

УДК 004.8, 004.9, 004.62

MSC 68T07, 68T10, 68U10

A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK FOR CHEST X-RAY IMAGE CLASSIFICATION

V. I. SUCHKOV¹, A. O. PASHKO²

¹Faculty of Computer Science and Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine, E-mail: valentynsuchkov@gmail.com, ORCID: 0009-0006-7773-0660

²Faculty of Computer Science and Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv, Kyiv, Ukraine, E-mail: anatoliipashko@knu.ua, ORCID: 0000-0001-6944-8477

ЗГОРТКОВА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ РЕНТГЕН-ЗНІМКІВ ГРУДНОЇ КЛІТИНИ

В. І. СУЧКОВ¹, А. О. ПАШКО²

¹Факультет комп'ютерних наук та кібернетики, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна, E-mail: valentynsuchkov@gmail.com, ORCID: 0009-0006-7773-0660

²Факультет комп'ютерних наук та кібернетики, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, Київ, Україна, E-mail: anatoliipashko@knu.ua, ORCID: 0000-0001-6944-8477

ABSTRACT. This paper addresses the design of a convolutional neural network architecture for processing chest X-ray images using pattern recognition methods in the context of classification into the following classes: COVID-19 viral pneumonia, non-COVID pneumonia, and absence of disease. The development of a convolutional neural network architecture is a key component of technologies for timely and accurate diagnosis of lung diseases. In this work, a CNN architecture consisting of five convolutional layers separated by pooling layers is proposed. The network was trained using a batch size of 32 and the Adam optimization algorithm, achieving an overall classification accuracy of 94%.

KEYWORDS: convolutional neural network, cross-validation, chest X-ray images, classification.

АНОТАЦІЯ. У статті розглядається побудова архітектури згорткової нейронної мережі для обробки знімків грудної клітини за допомогою методів розпізнавання образів в контексті класифікації за класами: вірусна пневмонія, що спричинена COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання. Побудова архітектури згорткової нейронної мережі є складовою технології своєчасної та точної діагностики захворювання легень. В роботі запропонована

Corresponding author: V.I. Suchkov (valentynsuchkov@gmail.com).

© V.I. Suchkov, A.O. Pashko, 2025. This is an open-access article distributed under the terms of **Creative Commons Attribution Licence (CC BY)**.

архітектура ЗНМ, що містить 5 згорткових шарів, розділених пулінговими шарами. Для навчання мережі використовувалася батч розміром 32 та алгоритм Adam, була досягнута точність 94%.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: згорткова нейронна мережа, крос-валідація, рентген-знімки грудної клітини, класифікація.

1. ВСТУП

Швидкий розвиток методів і алгоритмів штучного інтелекту дозволяє вдосконалювати сучасні методи своєчасної та точної діагностики захворювань. Настання пандемії COVID-19 на початку 2020 року зумовило дослідників розробляти інструменти класифікації захворювань з метою припідвищення лікування пацієнтів та контролю їх стану.

В роботі досліджуються елементи технології для своєчасної та точної діагностики захворювань легень шляхом автоматизованого аналізу медичних зображень із застосуванням глибоких нейронних мереж. Технологія орієнтована на використання в системах підтримки прийняття клінічних рішень і не замінює лікаря, а підвищує об'єктивність та відтворюваність діагностики.

На першому етапі здійснюється нормалізація інтенсивності зображень, усунення шумів та приведення даних до єдиного просторового формату.

Ключовим компонентом технології є згорткова нейронна мережа (CNN), навчена розпізнавати патологічні зміни легеневої тканини. Мережа виконує задачу багатокласової класифікації.

З метою підвищення точності діагностики технологія передбачає інтеграцію зображень із клінічними показниками пацієнта, що дозволяє враховувати індивідуальні особливості пацієнта та знижувати кількість хибних рішень.

2. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

В існуючій науковій літературі багато досліджень зорієнтовані на визначенні COVID-19 за допомогою застосування нейронних мереж. Багато існуючих робіт ставлять за мету класифікувати наявність COVID-19 на основі КТ-зображень або рентген-зображень грудної клітини, маючи на виході лише дві ознаки: позитивний результат, або негативний. В інших роботах розглядається питання класифікації захворювань. У роботі [1] за результатами дослідження було досягнуто 87.05% точності класифікації за хворобами COVID-19 та бактеріальної пневмонії.

Дослідники у роботі [2] порівняли три різні архітектури згорткових нейронних мереж у вирішенні задачі класифікації COVID-19 (позитивний чи негативний результат) за рентген-зображеннями грудної клітини. У якості даних автори використовували 50 зображень з датасету "COVID-19 Image Data Collection" [3], та 50 зображень з датасету "Chest x-ray images (pneumonia)" [4]. Найкраща архітектура показала точність 98%.

Нейромережа CoroNet показала 95% точності при крос-валідації у задачі класифікації за ознаками: COVID-19, пневмонія, відсутність захворювання

[5]. У дослідженні використовувалися датасети [3] та [4]. При тестуванні на іншому датасеті було досягнуто показник точності 89.6% для класифікації за трьома вищенаведеними ознаками.

Важливою задачею в контексті класифікації знімків грудної клітини є класифікація різних захворювань. Автори у роботі [6] застосовували згорткову нейронну мережу для обробки рентген-зображень для класифікації на шість різних типів, серед яких: COVID-19, пневмонія, відсутність захворювання, пневмоторакс, інфільтрація, випіт. Зрештою дослідникам вдалось підвищити точність класифікації з 72.13% до 81%.

У роботі [7] автори сформували об'єднаний датасет рентген-знімків з кількох публічних джерел, реалізували композицію моделей CNN та провели оцінку її якості класифікації у трьохкласовій задачі (COVID-19, пневмонія та відсутність захворювань). Запропонована модель досягла точності 92.74 %.

У роботі [8] Wang та Wong запропонували модель згорткової нейронної мережі COVID-Net для визначення COVID-19. У випадку класифікації рентген-знімків за ознаками COVID-19, бактеріальної пневмонії, вірусної пневмонії та відсутності захворювань модель досягала 83.5 % точності.

В роботі [10] було представлено методологію класифікації зображень за наявністю захворювання COVID-19. Дане дослідження представляє гібридну модель для класифікації та сегментації COVID-19 за КТ-зображеннями, що включає: згорткову нейронну мережу, графову нейронну мережу та зоровий трансформер (ViTGNN). Попередня обробка зображень включала фільтрацію шуму застосуванням фільтра Гауса та корегування контрасту зображень. Модель досягла точності 95.88%.

2. МЕТА

Метою роботи є розробка та дослідження ключової компоненти інформаційної технології медичної діагностики, що базується на застосуванні згорткових нейронних мереж, для своєчасного та точного виявлення захворювань легень за рентген-знімками грудної клітки, а також порівняльний аналіз отриманих результатів з існуючими підходами глибокого навчання.

3. МЕТОДИКА

Згорткова нейронна мережа (Convolutional Neural Network або CNN) є одним з важливих методів глибокого навчання в комп'ютерному зорі, що забезпечує автоматичне вилучення інформативних ознак із вхідних зображень та їх подальшу класифікацію. CNN широко застосовуються у задачах розпізнавання образів, зокрема і в аналізі медичних зображень для їх класифікації [6].

У даному дослідженні запропоновано глибоку архітектуру згорткової нейронної мережі для класифікації рентген-знімків за трьома класами: COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання.

В роботі використовується рентген-зображення з декількох загальнодоступних датасетів. Датасет "COVID-19 Image Data Collection" [3], автором

якого є Джозеф Пауль Коен (Joseph Paul Cohen) та ін., містить 577 рентген-знімків та КТ-знімків, які відносяться до класів: вірусна пневмонія, вірусна пневмонія, спричинена саме COVID-19, та бактеріальна пневмонія. Зображення бактеріальної, вірусної пневмонії та рентгенографії без захворювань були отримані з репозиторію "Chest X-Ray Images (Pneumonia)" [4]. Набір даних містить 2794 зображень, що віднесені до вищевказаних класів. Приклад знімків відповідних класів з датасету наведено на Рис. 1.



Рис. 1. Приклад рентген-знімків.

З метою вирішення проблеми незбалансованості даних для робочого датасету були обрані випадковим чином 391 зображень COVID-19, 391 зображень без захворювань та 371 зображень пневмонії (бактеріальної та вірусної без урахування COVID-19) методом зменшення кількості зображень у переважаючих класах. Розподіл робочого датасету наведений у Табл. 1.

ТАБЛ. 1. Розподіл рентген-знімків за класами

Клас	Всього	Тренувальна вибірка	Тестувальна вибірка
COVID-19	391	301	91
Без захворювань	391	301	91
Пневмонія	371	301	70
Всього	1154	903	251

В якості попередньої обробки до кожного рентген-знімку було застосовано фільтр Гауса з ядром 3×3 для зменшення рівня шуму на зображенні [11].

Для тренувальної вибірки використовувались стандартні методи аугментації зображень з метою підвищення узагальнювальної здатності моделі. До зображень застосовувалися випадкові повороти у межах 5° , незначні горизонтальні та вертикальні зсуви (до 2% від розміру зображення) та масштабування в межах 5% від початкового розміру зображення.

Архітектура згорткової нейронної мережі наведена у Табл. 2.

Загальна кількість параметрів моделі, що тренуються, становить 905 987. У якості оптимізатора для нейронної мережі застосовується алгоритм оптимізації Adam [12] зі швидкістю навчання 5×10^{-4} . Навчання моделі проводиться з розміром батчу (batch size) 32.

Для зменшення ефекту перенавчання застосовано метод ранньої зупинки (early stopping), який припиняє навчання моделі за відсутності покращення функції втрат валідаційної вибірки протягом визначеної кількості епох.

ТАБЛ. 2. Архітектура згорткової нейронної мережі.

Шар (тип)	Розмір виходу	Кількість параметрів
Conv2D (32, 5 × 5)	176 × 176 × 32	2 432
MaxPooling2D	88 × 88 × 32	0
Conv2D (64, 5 × 5)	84 × 84 × 64	51 264
MaxPooling2D	42 × 42 × 64	0
Conv2D (64, 5 × 5)	38 × 38 × 64	102 464
MaxPooling2D	19 × 19 × 64	0
Conv2D (128, 5 × 5)	15 × 15 × 128	204 928
MaxPooling2D	7 × 7 × 128	0
Conv2D (128, 5 × 5)	3 × 3 × 128	409 728
MaxPooling2D	1 × 1 × 128	0
Flatten	128	0
Dense (1024)	1024	132 096
Dropout	1024	0
Dense (3)	3	3 075

Метод ранньої зупинки розглядається як форма регуляризації, оскільки дозволяє запобігти надмірному підлаштуванню параметрів нейронної мережі до тренувальних даних та сприяє покращенню узагальнювальної здатності моделі за рахунок зменшення впливу шуму та нерелевантних характеристик тренувальних даних [13].

Оцінювання результатів проводилося методом чотирикратної крос-валідації (k -fold). Для цього робочий датасет було розділено на чотири рівнозначних підвибірки, до яких послідовно застосовано процедуру крос-валідації. Для оцінки якості класифікації обчислювались такі показники: *Accuracy* (точність), *Precision* (прогностична цінність позитивного результату), *Recall* (чутливість), *Specificity* (специфічність) та F_1 -*score* (F_1 -*mira*). Наведемо визначення відповідних показників:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN},$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP},$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN},$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP},$$

$$F_1\text{-score} = \frac{2TP}{2TP + FP + FN},$$

де TP — кількість істинно позитивних результатів, TN — кількість істинно негативних, FP — кількість хибно позитивних, FN — хибно негативних.

4. РЕЗУЛЬТАТИ

У цьому розділі наведено результати експериментальних досліджень згорткової нейронної мережі запропонованої архітектури для класифікації рентген-знімків грудної клітини з метою класифікації на класи: COVID-19, пневмонія, без захворювань.

Для кожної ітерації процедури крос-валідації було сформовано оцінки якості класифікації, на основі яких обчислено середній результат.

Отримані показники відображено у Табл. 3.

ТАБЛ. 3. Результати чотирикратної крос-валідації CNN

Підвибірка	Прес., %	Recall, %	Specificity, %	F-measure, %	Асс., %
1	96.10	96.07	97.99	96.08	96.02
2	97.59	97.59	98.59	97.59	97.35
3	95.72	96.04	98.04	95.87	96.02
4	92.00	91.75	96.00	91.83	92.00
Середнє	95.35	95.36	97.66	95.34	95.35
Ст. відх.	2.33	2.34	1.15	2.34	2.33

На Рис. 2 та Рис. 3 наведено залежність значень функції втрат і точності класифікації від кількості епох навчання на тренувальній та валідаційній вибірках підвибірки №4.

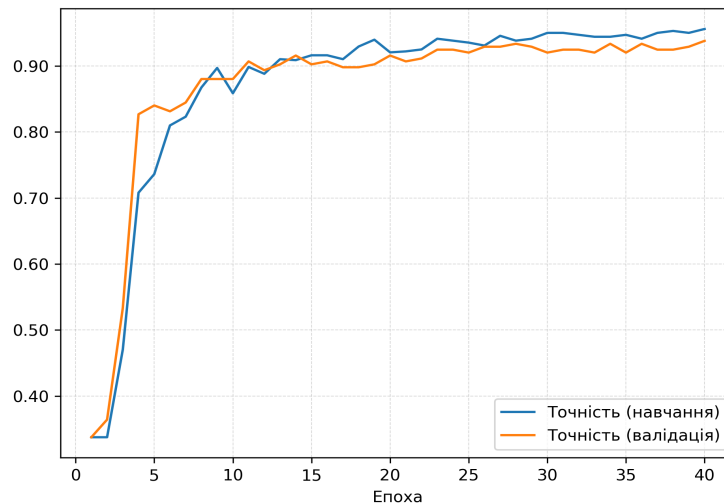


Рис. 2. Динаміка тренування та валідації моделі для підвибірки №4 (Графік точності).

Для моделі, яка була тренувана на підвибірці №4, було проведено тестування. Отримано загальну точність класифікації 94%. Обчислено оцінки якості класифікації, які вказано в Табл. 4.

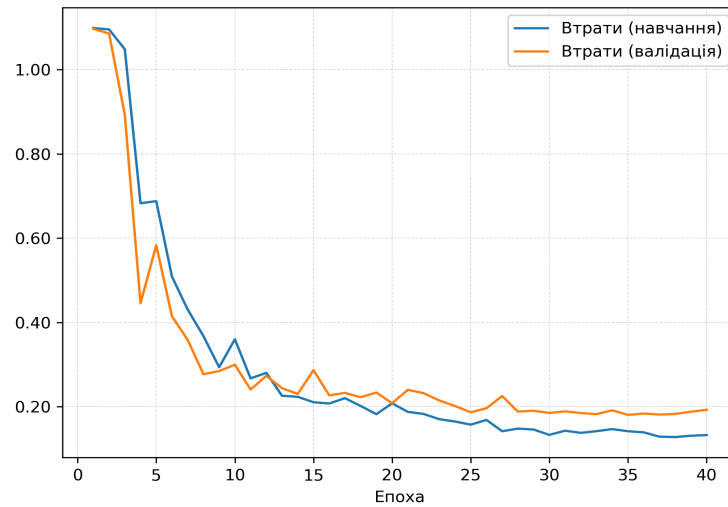


Рис. 3. Динаміка тренування та валідації моделі для підвибірки №4 (Функція втрат).

ТАБЛ. 4. Показники якості класифікації на тестовій вибірці

Клас	Прес., %	Recall, %	F_1 -score, %	Кількість зразків
COVID-19	97	96	96	92
Без захворювань	93	96	95	90
Пневмонія	93	91	92	70

Матриця плутанини для проведеного тестування зображена на Рис. 4.

5. ОБГОВОРЕННЯ

У даній роботі було запропоновано архітектуру згорткової нейронної мережі для класифікації рентген-знімків грудної клітини за трьома класами: COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання. Для оцінки ефективності моделі застосовано чотирикратну крос-валідацію, що дозволило отримати узгоджені результати на різних підвбірках даних. Модель, яка реалізована згідно запропонованої архітектури, продемонструвала високі значення основних метрик якості класифікації, зокрема точності, чутливості та F_1 -міри.

Отримані результати характеризують високу ефективність запропонованої моделі в задачі розпізнавання рентгенологічних ознак відповідних класів знімків.

Окрім оцінювання за допомогою чотирикратної крос-валідації, було проведено додаткове тестування моделі на окремій тестовій вибірці, яка не використовувалася під час тренування нейронної мережі. Це дозволило перевірити здатність моделі до узагальнення. Для аналізу помилок класифікації було побудовано матрицю плутанини.

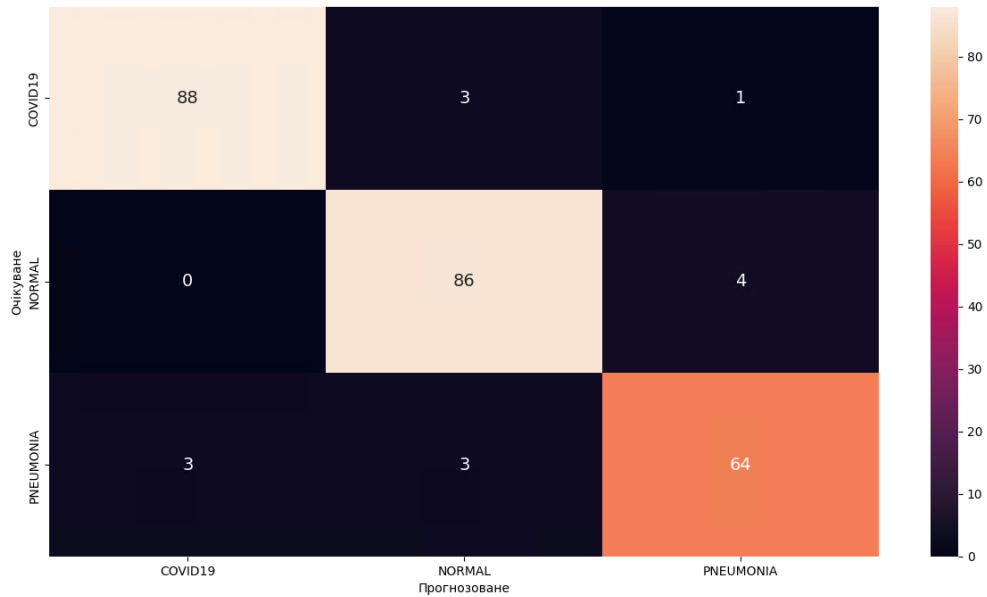


Рис. 4. Матриця плутанини.

За результатами тестування на незалежній вибірці модель досягла загальної точності 94%. Значення прогностичної цінності позитивного результату (*Precision*), чутливості (*Recall*) та F_1 -міри для окремих класів перебувають у межах 0.92–0.97, що свідчить про стабільну якість класифікації для всіх трьох класів.

Отримані в даному дослідженні результати є порівнянними або перевищують показники, які наведені в інших розглянутих роботах, присвячених класифікації рентген-знімків грудної клітини.

У межах подальших досліджень планується зосередити увагу на методах попередньої обробки зображень грудної клітини перед формуванням навчального датасету. Зокрема, будуть досліджені алгоритми покращення контрасту, виділення релевантних структур та зменшення впливу шумів, що потенційно дозволить підвищити якість класифікації та стійкість моделі.

Застосування методів попередньої обробки є першим етапом для подальшої реалізації алгоритмів просторового виділення патологічних зон, локалізації патологій (вузлики, інфільтрати), що дозволяють визначати координати зон ураження.

Окрему увагу варто приділити поєднанню рентгенологічних даних із клінічною інформацією пацієнтів: вік, стать, клінічні дані тощо. Даний підхід потенційно може покращити якість класифікації.

Запропонована модель може бути використана як допоміжний інструмент підтримки прийняття рішень у клінічній практиці, зокрема для первинного скринінгу рентген-знімків грудної клітини.

Простота архітектури CNN та відносно невисокі обчислювальні вимоги роблять модель придатною для впровадження в умовах обмежених ресурсів.

6. ВИСНОВКИ

В статті розроблено основний компонент технології для своєчасної та точної діагностики захворювань легень шляхом автоматизованого аналізу медичних зображень із застосуванням глибоких нейронних мереж.

Автоматизація аналізу зображень дозволяє здійснювати первинний скринінг у режимі, близькому до реального часу.

За рахунок високої чутливості нейронних мереж забезпечується виявлення патологій на ранніх стадіях, що є критично важливим для ефективного лікування.

Точність діагностики залежить від якості навчальних даних та коректності клінічної розмітки. Запропонована технологія потребує клінічної валідації та не може використовуватися як автономний інструмент постановки діагнозу.

Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів щодо публікації цієї статті.

ЛІТЕРАТУРА

1. Пашко А.О., Сучков В.І. Застосування згорткових нейронних мереж для класифікації рентген-знімків легень. XIII Міжнародна науково-практична конференція «Глушковські читання. Сучасна кібернетика», м. Київ, 6 грудня 2024 р. С. 235–239.
2. Narin A., Kaya C., Pamuk Z. Automatic detection of coronavirus disease (COVID-19) using X-ray images and deep convolutional neural networks. *Pattern Analysis and Applications*. 2021, Vol. 24, Issue 3. P. 1207–1220. <https://doi.org/10.1007/s10044-021-00984-y>.
3. Cohen J.P., Morrison P., Dao L., Roth K., Duong T., Ghassem M. COVID-19 Image Data Collection: Prospective Predictions are the Future. *Journal of Machine Learning for Biomedical Imaging*. 2020, Vol. 1. P. 1–38. <https://doi.org/10.59275/j.melba.2020-48g7>.
4. Mooney P. Chest X-ray Images (Pneumonia) 2020 [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
5. Khan A.I., Shah J.L., Bhat M.M. CoroNet: A Deep Neural Network for Detection and Diagnosis of COVID-19 from Chest X-ray Images. 2020.
6. Chowdhury A., Zhang H. Radiography Image Classification Using Deep Convolutional Neural Networks. *Journal of Computer and Communications*. 2024, Vol. 12. P. 199–209. <https://doi.org/10.4236/jcc.2024.126012>.
7. Gour M., Jain S. Stacked Convolutional Neural Network for Diagnosis of COVID-19 Disease from X-ray Images. *arXiv preprint arXiv:2006.13817*, 2020. <https://arxiv.org/abs/2006.13817>.
8. Wang L., Wong A. COVID-Net: A Tailored Deep Convolutional Neural Network Design for Detection of COVID-19 Cases from Chest Radiography Images. *IEEE Access*. 2020, Vol. 8. P. 85982–85993. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2995900>.

9. Xu X., Jiang X., Ma C., Du P., Li X., Lv S. et al. A Deep Learning System to Screen Novel Coronavirus Disease 2019 Pneumonia. *Engineering*. 2020, Vol. 6, Issue 10. P. 1122–1129. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2020.04.010>.
10. Amuda K., Wakili A., Amoo T., Agbetu L., Wang Q., Feng J. Detecting SARS-CoV-2 in CT Scans Using Vision Transformer and Graph Neural Network. *Algorithms*. 2025, Vol. 18, Issue 7. P. 413. <https://doi.org/10.3390/a18070413>.
11. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. 4th ed. Pearson, 2018.
12. Kingma D.P., Ba J. Adam: A Method for Stochastic Optimization. 2014. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>.
13. Prechelt L. Early Stopping — But When? In: Neural Networks: Tricks of the Trade. Springer, 1998. https://doi.org/10.1007/3-540-49430-8_3.

Надійшла: 3.11.2025 / Прийнята: 15.12.2025