

УДК 616.2:004.8

DOI [https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48\(1\).127-136](https://doi.org/10.24144/2616-7700.2026.48(1).127-136)Д. О. Камінський<sup>1</sup>, В. М. Льовкін<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Національний університет «Запорізька політехніка»,  
студент магістратури групи КНТ-214м  
kaminskyi.denys@gmail.com  
ORCID: <https://orcid.org/0009-0009-4097-8584>

<sup>2</sup> Національний університет «Запорізька політехніка»,  
доцент кафедри програмних засобів,  
кандидат технічних наук, доцент  
vliovkin@gmail.com  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6890-2807>

## МЕТОД ДІАГНОСТУВАННЯ ВИПАДКІВ ПНЕВМОНІЇ НА ОСНОВІ КОМПОНЕНТНОЇ СТРУКТУРИ МОДЕЛІ ТА АЛГОРИТМІВ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

У статті розглянуто задачу автоматизованого виявлення пневмонії на рентгенівських знімках грудної клітини. Проведено аналіз існуючих підходів на основі глибокого навчання та Transfer Learning. Виявлено, що класичні глибокі мережі (ResNet, VGG) часто є надлишковими для задач бінарної класифікації з обмеженою варіативністю класів. Запропоновано метод, в основі якого лежить модифікована архітектура згорткової нейронної мережі (CNN) з компонентною структурою, деталізованою в роботі, резидуальними з'єднаннями блоків та оптимізованою кількістю шарів. Окремо представлено етап попередньої обробки даних, розширений аугментацією для усунення дисбалансу класів. Наведено результати проведеного експериментального дослідження на відкритому наборі даних. Досягнуто для результуючої моделі показників точності 98.41% та чутливості 98.29%, що підтверджує ефективність запропонованого методу порівняно з базовими архітектурами моделей.

**Ключові слова:** пневмонія, діагностування, рентгенівські знімки, згорткові нейронні мережі, глибоке навчання, обробка медичних зображень, аугментація даних.

**1. Вступ.** Пневмонія залишається однією з провідних причин смертності від інфекційних хвороб у світі. Лише у 2019 році від цього захворювання померло близько 2,5 мільйона осіб [1]. Клінічні прояви пневмонії можуть варіюватися від легких симптомів до критичних станів, що ускладнює своєчасну діагностику. Легкі симптоми та ускладнений доступ до медичних фахівців у багатьох країнах стають критичною комбінацією за умов підвищеної смертності. Це підкреслює важливість виявлення випадків пневмонії на практиці.

Основним методом виявлення захворювання є рентгенографія грудної клітини. Проте інтерпретація знімків є складним завданням, що залежить від кваліфікації лікаря та піддається впливу людського фактору, що може бути виражений у втомі фахівця, суб'єктивності його прийняття рішень. Сучасний розвиток методів штучного інтелекту, зокрема засобів комп'ютерного зору, дозволяє створювати системи підтримки прийняття лікарських рішень (СППР), які б допомагали медичним фахівцям під час встановлення діагнозів. СППР може надати базове рішення, виділити підстави для таких рішень, а медичний фахівець може прийняти остаточне рішення, при цьому спираючись на результати роботи моделі розпізнавання і уникаючи таким чином впливу людського фактору.

Розробка ефективних стосовно використання ресурсів та точних моделей автоматизованого розпізнавання патологій у вигляді пневмонії на медичних зображеннях є актуальною науково-практичною задачею.

**2. Постановка завдання.** У роботі має бути розв'язано задачу автоматизованого виявлення пневмонії з врахуванням додаткових умов, які можна розглядати як обмеження для цієї задачі.

Загалом автоматизоване виявлення пневмонії лежить в основі відповідної задачі діагностування, за результатами розв'язання якої встановлюється остаточний діагноз за конкретним розглянутим випадком. Кожен випадок представлений зображенням, що формується як рентгенівський знімок. Відповідно вхідними даними для задачі є сам  $i$ -ий файл зображення  $P_i$ , який може мати різний формат представлення. Сам формат зображення впливає безпосередньо на те, в якому порядку та яка саме безпосередньо структура даних подається на вхід. Тому деталізувати структуру  $P_i$  не є доцільним, оскільки вибір формату значно впливає на структуру даних.

Виходом задачі є клас  $C_i$ , який для  $i$ -го випадку можливого захворювання пацієнта на пневмонію визначає, чи є патологія на знімку, яка відповідає пневмонії, чи немає. Тобто клас  $C_i$  може приймати значення 1, коли пневмонія виявлена, або 0, коли пневмонія не виявлена.

Безпосередньо розв'язанням задачі автоматизованого виявлення пневмонії є визначення виду функції  $f$ , яка визначає, яким чином вхідні дані мають бути перетворені на вихідні на наявних  $N$  екземплярах:

$$C_i = f(P_i), \quad i = \overline{1, N}.$$

Додатковими вимогами до виду цієї функції, які мають бути враховані в роботі, є забезпечення високої точності перетворення з оптимізацією структури моделі, яка визначає це перетворення, для зменшення складності моделі, а таким чином вимог до необхідних обчислювальних ресурсів.

**3. Огляд літератури.** Проведений огляд літератури, в якій представлені результати досліджень щодо автоматизованого розпізнавання пневмонії, демонструє активне вивчення даної проблеми. Загалом сучасні підходи до аналізу медичних зображень базуються на використанні різних варіантів згорткових нейронних мереж або convolutional neural networks (CNN).

Дослідження [2] використовує модель CNN на основі архітектури VGG-19, здійснюючи розпізнавання за рядом класів, включаючи COVID-19, туберкульоз та пневмонію. У роботі [3] класифікація здійснюється за 3 можливими варіантами: наявність пневмонії як результату COVID-19, наявність пневмонії, яка не відноситься до результату COVID-19 та відсутність пневмонії, використовуючи для цього модель на основі архітектури EfficientNet CNN. Дослідження [4] направлено також на розпізнавання на рентгенівських знімках одразу 3 класів: COVID-19, пневмонія, нормальний стан, застосовуючи гібридну архітектуру моделі, що базується на поєднанні архітектури XceptionNet CNN та зорових трансформерів. Подібний підхід використовується також і в роботі [5], при цьому класифікація реалізується на вірусну пневмонію, бактеріальну, COVID-19 та нормальний стан, а в гібридній моделі застосовуються також механізми уваги.

У дослідженні [6] розглядаються такі архітектури CNN моделей як EfficientNet, CheXNet, ResNet50 та різні варіанти ланцюжка передобробки даних,

які потім передаються моделі. У підсумку обрано модель на основі архітектури CheXNet та ланцюжок передобробки, що послідовно включає зміну розміру, сегментацію легенів, вирівнювання гістограми, нормалізацію. Класифікація відбувається тільки на наявність та відсутність пневмонії.

Багато дослідників використовують підхід Transfer Learning, застосовуючи попередньо навчені моделі. Такий підхід застосовувався й у роботі [7], де автори використовували вже доступний педіатричний набір даних рентгенівських знімків грудної клітки для класифікації випадків пневмонії, адаптуючи CNN до цієї задачі. Цей підхід також застосований в роботах [8]-[10].

У роботі [8] класифікація відбувається в 3 варіаціях: перша — нормальний стан або пневмонія, друга — бактеріальна або вірусна пневмонія, третя — нормальний стан, бактеріальна пневмонія, вірусна пневмонія. Попередньо навчені моделі мали архітектури AlexNet, ResNet18, DenseNet201, SqueezeNet. Найкращі результати були отримані за архітектурою DenseNet201. У свою чергу в роботах [9, 10] здійснюється бінарна класифікація, при цьому фреймворк у роботі [9] використовує в основі одразу ряд моделей: Xception, VGG16, ResNet152V2, а дослідження [10] має своїм результатом модель на основі архітектури DenseNet169.

Попри високі результати, подібні моделі зазвичай містять надто багато параметрів для відносно простої бінарної класифікації, а саме така постановка цієї задачі розглядається в даній роботі, й потребують значних обчислювальних ресурсів. Через це виникає потреба у розробці спеціалізованих архітектур, які поєднували б точність і обчислювальну оцадність та забезпечували стабільний градієнтний потік під час навчання.

**4. Матеріали і методи.** Метод діагностування випадків пневмонії, який представлено в цій роботі, складається з послідовності основних етапів, що включають:

- отримання набору зображень рентгенівських знімків грудної клітини для формування навчальної та валідаційної вибірок;
- попереднє оброблення зображень рентгенівських знімків грудної клітини з навчальної та валідаційної вибірок;
- створення моделі розпізнавання випадків пневмонії за описаною нижче структурою;
- навчання моделі розпізнавання випадків пневмонії на основі навчальної та валідаційної вибірок;
- отримання зображення нового рентгенівського знімку грудної клітини;
- попередня обробка отриманого зображення рентгенівського знімку грудної клітини;
- класифікація навченою моделлю розпізнавання випадків пневмонії отриманого і передобробленого зображення та візуалізація результату;
- прийняття рішення щодо остаточного діагнозу медичним фахівцем на основі результатів роботи моделі розпізнавання випадків пневмонії.

Оскільки нерідко в конкретних вибірках кількість екземплярів є достатньо обмеженою щодо формування зокрема валідаційної вибірки, зважаючи на невелику загальну кількість спостережень, то для реалізації етапу попереднього оброблення зображень рентгенівських знімків грудної клітини з навчальної та валідаційної вибірок для підвищення узагальнюючої здатності навченої моделі

розпізнавання випадків пневмонії та боротьби з дисбалансом класів запропоновано застосовувати методи аугментації даних:

- зміна масштабу;
- випадкове обертання;
- зміна яскравості;
- горизонтальні та вертикальні зсуви;
- зсув із деформацією;
- горизонтальне відображення.

Ключовим елементом запропонованого методу є розроблена архітектура моделі CNN. На відміну від стандартних послідовних моделей, запропонована структура моделі розпізнавання випадків пневмонії побудована на основі взаємодіючих блоків у складі компонентів. Кожен такий компонент містить блоки загальної моделі, які мають резидуальні (залишкові) з'єднання, що дозволяє уникнути проблеми згасання градієнта при навчанні глибоких нейронних мереж.

Структурно розроблена модель розпізнавання випадків пневмонії складається з трьох логічних компонентів:

- вхідного каскаду;
- тіла мережі;
- класифікатора.

Перший компонент моделі, вхідний каскад, призначений для швидкого зменшення просторової розмірності вхідного зображення та виділення первинних ознак.

Вхідний каскад включає наступну внутрішню структуру:

- згортковий шар (Conv2D) з ядром розміром  $7 \times 7$  пікселів, кроком рівним 2 та 32 фільтрами. Велике ядро дозволяє охопити ширший рецептивний простір на початку;
- шар пакетної нормалізації та функцію активації LeakyReLU ( $\alpha = 0.01$ );
- шар максимального пулінгу (MaxPooling2D) розміром  $3 \times 3$  із кроком 2, що додатково зменшує розмірність карт ознак у 4 рази порівняно з вхідним зображенням, знижуючи обчислювальне навантаження на наступні шари.

Функцію активації LeakyReLU  $\delta(x)$  запропоновано використовувати у вигляді:

$$\delta(x) = \begin{cases} 0.01x, & \text{якщо } x < 0; \\ x, & \text{якщо } x \geq 0. \end{cases}$$

Основний компонент архітектури моделі, тіло мережі, побудований з послідовності чотирьох резидуальних блоків. Кожен блок виконує перетворення вхідного тензора  $x$  у вихідний сигнал  $y$  за правилом додавання залишку:

$$y = \delta(F(x, \{W_i\}) + x),$$

де  $x$  — вхідний вектор блоку,  $y$  — вихідний вектор,  $F(x, \{W_i\})$  — залишкова функція, що навчається (результат роботи згорткових шарів).

Внутрішня структура кожного блоку включає:

- головний шлях: Conv2D (ядро  $3 \times 3$ ) — пакетна нормалізація — LeakyReLU — Conv2D (ядро  $3 \times 3$ ) — пакетна нормалізація;
- побічний шлях: якщо розмірність входу та виходу відрізняється (через зміну кроку або кількості фільтрів), застосовується згортка  $1 \times 1$  для вирівнювання розмірностей. В іншому випадку вхід додається до виходу без змін;
- об'єднання: результати головного та побічного шляхів додаються, після чого застосовується фінальна активація LeakyReLU.

Використано 4 послідовні блоки зі зростаючою кількістю фільтрів:

- блок 1: 32 фільтри (збереження розмірності);
- блок 2: 64 фільтри (зі зменшенням розмірності, крок рівний 2);
- блок 3: 128 фільтрів (зі зменшенням розмірності, крок рівний 2);
- блок 4: 256 фільтрів (зі зменшенням розмірності, крок рівний 2).

У всіх згорткових шарах блоків застосовано L2-регуляризацію ваг для запобігання перенавчанню.

Фінальний компонент мережі, класифікатор, відповідає за прийняття рішення за наступною внутрішньою структурою:

- шар глобального середнього пулінгу (GlobalAveragePooling2D): перетворює набір двовимірних карт ознак ( $7 \times 7 \times 256$ ) у одновимірний вектор ознак довжиною 256. Це дозволяє відмовитися від повнозв'язних шарів, що суттєво зменшує кількість параметрів моделі;
- повнозв'язний шар на 128 нейронів з функцією активації ReLU;
- шар регуляризації Dropout з коефіцієнтом 0.6 (відключення 60% нейронів під час навчання);
- вихідний повнозв'язний шар з 1 нейроном та сигмоїдною функцією активації, яка повертає ймовірність належності зображення до класу виявленої пневмонії.

Структурна схема розробленої структури моделі розпізнавання випадків пневмонії наведена на рис.1.

**5. Експерименти.** Для проведення експериментального дослідження діагностування випадків пневмонії було використано набір даних з відкритого джерела Kaggle [11], що містить 5 863 рентгенівські зображення, розподілені за 2 класами за відсутністю або наявністю пневмонії (класи «Normal» та «Pneumonia» відповідно). Дані у наборі [11] початково розподілені на навчальну (5 216 екземплярів), тестову (624 екземплярів) та валідаційну (16 екземплярів) частини. Через недостатній обсяг початкового валідаційного набору було проведено перерозподіл: частину зображень із навчальної вибірки було перенесено до валідаційної, що дозволило довести її обсяг до 900 екземплярів для отримання статистично значущих оцінок.

Після формування вибірок й проведення експериментів було вирішено що даного набору не достатньо для забезпечення якісної узагальнювальної здатності моделей, через це до навчального й тестового набору було застосовано методи аугментації. Валідаційну вибірку було вирішено залишити без змін для збереження чистоти експерименту та забезпечення коректного порівняння архітектур на реальних, незмінених даних. Ця валідаційна вибірка використовувалась для всіх моделей та методу під час експериментального дослідження.



Для оцінки якості класифікації було використано метрики:

- точність (Accuracy);
- прецизійність (Precision);
- чутливість (Recall/Sensitivity);
- специфічність (Specificity).

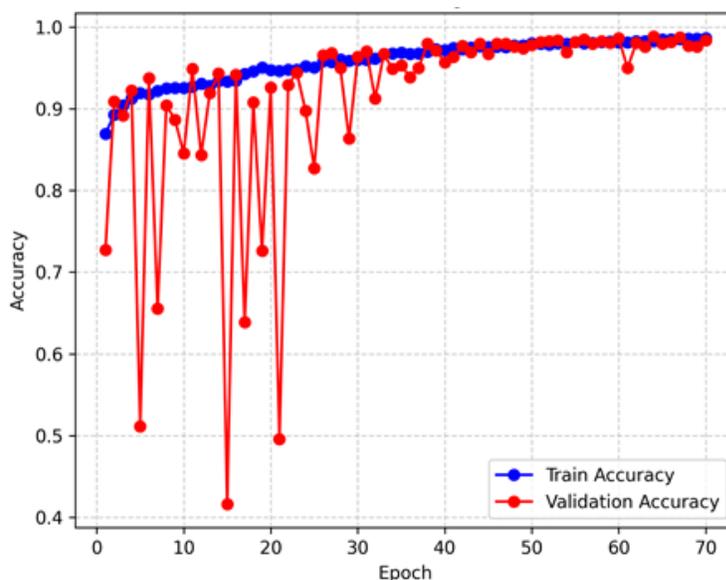


Рис. 2. Графік зміни точності моделі розпізнавання випадків пневмонії на етапі навчання.

Результати експериментального дослідження діагностування випадків пневмонії наведено в табл. 1.

Таблиця 1.

Порівняння точності розпізнавання різних моделей та методів для діагностування пневмонії грудної клітини

Метод / модель	Точність	Прецизійність	Чутливість	Специфічність
Запропонований метод	0.9841	0.9953	0.9829	0.9874
AlexNet	0.9628	0.9851	0.9603	0.9681
ResNet50	0.9594	0.9872	0.9561	0.9647
MobileNetV2	0.9545	0.9855	0.9517	0.9622
VGG19	0.9499	0.9852	0.9448	0.9523
DenseNet121	0.9386	0.9711	0.9304	0.9461

**6. Обговорення результатів.** Запропонований метод діагностування випадків пневмонії продемонстрував найвищі показники серед моделей за архітектурами, які досліджувались. Зокрема, висока чутливість (0.9829) є критично важливою характеристикою для медичних систем, оскільки мінімізує ймовірність пропуску хворих пацієнтів.

За більшістю показників, окрім прецизійності, модель AlexNet продемонструвала другий результат. У відносних одиницях запропонований метод покращив результат моделі AlexNet за показником точності на 2.21%, чутливості

— на 2.35%, специфічності — на 1.99%. За показником прецизійності різниця становила 1.035%. При цьому другим результатом за цим показником характеризувалась модель ResNet50, різниця запропонованого методу з якою склала 0.82%.

Однак, розглядаючи різницю за кожним показником, слід додатково враховувати, як запропонована модель у складі запропонованого методу виконує обмеження задачі автоматизованого виявлення пневмонії стосовно складності моделей. Якщо порівнювати між собою цю модель з моделлю AlexNet, то кількість параметрів модель AlexNet складає 30 мільйонів, у той час як кількість параметрів запропонованої моделі дорівнює 1.2 мільйони, що в 25 разів менше. Відповідно вимоги запропонованої моделі до необхідних обчислювальних ресурсів менші. Це вказує на те, що за допомогою запропонованого методу вдалось розв'язати задачу автоматизованого виявлення пневмонії стосовно знаходження виду функціональної залежності за допомогою відповідної моделі та виконання обмежень, щодо яких було забезпечено високу точність порівняно з іншими відомими моделями, при цьому зменшено складність утвореної моделі.

**7. Висновки та перспективи подальших досліджень.** У роботі представлено метод діагностування випадків пневмонії на основі модифікованої згорткової нейронної мережі, в якому полягає наукова новизна виконаної роботи. Розроблена компонентна архітектура моделі розпізнавання випадків пневмонії, що поєднує переваги резидуальних блоків та глобального усереднення, дозволила досягти точності класифікації 98.41%.

Експериментально доведено, що для задачі бінарної класифікації випадків пневмонії на рентгенівських знімках грудної клітини запропонована модель може перевершувати за ефективністю складні універсальні архітектури (типу ResNet або VGG), забезпечуючи при цьому високу швидкість обробки даних і зменшуючи вимоги до обчислювальних ресурсів.

Перспективи подальших досліджень полягають в інтеграції запропонованого методу діагностування випадків пневмонії у вебсервіс для використання медичними фахівцями під час виконання їх професійних обов'язків.

---

### Конфлікт інтересів

---

Автори заявляють, що не мають конфлікту інтересів щодо даного дослідження, включаючи фінансовий, особистий, авторський або будь-який інший, який міг би вплинути на дослідження, а також на результати, представлені в даній статті.

---

### Фінансування

---

Дослідження здійснено в рамках кафедральної науково-дослідної роботи «Інформаційні технології інтелектуального комп'ютерингу» (державний реєстраційний номер 0124U004188).

---

### Доступність даних

---

Оригінальні дані, представлені в дослідженні, відкрито доступні для академічних досліджень у репозиторії Kaggle за адресою:  
<https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>  
під ліцензією Creative Commons CC-BY 4.0.

---

### Використання штучного інтелекту

---

Автори підтверджують, що при створенні даної роботи вони не використовували технології штучного інтелекту.

---

### Внесок авторів

---

Д. О. Камінський: методологія — створення моделі, дослідження, валідація, написання — оригінальний проєкт, візуалізація, В. М. Льовкін: концептуалізація, методологія — проєктування, формальний аналіз, написання — оригінальний проєкт, рецензування та редагування, візуалізація, адміністрування проєкту.

---

Авторські права ©



(2026). Камінський Д. О., Льовкін В. М. Ця робота ліцензується відповідно до Creative Commons Attribution 4.0 International License.

---

### Список використаної літератури

1. World Pneumonia Day. Retrieved from: <https://stopppneumonia.org/latest/world-pneumonia-day-2023>
2. Vazralu, M., & Madijagan, M. (2025). Multiclass Classification of Chest X-rays based Pulmonary Disorder Using a Specialized VGG-19 Deep Neural Network. *Journal of Innovative Image Processing*, 7(4), 1153–1167. <https://doi.org/10.36548/jiip.2025.4.004>
3. Nishio, M., Kobayashi, D., Nishioka, E., Matsuo, H., Urase, Y., Onoue, K., Ishikura, R., Kitamura, Y., Sakai, E., Tomita, M., Hamanaka, A., & Murakami, T. (2022). Deep learning model for the automatic classification of COVID-19 pneumonia, non-COVID-19 pneumonia, and the healthy: a multi-center retrospective study. *Scientific Reports*, 12, 8214. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-11990-3>
4. Bhuvanya, R., Vanitha, V., & Iqbal, M. (2025). A hybrid deep learning approach using XceptionNet and vision transformer for accurate chest disease detection from X-ray images. *Biomedical Signal Processing and Control*, 110, 108118. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2025.108118>
5. Lasker, A., Ghosh, Mr., Sk, M., Goncalves, T., Chakraborty, C., & Roy, K. (2026). LungConVT-Net: A visual transformer network with blended features for Pneumonia detection. *Pattern Recognition*, 171, 112150. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2025.112150>
6. Jareanpon, C., Srapsooksri, W., Jarunpen, S., Chamchong, R., & Kiatjindarat, W. (2025). The Preprocessing Combination for Pneumonia Classification from Chest X-Ray Images System Using Convolutional Neural Networks. *ICIC Express Letters. Part B: Applications*, 16(12), 1321–1330. <https://doi.org/10.24507/icicelb.16.12.1321>
7. Kermany, D., Goldbaum, M., Cai, W., Valentim, C., Liang, H., Baxter, S., McKeown, A., Yang, G., Wu, X., Yan, F., Dong, J., Prasadha, M., Pei, J., Ting, M., Zhu, J., Li, C.,

- Hewett, S., Dong, J., Ziyar, I., Shi, A., & Zhang, K. (2018). Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning. *Cell*, 172(5), 1122–1131. <https://doi.org/10.1016/j.cell.2018.02.010>
8. Rahman, T., Chowdhury M., Khandakar, A., Islam, K. R., Islam, K. F., Mahbub, Z., Kadir, M., & Kashem, S. (2020). Transfer Learning with Deep Convolutional Neural Network (CNN) for Pneumonia Detection Using Chest X-ray. *Applied Sciences*, 10(9), 3233. <https://doi.org/10.3390/app10093233>
  9. Tripathy, B., Khan, S., Beborra, S., Kamal, A., Tripathy, S., Fazil, M., & Albarrak, A. (2025). TL-PneuNet: a transfer learning-based pneumonia classification framework. *Sci Rep*, 15, 40307. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-24180-8>
  10. Katreddi, S., Midatani, A., Roy, A., Velpuri, U., & Kasani, S. (2025). Pediatric pneumonia X-ray image classification: predictive model development with DenseNet-169 transfer learning. *Journal of Medical Artificial Intelligence*, 8. <https://doi.org/10.21037/jmai-24-356>
  11. Mooney, P. Chest X-Ray Images (Pneumonia). Retrieved from: <https://www.kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>

### **Kaminskyi D. O., Lovkin V. M.** Method for Diagnosing Pneumonia Based on Component Model Structure and Deep Learning Algorithms.

The problem of automated detection of pneumonia on chest X-ray images is considered in the paper. An analysis of existing approaches based on deep learning and transfer learning was conducted. It was revealed that classic deep networks (ResNet, VGG) are often redundant for binary classification tasks with limited class variability. The method based on the modified convolutional neural network (CNN) architecture with component structure, presented in the paper, and residual block connections and an optimized number of layers is proposed. The stage of data preprocessing was extended with data augmentation to eliminate class imbalance. The results of experimental study on the public dataset are presented. The proposed model has accuracy of 98.41% and sensitivity of 98.29%, confirming the effectiveness of the proposed method compared to base model architectures.

**Keywords:** pneumonia, diagnosis, x-ray images, convolutional neural networks, deep learning, medical image processing, data augmentation.

Отримано: 18.11.2025

Прийнято: 15.12.2025

Опубліковано: 29.01.2026