

## **АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА ДІАГНОСТИКИ ЗАХВОРЮВАНЬ ЛЕГЕНЬ ЗА РЕНТГЕНОЛОГІЧНИМИ ЗНІМКАМИ**

***К. В. Меркулова, кандидат технічних наук, доцент***

*E-mail:* [kate.don11@gmail.com](mailto:kate.don11@gmail.com)

***Є. О. Жабська, асистент***

*E-mail:* [y.zhabaska@gmail.com](mailto:y.zhabaska@gmail.com)

***О. Ю. Стельмах, студент***

*E-mail:* [olehstelmakh@knu.ua](mailto:olehstelmakh@knu.ua)

***Київський національний університет імені Тараса Шевченка***

**Анотація.** Нині автоматизоване виявлення ознак пневмонії на знімках є пріоритетним напрямком інформаційних технологій. Перспективним варіантом для вирішення поставленого завдання є застосування згорткових нейронних мереж.

Мета дослідження – розробка автоматизованої системи діагностики пневмонії за рентгенівськими знімками.

У статті представлено дослідження та розробка програмного забезпечення для автоматизованої системи аналізу та класифікації рентгенологічних знімків легень з метою визначення ознак захворювань, зокрема пневмонії, що є найбільш актуальним в умовах пандемії COVID-19. Ця робота є прикладом створення системи підтримки прийняття рішень, яка покликана допомагати в прийнятті рішення лікарів, аналізувати рентгенологічні знімки легень щодо визначення ознак пневмонії та класифікувати їх, а також дозволяє зберігати всю необхідну інформацію про пацієнтів в одному сховищі.

Для автоматизованої системи було розроблено програмне забезпечення з використанням мови програмування C# та технологічного середовища розробки інтерфейсу користувача – WPF. У процесі реалізації використовувалися архітектура MVVM та ML.NET як інструмент для роботи з нейронною мережею.

Створене програмне забезпечення засноване на розробленій математичній моделі шляхом комплексного навчання нейронних мереж. Для виконання головної мети розробки програмного забезпечення використовувалися згорткові нейронні мережі. У результаті експериментів отримано коефіцієнт коректно розпізнаних зображень, що складає 97 %. Отриманий результат є близьким до коефіцієнта розпізнавання лікарів.

**Ключові слова:** розпізнавання захворювань, класифікація зображень, нейромережеві алгоритми

**Актуальність.** За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я пневмонія - гостре інфекційне запалення легень, що є однією з найактуальніших проблем

сучасної медицини. Це хвороба, яку можна вилікувати, проте яка спричиняє смерть мільйонів людей через відсутність доступу до її профілактики та лікування, включаючи понад 800 тисяч дітей до п'яти років щороку [1]. Проблема також посилюється помилками в діагностиці, що спричиняє запізнення втручання та призводить до смерті.

Пневмонія є однією з найактуальніших проблем сучасної медицини і складається з цілого ряду епідеміологічних, клінічних, фармакологічних та, нарешті, соціальних аспектів. Парадокс пневмонії полягає в тому, що, з одного боку, досягнуті вражаючі результати в розумінні патогенезу інфекційного процесу, підвищенні ефективності лікування, а, з іншого боку, відбувається збільшення числа хворих з важким перебігом хвороби та зростає смертність. Наявність цієї проблеми загальноновизнано і дослідження в цьому напрямку активно ведуться практично у всіх країнах світу.

Медичні рентгенівські знімки є одним з перших і основних варіантів виявлення і діагностики пневмонії та набули широкого поширення в медичній практиці. Кількість рентгенівських знімків грудної клітки стрімко зростає, але їх рентгенологічне дослідження все ще зазвичай проводиться вручну, що створює затримки та зниження ефективності визначення хвороби. Саме тому автоматизоване виявлення ознак пневмонії на знімках є пріоритетним напрямком інформаційних технологій. Перспективним варіантом для вирішення поставленого завдання є застосування згорткових нейронних мереж.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій.** Всього виділено п'ять досліджень та розробок. Першим серед них є стаття [2], в якій описано принцип роботи багатосарового перцептронного та згорткової нейронної мережі для виявлення та класифікації пневмонії. Розроблені авторами класифікаційні моделі були ефективними, що призвело до коректності класифікації в 92 % для багатосарового перцептронного та 94 % для згорткової нейронної мережі.

У дослідженні [3] було розглянуто згорткову нейронну мережу, призначену для діагностики захворювань грудної клітки. Для порівняльного аналізу використовувалися: нейронна мережа зворотного поширення та конкурентна

нейронна мережа для класифікації захворювань. Розроблені CNN, BPNN та SpNN пройшли навчання та тестування з використанням рентгенівських знімків грудної клітки, що містять різні захворювання. Отримані результати продемонстрували високі показники розпізнавання запропонованої CNN.

Авторами роботи [4] було розглянуто глибоку згорткову нейронну мережу. Це рішення було засноване на ідеї максимізації значення метрики повноти для класу зображень, що містять ознаки пневмонії, для того, щоб максимізувати рівень розпізнавання саме хвороби. У результаті ця нейронна мережа має повноту 99 %.

У роботі [5] було запропоновано нову основу глибокого навчання для виявлення пневмонії з використанням концепції трансферу навчання. Авторами було проаналізовано п'ять різних моделей, запропоновано об'єднану модель, що досягла у розпізнаванні пневмонії показників точності 96 % з повнотою 99 %.

У роботі [6] описуються дві відомі моделі згорткової нейронної мережі Xception та Vgg16 для діагностики пневмонії. Результати тестування показали, що мережа Vgg16 перевершує мережу Xception з правильністю класифікації 87 % та 82 % відповідно.

На основі аналізу вже існуючих рішень та програм можна зробити висновок про те, що нейронні мережі можуть досягати хороших результатів при розпізнаванні рентгенологічних знімків, проте в силу складності самих зображень для цього потрібні потужні нейронні мережі або ансамбль нейронних мереж, що мають продуману архітектуру та високу швидкодію.

**Мета дослідження** – розробка автоматизованої системи діагностики пневмонії за рентгенівськими знімками.

**Матеріали та методи дослідження.** Усього в роботі було використано 4 архітектури нейронних мереж, серед яких InceptionV3, MobilenetV2, ResNetV2\_50 та ResNetV2\_101. Усі вони були попередньо навченими на великій кількості зображень з бази даних ImageNet, тобто в даному випадку використовується передавальне навчання.

InceptionV3 - це згорткова нейронна мережа, що в основному орієнтована на скорочення обчислювальної потужності за рахунок модифікації попередніх

архітектур Inception. У моделі InceptionV3 було запропоновано кілька методів оптимізації мережі, щоб послабити обмеження і спростити адаптацію моделі.

ResNet (Residual Network) – сімейство глибоких нейронних мереж, які були представлені в роботі. Кожен блок ResNet має два рівні глибини (ResNet 18, 34) або три рівні (ResNet 50, 101, 152). У цій роботі було обрано мережі ResNet, що містять 50 та 101 шар.

MobileNet-v2 – це згорткова нейронна мережа, основна ідея сімейства нейронних мереж якої полягає в тому, що згорткові шари, які досить дорогі в обчисленні, можуть бути замінені так званими розділеними по глибині згортками.

Однією з проблем, що може виникнути під час навчання та тестування нейронної мережі є те, що на нових даних навчена модель нейронної мережі буде показувати гірші результати. Для того, щоб попередити цю проблему і досягти кращих результатів при навчанні нейронної мережі, було вирішено додати метод еквалізації гістограм [7] – це процедура вирівнювання гістограм зображення, шляхом корекції яскравості окремих пікселів:

$$(i) = \text{floor}\left(255 \times \frac{\sum_{j=1}^i H[j]}{\sum_{j=1}^{255} H[j]}\right), \quad (1)$$

де  $i$  – значення інтенсивності;  $\text{floor}(k)$  – функція, що повертає цілу частину дійсного числа  $k$ ;  $H$  – гістограма яскравості (цілочисельний масив).

Це перетворення виконується для всіх каналів зображення, в результаті чого виходить зображення з еквалізованою гістограмою. Приклад роботи алгоритму наведено на рис. 1.

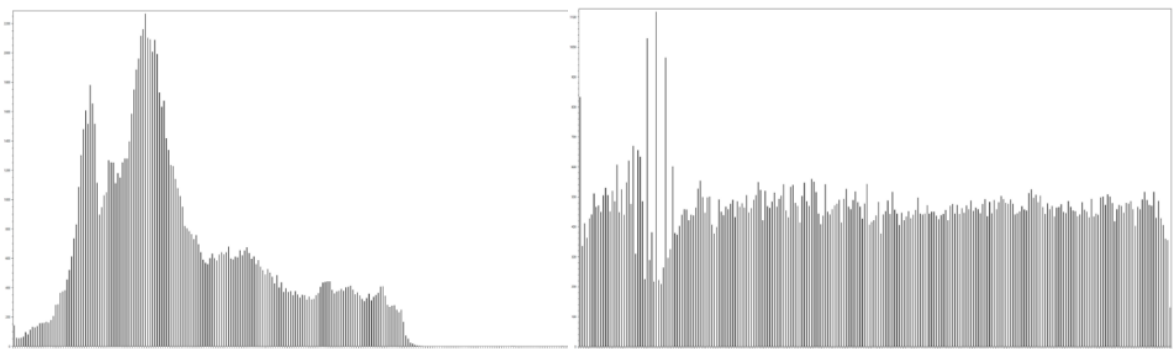


Рис. 1. Гістограми зображення до та після еквалізації

Для того, щоб отримати кращі результати класифікації в програмі для рентгенологічних знімків буде використано теплові карти, що являють собою графічне представлення даних, при якому окремі значення, що містяться в матриці, представлено у вигляді кольорів. Матрицею в даному випадку виступає конкретне зображення, а саме координати його пікселів та значення їх кольорів. Для підтримки даного функціоналу в програмі було реалізовано алгоритм, що робить можливим утворення трьох типів теплових карт (рис. 2): термальної, райдужної та карти, що складається з білого, синього, червоного кольорів та їх відтінків. У загальному вигляді перетворення можна відобразити так:

$$I(x, y) = \text{heatmap}[\text{floor}(B(x, y) \times 255)], \quad (2)$$

де  $C(x, y)$  – колір пікселя;  $\text{heatmap}$  – масив значень кольорів для вибраного типу теплової карти;  $\text{floor}(i)$  – функція округлення до найближчого меншого цілого значення,  $i$  – дійсне число;  $B(x, y)$  – значення яскравості пікселя  $(x, y)$ .



**Рис. 2. Оригінальне зображення та зображення, оброблені тепловими картами**

При класифікації знімків з використанням нейронної мережі для кожного класу можливі рішення, які представляються у вигляді матриці невідповідностей – концепції, що використовується при обрахунку багатьох метрик класифікатора. Всього існує чотири групи прогнозів моделі:  $TP$  – істинно-позитивний прогноз;  $FN$  – істинно-негативний прогноз;  $FP$  – хибно-позитивний прогноз;  $TN$  – хибно-негативний прогноз.

Першою серед них є асигурація – метрика, яка описує загальну точність передбачення моделі за всіма класами:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}, \quad (3)$$

де  $TP$ ,  $FP$ ,  $TN$ ,  $FN$  – значення з матриці невідповідностей.

Ця метрика є однією з найпростіших, проте має явну особливість. Під час розрахунку кожному знімку привласнюється однакова вага, що може бути неправильно в випадку, коли розподіл знімків в навчальній або ж тестовій вибірці сильно зміщений у бік якогось одного або декількох класів. Один з варіантів вирішення цієї проблеми полягає в тому, щоб навчати або тестувати класифікатор на спеціально підготовленому, збалансованому наборі знімків.

Для оцінки якості роботи алгоритму на кожному з класів окремо використовуються метрики точності і повноти. Точність системи в межах класу – це частка знімків, які дійсно належать цьому класу відносно всіх знімків, які система віднесла до нього. Повнота системи – це частка знайдених класифікатором знімків, що належать класу відносно всіх зображень цього класу в тестовій вибірці. Обчислюються ці метрики так:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (4)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (5)$$

де  $TP$  – значення істинно-позитивного прогнозу з матриці невідповідностей;  $FP$  – хибно-позитивного прогнозу;  $FN$  – істинно-негативного прогнозу.

Метрика  $F$  об'єднує в собі інформацію про точність і повноту та обраховується за наступною формулою:

$$F_{\beta} = (1 + \beta^2) \times \frac{precision \times recall}{(\beta^2 \times precision) + recall}, \quad (6)$$

де  $\beta$  приймає значення в діапазоні  $0 < \beta < 1$ , якщо пріоритетною є точність, а при  $\beta > 1$  пріоритет надається повноті.

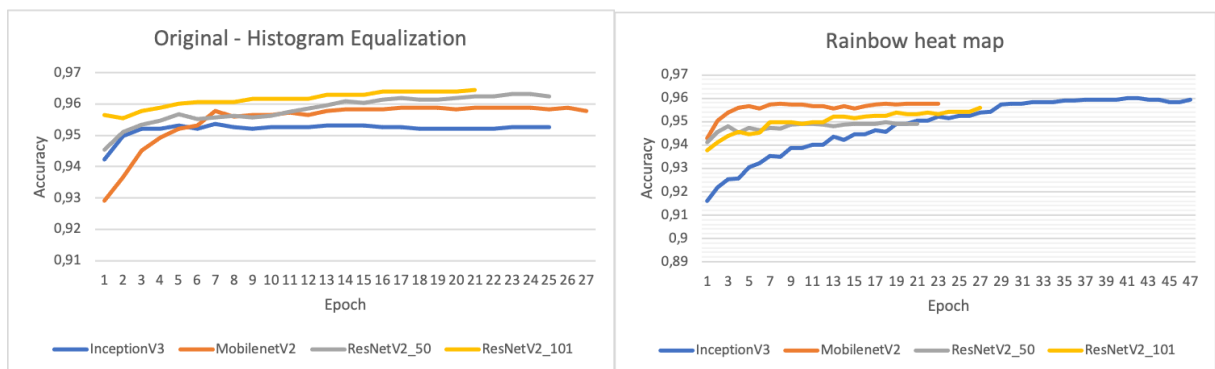
$F$ -міра зводить до одного числа дві інших основоположних метрики: точність і повноту. Цей механізм оцінки буде використано для прийняття рішення про ступінь ефективності роботи моделі нейронної мережі.

**Результати та їх обговорення.** Сукупний набір даних, що був використаний для навчання та тестування, містить 35 тисяч зображень, для його формування всього було використано п'ять різних наборів даних з ресурсу Kaggle [8], що містили зображення різних розмірів і були зроблені під різними кутами нахилу. Розміри зображень різні, найменше з яких  $200 \times 200$ px, а найбільше –  $2500 \times 2500$ px.

Для кожного зображення було використано алгоритм еквалізації гістограми. На основі зображень з вирівняною гістограмою було створено ще три набори зображень з веселковою, червоно-біло-синьою та термічною тепловими картами.

У цій роботі було використано підхід, основною ідеєю якого є ансамбль нейронних мереж, які спеціалізуються на зображеннях, які оброблені по різному. У загальному процес класифікації поділяється на такі етапи: завантаження зображення, попередня обробка з використанням методу еквалізації гістограми, створення ряду теплових карт, отримання результатів класифікації від нейронної мережі для кожного типу зображень та виведення загального результату.

Отже, для початку було утворено набір унікальних зображень, використовуючи згадані раніше методи. Потім кожному нейронну мережу з певною архітектурою було навчено, використовуючи всі чотири набори зображень. У ході навчання було отримано такі метрики точності та перехресної ентропії, деякі з яких показані у вигляді графіків на рис. 3. Чим ближче значення точності до одиниці, тим кращий результат. Для перехресної ентропії навпаки – чим ближче значення до нуля, тим воно вважається кращим.

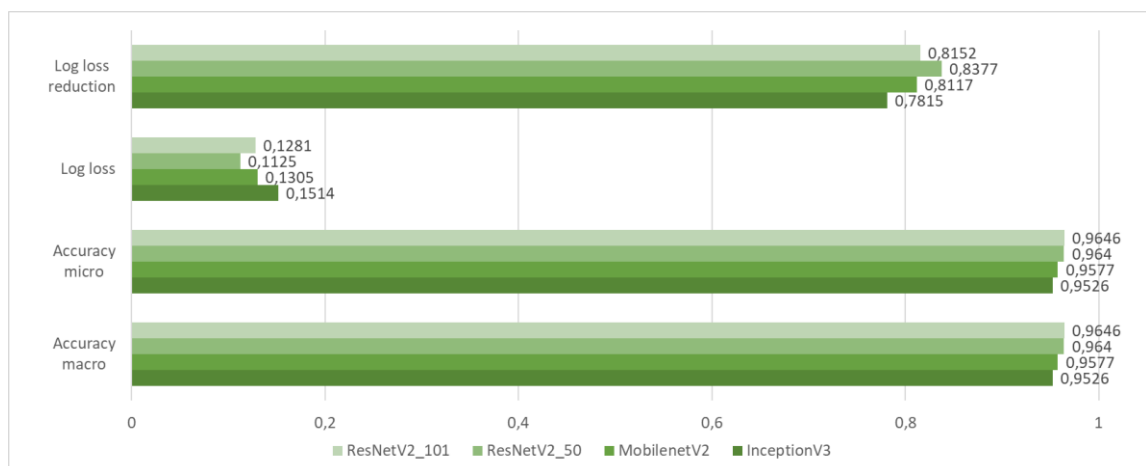


**Рис. 3. Значення точності та перехресної ентропії для оригінальних еквалізованих зображень та зображень з веселковою тепловою картою**

Після завершення навчання нейронних мереж та їх тестування було отримано інший набір метрик, який дозволяє визначити архітектуру нейронної мережі, що більше підходить для певного типу зображення (рис. 4): мікро- та макроточність, логарифмічна втрата, логарифмічне скорочення втрат.

Після проведення досліджень було визначено, що найбільш ефективними при класифікації стали наступні пари архітектур-типів зображень: InceptionV3 – зображення з веселковою тепловою картою; MobilenetV2 – зображення з термічною тепловою картою; ResNetV2\_50 – оригінальне зображення з вирівняною гістограмою; ResNetV2\_101 – зображення з червоно-біло-синьою тепловою картою.

Далі було використано підхід визначення класу зображення на основі результатів класифікації усіх нейронних мереж на відповідному типі зображення, що дозволило збільшити ефективність розпізнавання на знімках. Щоб отримати остаточний результат, було використано середнє арифметичне значення для кожного класу з подальшим їх порівнянням. Найкращих результатів розпізнавання було досягнуто, використовуючи моделі нейронних мереж, що були навчені на наборі даних зі співвідношенням класів 1:1.



**Рис. 4. Значення метрик для оригінального зображення з вирівняною гістограмою**

Відповідно до отриманих значень було обчислено ряд метрик, що використовуються для числової оцінки класифікаторів, занесені в таблицю.

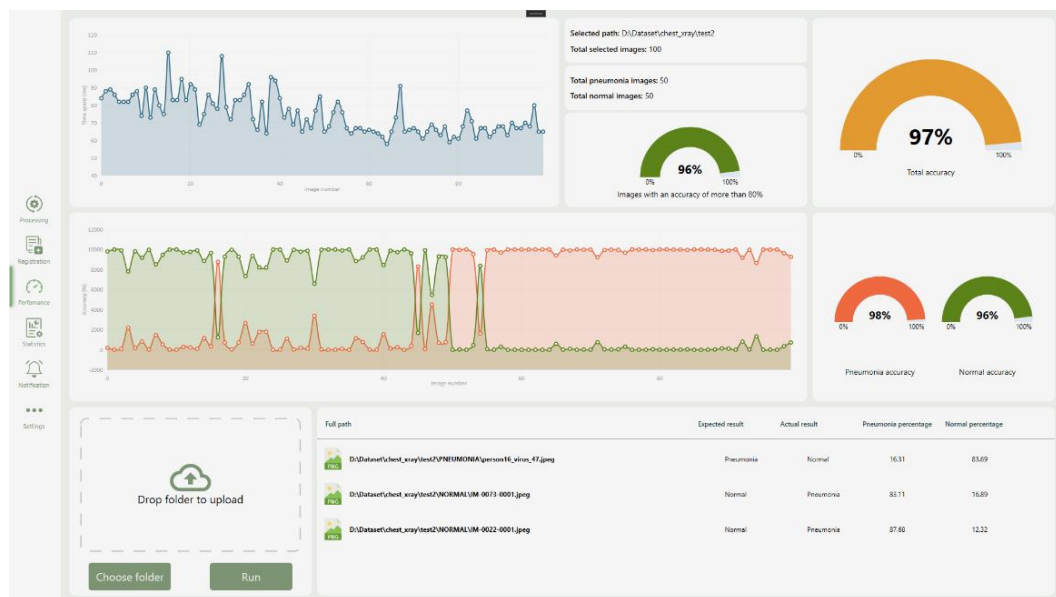
#### Отримані метрики

| Клас      | Accurasy | Precision | Recall | F1 Score | Кількість коректно класифікованих знімків |
|-----------|----------|-----------|--------|----------|-------------------------------------------|
| Normal    | 99%      | 96%       | 99%    | 97%      | 862                                       |
| Pneumonia | 96%      | 98%       | 96%    | 97%      | 836                                       |
| General   | 97%      | 97%       | 97%    | 97%      | 1698                                      |

Отриманий найкращий результат було порівняно з існуючими рішеннями і визначено, що запропоноване рішення є найкращим серед розглянутих досліджень та розробок згідно розрахованих метрик класифікатора.

Для автоматизованої системи діагностики захворювань легень було реалізовано програмний застосунок на основі MVVM архітектури, яка підтримує зв'язування елементів, призначених для інтерфейсу користувача WPF, що був використаний у цій роботі. Для реалізації нейронної мережі було використано ML.NET. Нейронну мережу було навчено з використанням графічного процесора Nvidia RTX 2070 Super та технології CUDA.

Програмний застосунок дозволяє вносити та зберігати інформацію про пацієнтів, обробляти та класифікувати зображення їх рентгенівських знімків, перевіряти результативність і точність роботи нейронної мережі та збирати статистичні дані щодо роботи застосунку (рис. 5).



**Рис. 5. Приклад екранної форми застосунку**

**Висновки і перспективи.** Ця робота присвячена дослідженню та розробці програмного забезпечення для автоматизованої системи аналізу та класифікації рентгенологічних знімків з метою автоматичного визначення наявності на ньому захворювання, а саме пневмонії. Стаття описує приклад створення системи підтримки прийняття рішень, яка покликана допомагати в прийнятті рішення лікарів та класифікувати рентгенологічні знімки грудної клітини на ті, що містять ознаки пневмонії та ті, в яких дані ознаки відсутні. У рамках дослідження було проведено

декілька різних експериментів, використовуючи різні за розміром набори даних, а також чотири архітектури нейронних мереж та теплові карти зображень. Було використано ансамбль нейронних мереж, кожна мережа якого спеціалізується на конкретному типі зображення. У результаті практичних досліджень було досягнуто середньо зваженого значення  $F1$  метрики в 97 %, що є значенням, близьким до коефіцієнту розпізнавання лікарем, а також є найкращим серед розглянутих існуючих рішень. Враховуючи поточну актуальність, розроблене програмне забезпечення для автоматизованої системи може застосовуватися як допоміжний засіб для діагностики пневмонії, що дозволить зменшити навантаження на спеціаліста-рентгенолога й ефективніше опрацьовувати більшу кількість рентгенологічних знімків.

#### **Список використаних джерел**

1. Pneumonia. World Health Organization. URL: [https://www.who.int/health-topics/pneumonia#tab=tab\\_1](https://www.who.int/health-topics/pneumonia#tab=tab_1).
2. Saraiva A. A., Santos D. B., Costa N. J., Sousa J.V., et al. Models of Learning to Classify X-ray Images for the Detection of Pneumonia using Neural Networks. In Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies. 2017. P. 76-83. doi: 10.5220/0007346600760083
3. Abiyev R. H., Ma'aitah M. Deep Convolutional Neural Networks for Chest Diseases Detection. Journal of healthcare engineering. 2018. doi: 10.1155/2018/4168538
4. Wang J. Pneumonia Detection: Pushing the Boundaries of Human Ability with Deep Learning. Towards Data Science. URL: <https://towardsdatascience.com/pneumonia-detection-pushing-the-boundaries-of-human-ability-with-deep-learning-ce08dbd0dc20>.
5. V. Chouhan, S.K. Singh, A., Khamparia, D. Gupta, et al. A Novel Transfer Learning Based Approach for Pneumonia Detection in Chest X-ray Images. Applied Sciences. 2020; 10(2):559. doi: 10.3390/app10020559
6. Ayan E. Ünver H. M. Diagnosis of Pneumonia from Chest X-Ray Images Using Deep Learning. 2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT). 2019. P. 1-5. doi: 10.1109/EBBT.2019.8741582
7. Dimitrov G. P., Bychkov O., Petrova P., Merkulova K., Zhabska Y., et al. Creation of Biometric System of Identification by Facial Image. 2020 3rd International Colloquium on Intelligent Grid Metrology (SMAGRIMET). 2020. P. 29-34. doi: 10.23919/SMAGRIMET48809.2020.9263995
8. Mooney P. Chest X-Ray Images (Pneumonia). Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>.

## **References**

1. Pneumonia. World Health Organization. Available at: [https://www.who.int/health-topics/pneumonia#tab=tab\\_1](https://www.who.int/health-topics/pneumonia#tab=tab_1)
2. Saraiva, A. A., Santos, D. B., Costa, N. J., Sousa, J.V. et al. (2017). Models of Learning to Classify X-ray Images for the Detection of Pneumonia using Neural Networks. In Proceedings of the 12th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies BIOIMAGING, 76-83. doi: 10.5220/0007346600760083
3. Abiyev, R. H., Ma'aitah, M. (2018). Deep Convolutional Neural Networks for Chest Diseases Detection. Journal of healthcare engineering. doi: 10.1155/2018/4168538
4. Wang, J. Pneumonia Detection: Pushing the Boundaries of Human Ability with Deep Learning. Towards Data Science. Available at: <https://towardsdatascience.com/pneumonia-detection-pushing-the-boundaries-of-human-ability-with-deep-learning-ce08dbd0dc20>
5. Chouhan, V., Singh, S.K., Khamparia, A., Gupta, D. et al. (2020). A Novel Transfer Learning Based Approach for Pneumonia Detection in Chest X-ray Images. Applied Sciences, 10(2):559. doi: 10.3390/app10020559
6. Ayan, E., Ünver, H. M. (2019). Diagnosis of Pneumonia from Chest X-Ray Images Using Deep Learning. 2019 Scientific Meeting on Electrical-Electronics & Biomedical Engineering and Computer Science (EBBT), 1-5. doi: 10.1109/EBBT.2019.8741582
7. Dimitrov, G. P., Bychkov, O., Petrova, P., Merkulova, K., Zhabska, Y. et al. (2020). Creation of Biometric System of Identification by Facial Image. 2020 3rd International Colloquium on Intelligent Grid Metrology (SMAGRIMET), 29-34. doi: 10.23919/SMAGRIMET48809.2020.9263995
8. Mooney, P. Chest X-Ray Images (Pneumonia). Kaggle. Available at: <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia>

## **АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ЛЕГКИХ ПО РЕНТГЕНОЛОГИЧЕСКИМ СНИМКАМ**

***Е. В. Меркулова, Е. О. Жабская, О. Ю. Стельмах***

**Аннотация.** *В настоящее время автоматизированное выявление признаков пневмонии на снимках является приоритетным направлением информационных технологий. Перспективным вариантом для решения поставленной задачи является применение сверточных нейронных сетей.*

*Цель исследования – разработка автоматизированной системы диагностики пневмонии по рентгеновским снимкам.*

*В данной статье представлены исследования и разработка программного обеспечения для автоматизированной системы анализа и классификации рентгенологических снимков легких с целью автоматического определения признаков заболевания, в частности, пневмонии, наиболее актуальной в условиях пандемии COVID-19. Данная работа – пример создания системы поддержки принятия решений, которая призвана помогать в принятии решений врачу, анализировать рентгенологические снимки легких для определения признаков*

пневмонии и классифицировать их, а также позволяет сохранять всю необходимую информацию о пациентах в одном хранилище.

Для автоматизированной системы было разработано программное обеспечение с использованием языка программирования C# и технологической среды разработки пользовательского интерфейса – WPF. В процессе реализации использовались архитектура MVVM и ML.NET в качестве инструмента для работы с нейронной сетью.

Созданное программное обеспечение основано на разработанной математической модели путем комплексного обучения нейронных сетей. Для выполнения главной цели разработки программного обеспечения использовались сверточные нейронные сети. В результате экспериментов получен коэффициент корректно распознанных изображений – 97 %. Полученный результат является близким к коэффициенту распознавания врачом.

**Ключевые слова:** *распознавание заболеваний, классификация изображений, нейросетевые алгоритмы*

## **AUTOMATED SYSTEM OF LUNG DISEASE DIAGNOSIS ON X-RAY IMAGES**

**K. Merkulova, Y. Zhabska, O. Stelmakh**

**Abstract.** Currently, automated detection of pneumonia in images is a priority in information technology. A promising option for solving this problem is the use of convolutional neural networks.

The purpose of the study is to develop an automated system for diagnosing pneumonia from X-rays.

This paper presents research and development of software for the automated system for analysis and classification of X-ray images of the lungs in order to automatically determine the signs of the disease, in particular pneumonia, which is most relevant due to the COVID-19 pandemic. This work is an example of the creation of a decision support system that is designed to assist a doctor to make decisions, analyze X-ray images of the lungs, classify them, and also allows to store all the necessary information about patients in one repository.

For the automated system software was developed using C# and the user interface development environment - WPF. During the implementation process there were used the MVVM architecture and ML.NET as a tool for the neural network setup.

Software was created based on the developed mathematical model through the integrated training of neural networks. To fulfill the main goal of software development, convolutional neural networks were used. As a result of the experiments, the coefficient of correctly recognized images was obtained – 97 %, which is close to the coefficient of recognition by a doctor.

**Key words:** *disease recognition, image classification, neural network algorithms*