

В. І. СУЧКОВ, аспірант

## МЕТОДИ ПОПЕРЕДНЬОГО ОБРОБЛЕННЯ РЕНТГЕН-ЗНІМКІВ ГРУДНОЇ КЛІТИНИ В ЗАДАЧІ КЛАСИФІКАЦІЇ

**Резюме.** У статті розглянуто застосування методів попереднього оброблення рентгенівських знімків грудної клітини в задачі автоматизованої класифікації медичних зображень. Попереднє оброблення є важливим етапом підготовки даних, оскільки характеристики вхідних зображень можуть суттєво впливати на ефективність навчання моделей штучного інтелекту та якість аналізу медичних зображень. У дослідженні проаналізовано різні підходи до попереднього оброблення зображень у задачі класифікації рентгенівських знімків за такими класами: COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання. Зокрема розглянуто застосування фільтра Гауса, медіанного фільтра та методу адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAHE), які використовуються відповідно для згладжування шуму, збереження контурів і підвищення локального контрасту зображень. Результати дослідження підтверджують, що застосування методів попереднього оброблення підвищує ефективність класифікації рентгенівських зображень. Метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту продемонстрував найкращі результати класифікації під час проведених експериментів.

**Ключові слова:** згортоква нейронна мережа, попереднє оброблення даних, датасет, розпізнавання образів, штучний інтелект.

### ВСТУП

У статті досліджено застосування методів штучного інтелекту та розпізнавання образів для класифікації рентгенівських знімків легень за такими класами: COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання.

Стан дихальної системи при захворюваннях легень оцінюється за допомогою аналізу рентгенівських знімків і КТ-зображень, що є важливим етапом діагностики та контролю лікування пацієнтів. Пандемія COVID-19, що розпочалася у 2020 р., стимулювала розроблення нових інструментів класифікації захворювань для підвищення ефективності діагностики та лікування.

Аналіз рентгенівських знімків і КТ-зображень легень є важливим засобом діагностики відповідних захворювань. Проте якість діагностики залежить від обсягу даних, завантаженості персоналу тощо. Застосування комп'ютерного оброблення може підвищити якість та швидкість опрацювання медичних даних.

У багатьох працях попереднє оброблення використовується як допоміжний етап підготовки даних перед навчанням нейронної мережі. У нашому дослідженні основна увага приділяється порівняльному аналізу впливу різних методів попереднього оброблення рентгенівських зображень на результати класифікації. Робота є продовженням дослідження, представленого у [1].

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

Для розв'язання проблеми своєчасної та точної діагностики захворювань легень важливою є інтеграція обчислювальних методів, які демонструють високу ефективність під час оброблення даних. У статті розглянуто проблему оброблення даних, які використовуються як датасет для нейронної мережі, а також запропоновано перелік методів попереднього оброблення, що можуть покращити їхню якість.

### АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Значна кількість сучасних досліджень спрямована на автоматичну класифікацію таких захворювань, як COVID-19 та пневмонія, на основі рентгенівських зображень або КТ-зображень грудної клітини з використанням згорткових нейронних мереж.

Важливою задачею в контексті класифікації знімків легень є класифікація різних захворювань. У дослідженні [2] було реалізовано нейронну мережу CoroNet, що досягла 95 % точності тестування в задачі класифікації за ознаками: COVID-19, пневмонія, нормальні випадки. У дослідженні використовувалися датасети [3] та [4].

Для покращення якості рентгенівських або КТ-зображень грудної клітини перед аналізом застосовуються різні методи попереднього

оброблення, зокрема фільтр Гауса [5] та медіанна фільтрація (median filtering) для зменшення шуму [6], а також адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAHE) для підсилення локального контрасту [7].

У дослідженні [8] було окреслено задачі використання частотних ознак текстури сегментованих зображень, сформованих на основі матриць суміжності відтінків сірого (Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM). Джерела даних у дослідженні представлені у вигляді КТ-зображень легень. Побудована авторами згортова нейронна мережа з використанням частотних ознак текстури має загальну точність класифікації зображень за типами захворювань 83 %.

У праці [9] автори запропонували модель попереднього оброблення під назвою GAN (Generative Adversarial Network) з глибоким трансферним навчанням. Для дослідження було використано датасет "COVID-19 Image Data Collection" [3]. Попереднє оброблення було реалізовано засобами моделі, описаної вище. Для навчання було використано моделі ResNet18, AlexNet, GoogleNet. Модель ResNet18 показала точність 80,6 % (класифікація COVID-19, пневмонія, нормальні випадки, бактеріальна пневмонія), модель AlexNet показала точність 85,2 % (класифікація COVID-19, нормальні випадки, бактеріальна пневмонія).

У статті [10] було представлено методологію класифікації зображень за наявністю захворювання COVID-19. У межах зазначеного дослідження розроблено гібридну модель для класифікації та сегментації COVID-19 за КТ-зображеннями. Попереднє оброблення зображень передбачало фільтрацію шуму із застосуванням фільтра Гауса та коригування контрасту зображень. Модель досягла точності 95,88 %.

Варто зазначити, що оброблення КТ-зображень здебільшого дає якісніші результати, аніж оброблення рентгенівських знімків. У праці [11] було здійснено детальний аналіз, що підтверджує ефективність КТ-діагностики в порівнянні з рентген-діагностикою. Проте рентген-діагностика має свої переваги, зокрема вищу швидкість, меншу шкідливість, доступність (особливо в країнах, що розвиваються).

Аналіз сучасних досліджень показує, що попереднє оброблення медичних зображень є важливим етапом під час застосування методів штучного інтелекту для задач класифікації. Проте у багатьох працях попереднє оброблення використовується лише як допоміжний етап підготовки даних. У пропонованій статті досліджено вплив різних методів попереднього оброблення рентгенівських зображень грудної клітини на результати їхньої класифікації.

**Мета статті** полягає в здійсненні порівняльного аналізу методів попереднього оброблення зображень легень та оцінюванні їхнього впливу на ефективність класифікації.

## ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Для класифікації зображень легень використовується згортова нейронна мережа (Convolutional Neural Network або CNN). Згортова нейронна мережа (ЗНМ) є одним із важливих методів глибокого навчання в галузі комп'ютерного зору, що допомагає розв'язувати багато задач розпізнавання образів, зокрема і в аналізі медичних зображень для їхньої класифікації. Згортова нейронна мережа автоматично вилучає ознаки із вхідних зображень і навчається поступово розпізнавати їхні особливості: від простих текстурних елементів на ранніх шарах до складних об'єктів на глибших рівнях мережі.

**Датасет.** У дослідженні використовуються рентгенівські зображення з декількох загальнодоступних датасетів. Датасет "COVID-19 Image Data Collection" [3] містить рентгенівські зображення, які належать до класів: COVID-19, вірусна пневмонія та бактеріальна пневмонія. Додатково рентгенівські зображення бактеріальної, вірусної пневмонії та зображення без ознак захворювання отримано з репозиторію "Chest X-Ray Images (Pneumonia)" [4].

Робочий датасет, використаний у поточному дослідженні, базується на датасеті, що застосовувався в дослідженні [1]. Робоча вибірка містила таку кількість рентгенівських зображень за класами: 392 зображення COVID, 392 зображення без захворювань та 370 зображень пневмонії (бактеріальної та вірусної без урахування COVID). Дані для навчання мають однаковий розподіл (301 зображення на клас). Зображення, що залишилися, використовуються для тестування моделі.

**Попереднє оброблення.** Першим етапом оброблення зображень є фільтрація шуму із застосуванням фільтра Гауса до вихідного зображення у відтінках сірого з ядром 5×5.

Фільтр Гауса застосовується для згладжування зображення та зменшення високочастотного шуму. Водночас дрібні деталі на зображенні можуть частково розмиватися. Застосовано фільтр з ядром 5×5 пікселів. Приклад застосування відображено на **рис. 1**.

Медіанний фільтр є методом оброблення зображень, що замінює значення пікселя медіаною значень у його околі, що дає змогу зменшувати імпульсний шум зі збереженням меж об'єктів. Застосовано фільтр з ядром 5×5 пікселів. Приклад застосування відображено на **рис. 2**.

Метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAHE) збільшує локальний контраст, що дає змогу зробити структури (легені, ребра тощо) на зображенні виразнішими. До зображення застосовано сітку розміром 8×8. Приклад застосування відображено на **рис. 3**.

**Тренування та тестування нейронної мережі.** Після виконання попереднього оброблення зображення з робочого датасету використовуються для навчання згорткової нейронної мережі, архітектуру якої наведено в праці [1]. У процесі навчання модель аналізує рентгенівські зображення та поступово навчається розрізняти їх за відповідними класами: COVID-19, пневмонія та відсутність захворювання.

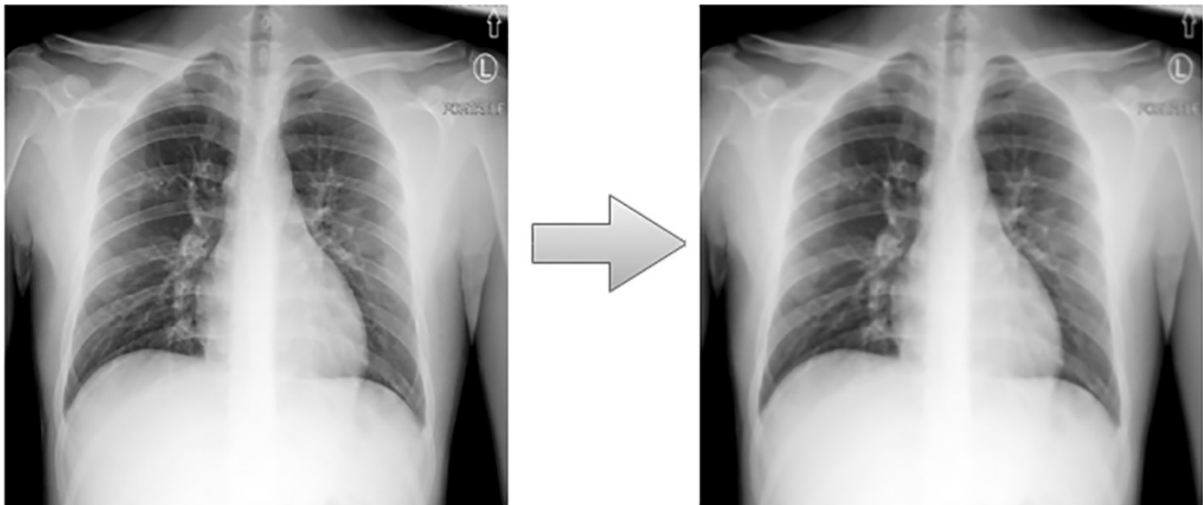
З метою дослідження впливу попереднього оброблення на результати класифікації було

проведено серію експериментів із застосуванням вищезазначених методів оброблення зображень, серед яких: фільтр Гауса, медіанний фільтр і метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAHE). Причому архітектура нейронної мережі та склад робочого датасету залишалися незмінними.

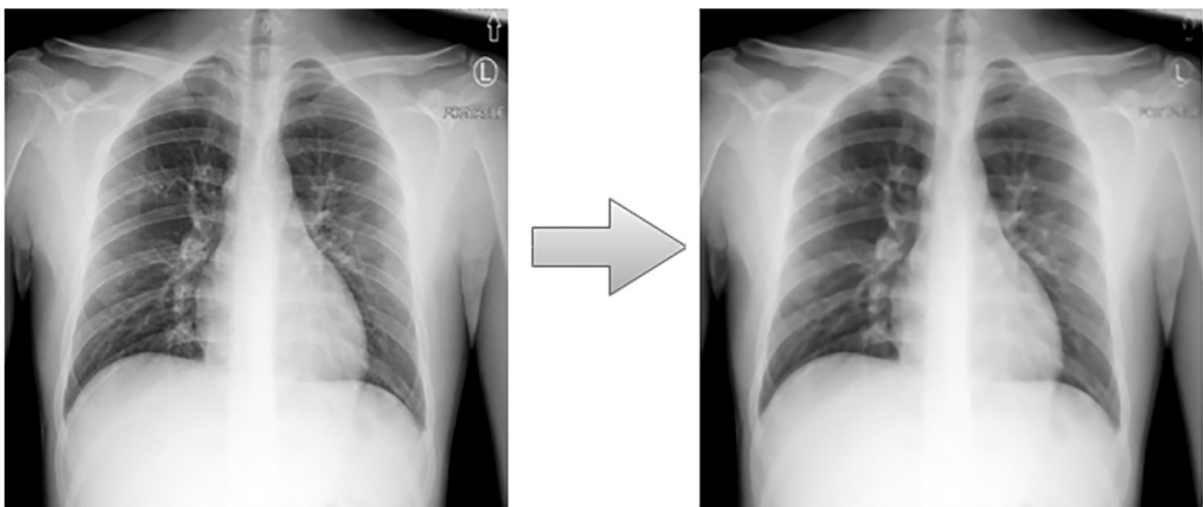
### РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Нами було проведено класифікацію рентгенівських зображень за трьома класами (COVID-19, пневмонія, відсутність захворювання) окремо для кожного з методів попереднього оброблення зображень та обчислено середнє значення отриманих метрик точності.

Підрахунок метрик проводився за такими формулами:



**Рис. 1.** Застосування фільтрації Гауса



**Рис. 2.** Застосування медіанного фільтра

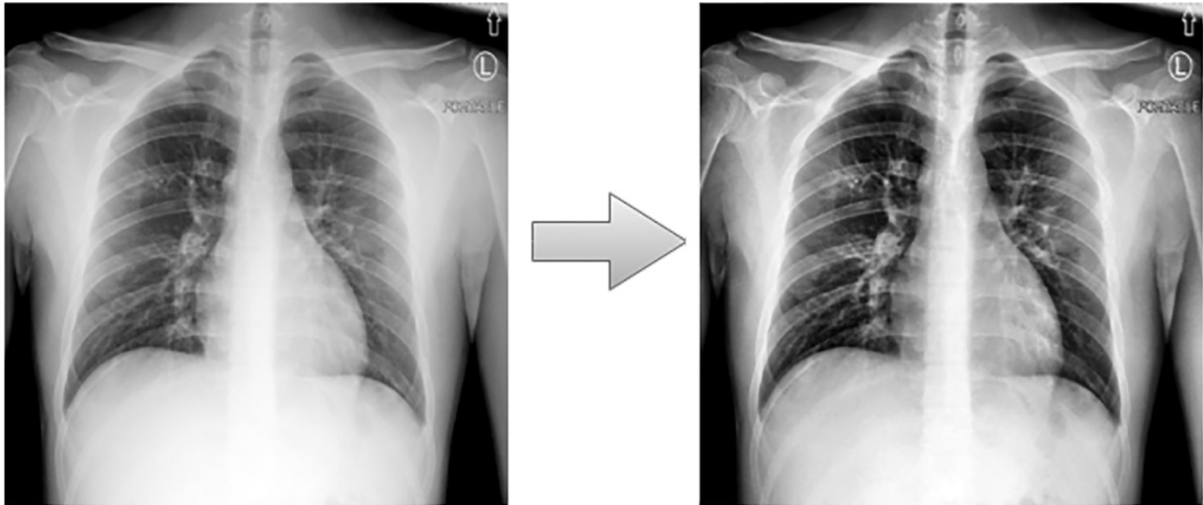


Рис. 3. Застосування методу CLAHE

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (1)$$

де *Accuracy* — точність класифікації.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2)$$

де *Precision* — точність (прогностична цінність позитивного результату).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (3)$$

де *Recall* — чутливість.

$$Specificity = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (4)$$

де *Specificity* — специфічність.

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}, \quad (5)$$

де *F1* — *F1*-міра.

Значення *TP* (істинно позитивні), *TN* (істинно негативні), *FP* (хибно позитивні), *FN* (хибно негативні) оцінюють результати класифікації моделі.

Експеримент виконано для оригінального переліку зображень та окремо для переліку зображень, до яких було застосовано процедуру попереднього оброблення. Результати обчислення метрик для вказаних експериментів наведено в **табл. 1**.

Використання зображень без попереднього оброблення демонструє точність класифікації 92,86 %. Застосування фільтра Гауса підвищує точність класифікації до 95,24 %, зменшуючи наявність високочастотного шуму та забезпечуючи більш стабільне виділення структурних ознак. Медіанна фільтрація забезпечує точність 93,25 %, що відповідає незначному приросту точності. Цей метод орієнтований на усунення імпульсного шуму, що не є поширеним для рентгенівських зображень грудної клітини. Метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLAHE) забезпечив точність 97,22 %. Підвищення ефективності класифікації під час використання

Таблиця 1

## Результати обчислення

Метод	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %	Specificity, %	F1, %
Оригінальне зображення (без оброблення)	92,86	93,12	92,19	96,35	92,51
Фільтр Гауса	95,24	95,02	94,93	97,64	94,97
Медіанна фільтрація	93,25	93,07	92,88	96,63	92,97
CLAHE (адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту)	97,22	97,12	97,20	98,62	97,15

методу CLAHE пов'язане зі збільшенням локального контрасту, що покращує виділення текстурних та анатомічних структур легеневої тканини.

### ВИСНОВКИ

У статті проведено експериментальне дослідження впливу різних методів попереднього оброблення рентгенівських знімків грудної клітини на результати класифікації за допомогою згорткової нейронної мережі.

Отримані результати показали, що застосування попереднього оброблення дає змогу покращити показники класифікації в порівнянні з використанням оригінальних зображень без оброблення. Зокрема застосування фільтра Гауса забезпечило помітне підвищення точності класифікації, тоді як медіанна фільтрація продемонструвала незначне покращення. Найкращі результати серед досліджених методів продемонстрував метод адаптивного вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту, що забезпечив максимальні значення показників точності класифікації. Це вказує на доцільність використання методів вирівнювання контрасту для підвищення ефективності класифікації рентгенівських зображень.

Отримані результати підтверджують важливість етапу попереднього оброблення в задачах аналізу медичних зображень та можуть бути використані для подальшого вдосконалення систем автоматичної діагностики. Перспективним напрямом подальших досліджень є аналіз впливу інших методів попереднього оброблення та використання більш складних архітектур нейронних мереж.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Сучков В. І. Згорткова нейронна мережа для класифікації рентген-знімків грудної клітини / В. І. Сучков, А. О. Пашко // Журнал обчислювальної та прикладної математики. — 2025. — № 2. — С. 77–86. DOI: 10.17721/2706-9699.2025.2.06.
2. Khan A. I. CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images / A. I. Khan, J. L. Shah, M. M. Bhat // *Comput Methods Programs Biomed.* — 2020. — No. 196. — 105581. — PMID: PMC7274128. DOI: 10.1016/j.cmpb.2020.105581
3. COVID-19 image data collection: Prospective predictions are the future / J. P. Cohen, P. Morrison, L. Dao, K. Roth, T. Duong, M. Ghassem // *Journal of Machine Learning for Biomedical Imaging.* — 2020. — No. 1. — P. 1–38. DOI: 10.59275/j.melba.2020-48g7.
4. Mooney P. Chest X-ray images (pneumonia) [Electronic resource] / P. Mooney. — 2018. — Access mode: <https://kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
5. COVID-19 Detection and Diagnosis Model on CT Scans Based on AI Techniques / M.-A. Zolya, C. Baltag, D.-V. Bratu, S. Coman, S.-A. Moraru //

- Bioengineering. — 2024. — No. 11 (1). — 79. DOI: <https://doi.org/10.3390/bioengineering11010079>.
6. Detection and classification of lung diseases for pneumonia and COVID-19 using machine and deep learning techniques / S. Goyal, R. Singh // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing.* — 2023. — No. 14. — P. 3239–3259. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03464-7>.
7. El Houby E. M. F. COVID-19 detection from chest X-ray images using transfer learning / E. M. F. El Houby // *Scientific reports.* — 2024. — No. 14 (1). — 11639. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61693-0>.
8. Класифікація уражень легень при COVID-19 на основі текстурних ознак та згорткової нейронної мережі / О. Б. Давидько, А. О. Ладік, В. Б. Максименко та ін. // *Биомедична інженерія і технологія.* — 2021. — № 6. — С. 19–28.
9. Within the Lack of Chest COVID-19 X-ray Dataset: A Novel Detection Model Based on GAN and Deep Transfer Learning / M. Loey, F. Smarandache, N. E. Khalifa // *Symmetry.* — 2020. — No. 12 (4). — P. 651. DOI: 10.3390/sym12040651.
10. Detecting SARS-CoV-2 in CT Scans Using Vision Transformer and Graph Neural Network / K. Amuda, A. Wakilim, T. Amoo et al. // *Algorithms.* — 2025. — No. 18 (7). — P. 413. DOI: 10.3390/a18070413.
11. Diagnostic accuracy of X-ray versus CT in COVID-19: a propensity-matched database study / A. Borakati, A. Perera, J. Johnson, T. Sood // *BMJ Open.* — 2020. — No. 6;10 (11). — e042946. DOI: 10.1136/bmjopen-2020-042946.

### REFERENCES

1. Suchkov, V. I., & Pashko, A. O. (2025). Zghortkova neironna merezha dlia klasyfikatsii renthen-znimkiv hrudnoi klityny [Convolutional neural network for classification of chest X-ray images]. *Zhurnal obchysliuvainoi ta prykladnoi matematyky* [Journal of Computational and Applied Mathematics], 2, 77-86. DOI: 10.17721/2706-9699.2025.2.06. [in Ukr.].
2. Khan, A. I., Shah, J. L., & Bhat, M. M. (2020). CoroNet: A deep neural network for detection and diagnosis of COVID-19 from chest x-ray images. *Comput Methods Programs Biomed.* 196, 105581. PMID: PMC7274128. DOI: 10.1016/j.cmpb.2020.105581
3. Cohen, J. P., Morrison, P., Dao, L., Roth, K., Duong, T., & Ghassem, M. (2020). COVID-19 image data collection: Prospective predictions are the future. *Journal of Machine Learning for Biomedical Imaging*, 1, 1-38. DOI: 10.59275/j.melba.2020-48g7
4. Mooney, P. (2018). Chest X-ray images (pneumonia). Retrieved from: <https://kaggle.com/datasets/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.
5. Zolya, M.-A., Baltag, C., Bratu, D.-V., Coman, S., & Moraru, S.-A. (2024). COVID-19 Detection and Diagnosis Model on CT Scans Based on AI Techniques. *Bioengineering*, 11 (1), 79. DOI: <https://doi.org/10.3390/bioengineering11010079>.
6. Goyal, S., & Singh, R. (2023). Detection and classification of lung diseases for pneumonia and COVID-19 using machine and deep learning techniques. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 14, 3239-3259. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12652-021-03464-7>.
7. El Houby E. M. F. (2024). COVID-19 detection from chest X-ray images using transfer learning. *Scientific reports*, 14 (1), 11639. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-61693-0>.
8. Davydko, O. B., Ladik, A. O., Maksymenko, V. B., Lynnyk, M. I., Pavlov, O. V., & Nastenko, Ye. A. (2021).

- Klasyfikatsiia urazhen lehen pry COVID-19 na osnovi teksturnykh oznak ta zghortkovoї neuronnoi merezhi [Classification of lung lesion during COVID-19 by texture features and convolutional neural network]. *Biomedychna inzheneriia i tekhnolohiia* [Biomedical engineering and technology], 6, 19-28. [in Ukr.].
9. Loey, M., Smarandache, F., & M. Khalifa, N. E. (2020). Within the Lack of Chest COVID-19 X-ray Dataset: A Novel Detection Model Based on GAN and Deep Transfer Learning. *Symmetry*. 12 (4). 651. DOI: 10.3390/sym12040651.
  10. Amuda, K., Wakili, A., Amoo, T., Agbetu, L., Wang, Q., & Feng, J. (2025). Detecting SARS-CoV-2 in CT Scans Using Vision Transformer and Graph Neural Network. *Algorithms*, 18 (7), 413. DOI: 10.3390/a18070413.
  11. Amuda, K., Wakili, A., Amoo, T., Agbetu, L., Wang, Q., & Feng, J. (2025). Diagnostic accuracy of X-ray versus CT in COVID-19: a propensity-matched database study. *BMJ Open*, 6;10 (11). e042946. DOI: 10.1136/bmjopen-2020-042946.

**V. I. SUCHKOV**, Postgraduate Student

## METHODS OF PREPROCESSING CHEST X-RAY IMAGES FOR CLASSIFICATION TASKS

**Abstract.** *The article examines the application of chest X-ray image preprocessing methods in the task of automated classification of medical images. Preprocessing is an important stage of data preparation, since the characteristics of input images can significantly affect the efficiency of training artificial intelligence models and the quality of medical image analysis. The study analyzes various approaches to image preprocessing in the task of classifying X-ray images into the following classes: COVID-19, pneumonia, and no disease. In particular, the application of the Gaussian filter, median filter, and contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) method is considered. These methods are used, respectively, for noise smoothing, contour preservation, and enhancement of local image contrast. The results of the study confirm that the application of preprocessing methods improves the effectiveness of chest X-ray image classification. The contrast limited adaptive histogram equalization method demonstrated the best classification results in the experiments conducted.*

**Keywords:** *convolutional neural network, data preprocessing, dataset, pattern recognition, artificial intelligence.*

### ІНФОРМАЦІЯ ПРО АВТОРА

**Сучков Валентин Іванович** — аспірант, Київський національний університет імені Тараса Шевченка, просп. Академіка Глушкова 4-д, м. Київ, Україна, 02000; valentysuchkov@gmail.com; ORCID: 0009-0006-7773-0660

### INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

**Suchkov V. I.** — Postgraduate Student, Taras Shevchenko National University of Kyiv, 4-d, Akademika Hlushkova Ave., Kyiv, Ukraine, 02000; valentysuchkov@gmail.com; ORCID: 0009-0006-7773-0660

Надійшла до редакції 04.03.2026

Прийнята до друку 16.03.2026

