектура нейронної мережі створюється за допомогою фреймворку TensorFlow мовою програмування Python.

Модуль `med.py` призначений для навчання згорткової нейронної мережі на основі підготовленого датасету. Він включає завантаження та розмітку зображень, їхню нормалізацію, аугментацію (зсув, обертання, віддзеркалення, масштабування) та побудову архітектури нейронної мережі. Мережа складається з декількох згорткових шарів (Convolution2D), шарів активації ReLU, шарів максимального пулінгу (MaxPooling2D), шару згортання (Flatten) і завершального

повнозв'язаного шару із функцією Softmax для двокласової класифікації.

Навчання відбувається за допомогою оптимізатора Adam, з використанням функції втрат `categorical_crossentropy`. Для запобігання пере-навчанню використано механізм `early stopping` і збереження найкращої моделі на валідаційній вибірці (ModelCheckpoint). Програма виводить графіки точності та функції втрат по епохах.

Модуль `med_test.py` виконує завантаження збереженої моделі та здійснює класифікацію зображень, поданих на вхід (одного або групи зображень). Результати класифікації (ймовірність кожного класу) виводяться на екран або записуються у файл. Також реалізовано візуалізацію вхідного зображення з прогнозованою міткою.

Завдяки модульній структурі програмний комплекс може бути адаптований до інших типів медичних зображень або розширений до багато-класової класифікації.

Для перевірки ефективності запропонованої системи класифікації було проведено низку експериментів, спрямованих на вивчення впливу різних параметрів навчання нейронної мережі на точність класифікації медичних зображень.

Навчання здійснювалось на підмножині медичного датасету, сформованого за принципом бінарної класифікації (наявність/відсутність патології). Для тренування мережі використовувались 80% зображень, решта 20% – для валідації та тестування. Було експериментально визначено, що оптимальні результати досягаються при навчанні мережі протягом 20 епох із кількістю кроків у кожній епосі, що дорівнює 342. Застосування таких

Таблиця 1

Опис шарів нейронної мережі

№	Назва шару	Параметри шару	Опис
1	conv2d (Conv2D)	(None, 148, 148, 32)	згортковий шар 1
2	activation (Activation)	(None, 148, 148, 32)	шар активації
3	max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 74, 74, 32)	об'єднуючий шар
4	conv2d_1 (Conv2D)	(None, 72, 72, 32)	згортковий шар 2
5	activation_1 (Activation)	(None, 72, 72, 32)	шар активації
6	max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 36, 36, 32)	об'єднуючий шар
7	conv2d_2 (Conv2D)	(None, 34, 34, 64)	згортковий шар 3
8	activation_2 (Activation)	(None, 34, 34, 64)	шар активації
9	max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 17, 17, 64)	об'єднуючий шар
10	flatten (Flatten)	(None, 18496)	вхідний шар
11	dense (Dense)	(None, 64)	повнозв'язний шар
12	activation_3 (Activation)	(None, 64)	шар активації
13	dropout (Dropout)	(None, 64)	вихідний шар
14	dense_1 (Dense)	(None, 1)	повнозв'язний шар
15	activation_4 (Activation)	(None, 1)	шар активації

параметрів дозволило отримати високу точність класифікації без ознак перенавчання.

Протягом експериментів вивчалися графіки функції втрат (loss) та точності (accuracy) на тренувальному та валідаційному наборах. На етапах перевірки було досягнуто точності понад 94%, що підтверджує ефективність використаної архітектури мережі. Усі результати були виведені у вигляді таблиць та графіків, що дозволяють порівнювати вплив різних гіперпараметрів.

Крім того, протестовано роботу модуля класифікації (med_test.py) на нових зображеннях, відсутніх у навчальному наборі (рис. 4). Система змогла успішно ідентифікувати зображення з високою впевненістю, що свідчить про добру здатність до узагальнення.

Експерименти підтверджують, що запропонована модель може бути використана як основа для впровадження систем підтримки прийняття рішень у медичних установах, зокрема для попереднього автоматичного аналізу діагностичних зображень.

Для пошуку оптимальних параметрів навчання нейронної мережі було проведено навчання з різними параметрами та виконано оцінювання точності класифікації медичних зображень.

Перший параметр, який змінювався при навчанні мережі, це кількість епох, тобто кількість проходів всього набору даних скрізь всі шари мережі. Досліджувались такі значення EPOCHS: 5, 10, 20, 25. Результати досліджень наведені у таблиці 2.

Аналіз результатів навчання мережі з різними значеннями кількості епох показує, що опти-

мальним значенням є 20 епох. Для кожної моделі мережі та датасету кількість епох підбирається окремо. Залежність точності класифікації від значення EPOCHS наведена графіку (рис. 5).

Таблиця 2
Залежність точності класифікації від значення EPOCHS

Кількість епох (EPOCHS)	Точність, %	Час навчання, хв.
5	82.21	7
10	81.25	11
20	87.66	23
25	86.54	28

Дослідження кількості кроків у кожній епоху було проведено зі значеннями 100, 200 та 326. Значення кількості кроків 326 було отримано згідно з рекомендаціями для навчання мереж подібних моделей.

Значення точності мережі в залежності від кількості кроків у епоху наведені у табл. 3. Збільшення кількості кроків навчання у кожну епоху до значень 400 та 500 призводило помилок при навчанні мережі. Таким чином оптимальним значенням кількості кроків навчання для кожної епохи можна вважати 326.

Таблиця 3
Точність мережі в залежності від кількості кроків у епоху (20 епох)

Кількість кроків у епоху	Точність, %	Час навчання, хв.
100	81.25	15
200	86.06	19
326	87.66	23

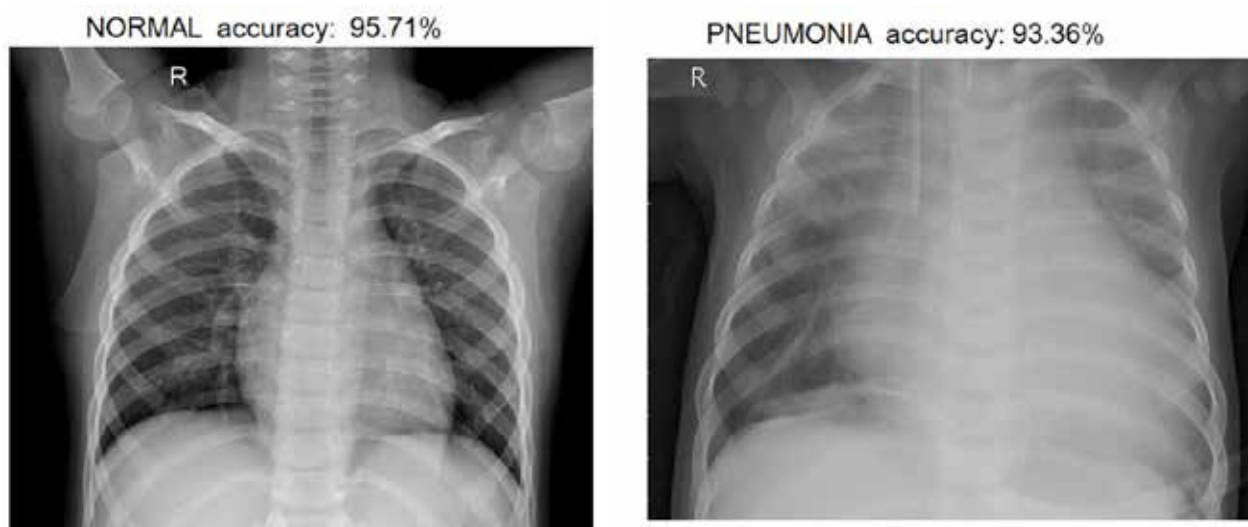


Рис. 4. Результат класифікації медичних зображень

```

nb_train_samples = 5217
batch_size = 16
...
steps_per_epoch=nb_train_samples // batch_size

```

Залежність точності класифікації нейронною мережею від кількості епох навчання

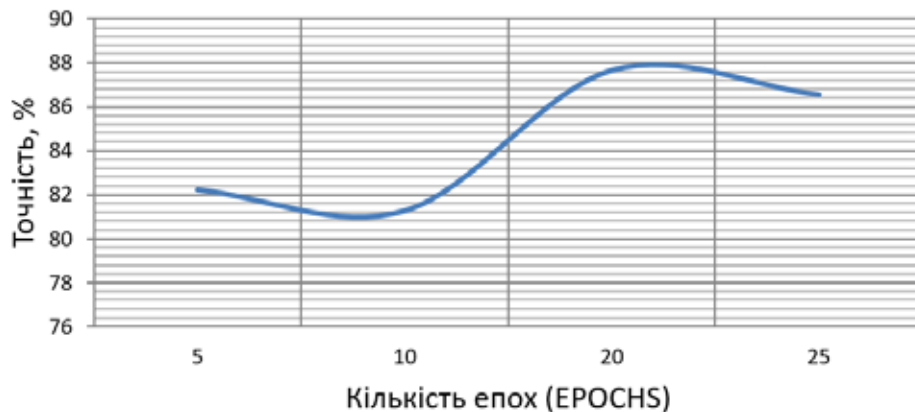


Рис. 5. Залежність точності класифікації нейронною мережею від значення кількості епох

Точність класифікації нейронною мережею в залежності від кількості кроків у епоху (20 епох)

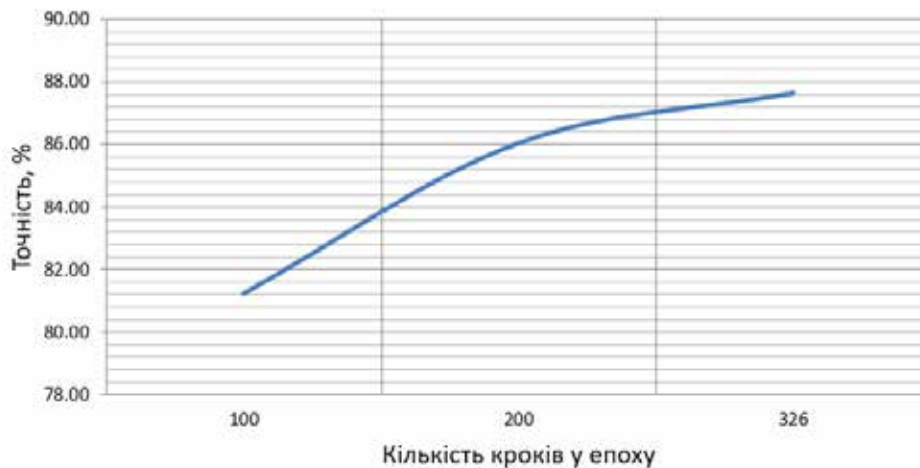


Рис. 6. Точність класифікації нейронною мережею в залежності від кількості кроків у епоху (20 епох)

Залежність точності мережі від кількості кроків у епоху наведена на рис. 6.

Висновки. У статті представлено комплексне дослідження процесу класифікації медичних зображень з використанням методів глибокого навчання на базі фреймворку TensorFlow. Здійснено аналіз сучасних підходів до автоматизованої обробки зображень, зокрема

згорткових нейронних мереж, які довели свою високу ефективність у задачах медичної діагностики.

Було розроблено програмний комплекс, що включає модулі для навчання та тестування нейронної мережі, а також реалізовано архітектурну модель системи з урахуванням вимог масштабованості, гнучкості та зручності модифікації.

Проведено навчання та тестування моделі на базі медичного датасету, що дало змогу досягти високих показників точності – понад 94%, а також виявити оптимальні гіперпараметри навчання (20 епох, 326 кроки на епоху).

Результати експериментів підтверджують доцільність та ефективність застосування штучних нейронних мереж у задачах бінарної класифікації медичних зображень. Запропоноване

рішення може стати основою для впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у клінічну практику.

У перспективі дослідження передбачає розширення системи до багатокласової класифікації, застосування трансферного навчання та адаптацію до інших типів діагностичних зображень, що відкриває широкі можливості для її використання в різних напрямках медицини.

Список літератури:

1. Yadav S., Jadhav S. Deep convolutional neural network based medical image classification for disease diagnosis. *Journal of Big Data*. 2019. Vol. 6. № 113. DOI: 10.1186/s40537-019-0276-2.
2. Li Q., Cai W., Wang X., Zhou Y., Feng D., Chen M. Medical image classification with convolutional neural network. *13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)*. 2014. P. 844–848. DOI: 10.1109/ICARCV.2014.7064414.
3. Pillai N., Manimala S., Rongali A., Gugnani A., Kumar S., Sriramakrishnan G. Automated Classification of Medical Images Using Convolutional Neural Networks. *15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*. 2024. P. 1–6. DOI: 10.1109/ICCCNT61001.2024.10725642.
4. Zhang J., Xie Y., Wu Q., Xia Y. Medical image classification using synergic deep learning. *Medical Image Analysis*. 2019. Vol. 54, P. 10–19. DOI: 10.1016/j.media.2019.02.010.
5. Ghodeswar U., Borkar A., Bagde A. Classification of Different Medical Images Using Neural Network Approach. *Indian Journal Of Science And Technology*. 2022. Vol. 15, № 46, P. 2555–2561. DOI: 10.17485/ijst/v15i46.1160.
6. Kumar A., Kim J., Lyndon D., Fulham M., Feng D. An Ensemble of Fine-Tuned Convolutional Neural Networks for Medical Image Classification. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2017. Vol. 31, № 1, P. 31–40. DOI: 10.1109/JBHI.2016.2635663.
7. Huang Z., Zhu X., Ding M., Zhang X. Medical Image Classification Using a Light-Weighted Hybrid Neural Network Based on PCANet and DenseNet. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8, P. 24697–24712. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2971225.
8. Rocha M., Landini G., Florindo J. Medical image classification using a combination of features from convolutional neural networks. *Multimedia Tools and Applications*. 2022. Vol. 82, P. 19299–19322. DOI: 10.1007/s11042-022-14206-y.
9. Agarwal P., Nachappa M., Gautam C. Multi-Scale Recurrent Neural Networks for Medical Image Classification. *2024 International Conference on Optimization Computing and Wireless Communication (ICOCWC)*. 2024. P. 1–6. DOI: 10.1109/ICOCWC60930.2024.10470694.
10. Singh U.K., Kavitha R., Saraswat P. Recurrent Neural Networks for Improved Medical Image Classification. *2024 International Conference on Optimization Computing and Wireless Communication (ICOCWC)*. 2024. P. 1–6. DOI: 10.1109/ICOCWC60930.2024.10470908.
11. Stanford Center for Artificial Intelligence in Medicine and Imaging. Datasets. URL: <https://aimi.stanford.edu/shared-datasets> (дата звернення 22.07.2025).
12. The National Library of Medicine. MedPix®. URL: <https://medpix.nlm.nih.gov/home> (дата звернення 22.07.2025).
13. Teaching and subjects on bio-medical engineering. Approaches and experiences from the BIOART-project / Peter Arras and David Luengo (Eds.). Leuven (Belgium), 2021. 391 p.
14. Vasylieva L.V., Mikhieienko D.Y., Getman I.A. Integration of laboratory equipment in remote learning environments. *Proceedings of the 6th International Workshop on Augmented Reality in Education (AREdu 2023)*. 2024. Vol. 3844, pp. 35–44. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3844/paper07.pdf> (дата звернення 22.07.2025).
15. Kermany D.S., et al. Identifying medical diagnoses and treatable diseases by image-based deep learning. *Cell*. 2018. Vol. 172 № 5. P. 1122–1131. URL: [https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674\(18\)30154-5](https://www.cell.com/cell/fulltext/S0092-8674(18)30154-5) (дата звернення 22.07.2025).

Altukhov O.V., Vasylieva L.V., Altukhov V.O. CLASSIFICATION OF MEDICAL IMAGES USING NEURAL NETWORKS BASED ON THE TENSORFLOW FRAMEWORK

The article considers an approach to medical image classification using neural networks implemented based on the TensorFlow framework. Methods and models of image recognition, classification, and preprocessing are analyzed. The feasibility of using artificial intelligence methods when analyzing medical images obtained by

various methods is proven for diagnosing and preventing diseases at an early stage of development, ensuring timely treatment and expanding the scope of automated medical data processing.

The use of deep learning convolutional neural networks (CNNs) for image analysis and classification is considered. The advantages of using CNNs compared to classical image classification methods are presented. Modern research in this field is analyzed. The use of convolutional neural networks with different sizes of data sets (datasets) for training is considered.

A set of images (dataset) of X-ray images of healthy and pneumonia-infected human lungs was selected for training the neural network. The selected dataset is divided into parts for training, testing, and validation of the neural network.

The software architecture for automated medical data processing is proposed. The diagrams of precedents and classes of the medical image classification system using a neural network are developed. The software in Python was developed using the TensorFlow framework for neural network training, which allows for the changing of study parameters to find the optimal neural network training parameters. The software was developed to classify radiography images and diagnose pneumonia.

Empirical studies were conducted by changing the neural network parameters (number of epochs and number of steps per epoch) to optimize the model training parameters and determine its accuracy. The research found that the maximum classification accuracy during training is achieved with the number of epochs of 20.

The study of the influence of the number of training steps per epoch showed that the maximum training accuracy is achieved with 326 steps per epoch.

Key words: *medical images, classification, neural network, TensorFlow, Python, deep learning.*

Дата надходження статті: 23.07.2025

Дата прийняття статті: 28.07.2025

Опубліковано: 27.10.2025