

О.В. Загородній

*спеціаліст кафедри автоматизації та інтелектуальних інформаційних технологій
Факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький
національний технічний університет*

МОЖЛИВОСТІ ШТУЧНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДІАГНОСТУВАННЯ ЗАХВОРЮВАНЬ ЛЕГЕНЬ ЗА РЕНТГЕНІВСЬКИМИ ЗНІМКАМИ

У статті розкрито можливості штучних нейронних мереж діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками. Підкреслено, що розвиток алгоритмів машинного навчання надає широкі можливості у галузі автоматизації вирішення медичного завдання, а комп'ютерна обробка рентгенівських знімків підвищує точність аналізу зображень, знижує роль людського фактору при прийнятті рішень, дозволяє оцінити ефективність застосування терапії та в цілому покращує якість життя людей. В результаті досліджень було підтверджено, що рентгенівські знімки грудної клітки можуть мати велике значення для постановки діагнозу пацієнтам і також можуть бути корисні для діагностики різних видів пневмонії, розроблено архітектуру нейронної мережі для діагностики захворювань легень. Описано структуру мережі, з відокремленням кожного окремого шару, наголошено, що вся обробка інформації в прихованому шарі полягає у використанні системи ваг, а саме, використання системи певних коефіцієнтів під час передачі від одного шару іншому. Сила ваги або по-іншому важливість інформації визначається величиною даного коефіцієнта, чим він більше, тим більш важлива інформація передається між нейронами. Підкреслено, що підсумкова інформація, яку видасть нейронна мережа, залежатиме від безлічі факторів: через які нейрони проходить інформація, як виглядає внутрішня архітектура мережі, а також наявність якої кількості прихованих шарів у архітектурі мережі. Зазначається, що головною перевагою представленого методу є те, що машину опорних векторів можна легко інтегрувати в архітектуру глибокого навчання. Навчена модель формує вектори ознак з останньої повністю підключеної моделі глибокого навчання та надає оцінки кожному класу, що є вагомим фактором у загальній системі діагностування. Також наголошено, що використання машини опорних векторів замість класифікатора дозволяє підвищити точність класифікації для діагностування захворювань. У статті відокремлено і недоліки, до яких віднесено той факт, що моделі глибокого навчання у поєднанні з моделями машини опорних векторів вимагають як мінімум двох навчальних наборів даних.

Ключові слова: нейронна мережа, рентгенівський знімок, діагностика, модель, фактор, захворювання, модифікація.

O. V. Zahorodnii

POSSIBILITIES OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR DIAGNOSING LUNG DISEASES BY X-RAY

The article reveals the possibilities of artificial neural networks for diagnosing lung diseases on X-rays. It is emphasized that the development of machine learning algorithms provides ample opportunities in the field of automation of medical problems, and computer processing of X-rays increases the accuracy of image analysis, reduces the role of the human factor in decision making, evaluates the effectiveness of therapy and improves quality of life. Studies have confirmed that chest X-rays can be important for diagnosing patients and can also be useful for diagnosing various types of pneumonia, and a neural network architecture has been developed to diagnose lung disease. The structure of the network is described, with the separation of each individual layer, it is emphasized that all information processing in the hidden layer is to use a system of weights, namely, the use of certain coefficients during transmission from one layer to another. The strength of gravity or otherwise the importance of information is determined by the value of this factor, the greater it is, the more important information is transmitted between neurons. It is emphasized that the final information provided by the neural network will depend on many factors: through which neurons will pass information, what the internal architecture of the network looks like, as well as the number of hidden layers in the network architecture. It is noted that the main advantage of the presented method is that the machine of reference vectors can be easily integrated into the architecture of deep learning. The trained model forms feature vectors from the last fully connected model of deep learning and provides grades to each class, which is an important factor in the overall system of diagnosis. It is also emphasized that the use of the machine of reference vectors instead of the classifier allows to increase the accuracy of classification for diagnosing diseases. The article also highlights the shortcomings, which include the fact that deep learning models in combination with models of reference vector machines require at least two training data sets.

Key words: neural network, X-ray, diagnosis, model, factor, disease, modification.

Вступ та постановка завдання. Враховуючи постійні зміни навколишнього середовища, зміни клімату, способу життя сучасної людини та інші фактори, що мають суттєвий вплив на здоров'я людей, ризик виникнення хвороб швидко зростає. Приблизно 3,6 мільйона людей по всьому світу померли у 2021 році від хронічного обструктивного захворювання легень (ХОЗЛ), на розвиток якого в основному впливає забруднення навколишнього середовища та паління [1].

Ризик захворювань легенів величезний, особливо в країнах, що розвиваються, і країнах з низьким середнім рівнем доходів, де мільйони людей стикаються з бідністю та забрудненням повітря. За оцінками ВООЗ, понад 4 мільйони передчасних смертей щорічно трапляються від захворювань, пов'язаних із забрудненням повітря, включаючи астму та пневмонію. Отже, необхідно вжити необхідних заходів для зменшення забруднення повітря та викидів вуглецю. Важливо також запровадити ефективні діагностичні системи, які можуть допомогти у діагностуванні захворювань легенів. З кінця грудня 2019 року нова хвороба COVID-19 спричиняє серйозні ураження легенів і проблеми з диханням. Крім того, пневмонія, як певна форма захворювання легенів, може бути викликана вірусом, що викликає COVID-19, або може бути спричинена іншою вірусною чи бактеріальною інфекцією. Тому, раннє виявлення захворювань легень стало як ніколи важливим. Машинне навчання та глибоке навчання можуть відігравати життєво важливу роль для вирішення окресленого завдання враховуючи, що останнім часом цифрові технології набувають все більшого значення у всьому світі.

Методи машинного навчання добре пристосовані до інтерпретації складних даних, які вирішують прості клінічні питання, наприклад, ймовірність виникнення раку, тощо. У ситуаціях, коли питання діагностування захворювання є не під силу цифровим системам, діагностика й надалі залежатиме від лікарів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Публікації стосовно застосування штучних нейронних мереж для діагностування захворювань є популярним напрямком досліджень на протязі останніх 10-ти років.

А. С. Грицай та Т. О. Левицька описують моделі виявлення патологічних структур за допомогою нейронних мереж, які дозволяють прискорити процес діагностики захворювань і знижують частину помилок та повторних обстежень пацієнтів. У свою чергу, О. Бармак та П. Радюк запропонували інформаційну технологію візуального аналізу рентгенівських зображень для пояснення результатів діагностування пневмонії. В основі технології закладено модель класифікації на основі згорткової нейронної мережі для вилучення слабо виражених ознак ранньої вірусної пневмонії та модифікований метод відмінної локалізації для інтерпретації результатів класифікації.

Є. М. Федорченко, А. О. Олійник, С. К. Корнієнко, А. С. Харченко та Д. А. Гончаренко запропонували модифікований генетичний метод оптимізації параметрів моделі на основі згорткової нейронної мережі для вирішення завдання розпізнавання діагностично значущих ознак пневмонії на рентгенівському знімку легень. Практичне використання розробленого методу дозволить знизити трудомісткість, підвищити достовірність пошуку, прискорити процес діагностики захворювань і знизити частину помилок і повторних обстежень пацієнтів.

Систему підтримки прийняття діагностичних рішень на основі рентгенівських знімків запропонували Д. А. Пеліх та С. В. Коваленко. Авторами розроблено програмне забезпечення для обробки та аналізу рентгенограм грудної клітини для розпізнавання патологій з метою виявлення методу підвищення контрасту, що найкраще сприяє роботі нейронної мережі.

Із зарубіжних авторів варто відзначити такі роботи як: Kedar, Seema & Shirsat, Sanika [6], Bharati, Subrato & Podder, Prajoy & Mondal, M. Rubaiyat [7], Cheng, Ching-Hsue & Chen, Hsien-Hsiu & Chen, Tai-Liang [8], Gairola, Siddhartha & Tom, Francis & Kwatra, Nipun & Jain, Mohit [9], Ke, Qiao & Zhang, Jiangshe & Wei, Wei & Połap, Dawid & Woźniak, Marcin & Kośmider, Leon & Damasevicius, Robertas [10], Albahli, Saleh & Yar, Ghulam Nabi [11], Hazra, Abhishek & Choudhary, Prakash [12], Kareem, Omer & Al-sulaifanie, Ahmed [13] та інші.

Проте, враховуючи описані наукові набуток, за темою, питання розкриття можливостей штучних нейронних мереж щодо діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками залишається відкритим та потребує детального опрацювання.

Постановка завдання. Розкрити можливості штучних нейронних мереж щодо діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками. Проаналізувати процес діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками та пов'язані з ним фактори. Враховуючи складність побудови моделі нейронної мережі, запропонувати модель нейронної мережі, яка використовується для діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками на основі компонування основних показників.

Викладення основного матеріалу дослідження. Для діагностування захворювань легень можна використовувати численні діагностичні інструменти, такі як цитологія мокротиння або комп'ютерна томографія (КТ), МРТ або рентгенографія грудної клітки. Тим не менш, згадані методики займають багато часу, іноді віддалені від пацієнтів і вважаються дорогими. Більше

того, згадані системи ідентифікують захворювання на пізніх стадіях розвитку, коли у пацієнта мало шансів вижити [1-5]. Зазвичай лікарі намагаються виявити різні види захворювання легень на початкових стадіях.

Обробка зображень та застосування методики штучної нейронної мережі дають перевагу для покращення досліджень у діагностиці захворювань легень за рентгенівськими знімками, за рахунок автоматизації діагностичної практики.

Протягом останніх кількох років у всьому світі для покращення медичної діагностики захворювань легень використовувалися численні методи обробки рентгенівських знімків разом із застосуванням комп'ютерних інструментів. Механізми штучних нейронних мереж використовуються для забезпечення додаткової точності певних функцій у порівнянні з тими, які реалізує людський мозок.

Система діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками складається з шести головних етапів (рис. 1).



Рис. 1. Етапи реалізації системи діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками

система, органи, кістки та різні види тканин. Мета сегментації полягає в тому, щоб спростити або змінити символ зображення в більш значущі і нескладне зображення задля оцінки під час використання в діагностичних операціях або на інших етапах. Загалом процес сегментації можна пояснити поділом усієї області зображення Z на сукупність незначних сегментів $\{Z_1, Z_2, \dots, Z_s\}$. У

Захоплення рентгенівського знімка або формування базового зображення є початковою фазою в умовах реалізації системи діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками.

КТ-зображення є оптимальним вибором, яке найбільш чітко показує картину та забезпечує мінімальне розрізнення. Комп'ютерну томографію можна визначити як рентгенівський знімок, який використовує комп'ютерну систему, щоб зібрати максимальну кількість рентгенівських променів для створення поперечних та тривимірних зображень частин людського тіла, які піддаються діагностиці. Крім того, КТ є найбільш небезпечним методом, який використовується для діагностичних операцій, оскільки він має хорошу роздільну здатність, нескладний, з мінімальними аберациями, на додаток до простоти модифікації та швидкості обчислення середнього для відсканованого зображення.

Наступним кроком виступає попередня обробка базового зображення, яка необхідна для покращення освітлення пікселів, коли з одного зображення можуть бути відокремлені або виділені найбільш значущі характеристики, які включають внутрішні особливості цих пікселів. Завдяки використанню цього процесу, як-от шумозаглушення, можна використовувати численні функції різного роду шумів зображення, посилюючи дисперсію між сусідніми областями або характеристиками, що робить зображення менш складним, використовуючи функції згладжування або видалення в певних масштабах і зберігаючи характеристики в певних необхідних масштабах. Численні методи, такі як медіана, фільтр Габора, фільтр Вінера та морфологічні функції, можуть бути використані для маніпуляції із зображенням на етапі попередньої обробки [8].

Основним етапом аналізу зображень є сегментація зображень. Процес сегментації розподілить зони зображення на різні об'єкти або частини, такі як судинна

сегментації використовується кілька методів, таких як вододіловий алгоритм, методи кластеризації, метод порогового обмеження, метод виявлення меж і алгоритм маркування зв'язаних компонентів [7].

Вилучення ознак є основним механізмом попередньої обробки, він використовує алгоритми та процедури для виявлення та виділення певного бажаного плану або області визначеного зображення. На цьому етапі важливо класифікувати та відокремити області, що представляють інтерес, та містять важливі характеристики, отримані із рентгенологічних зображення легень. Використовуються методи бінаризації та маскування за даними аналізу легень та їх особливостей.

Завершальними етапами є результати екстракції та діагностики захворювань. На цьому етапі використовуються численні алгоритми для упорядкування даних у класифікованій формі шляхом розробки спеціальних алгоритмів, які розпізнаються як класифікатори. Може використовуватися кілька видів класифікації: методи розпізнавання та організації під наглядом і без нагляду. Метод зворотного поширення помилки, нейронна мережа Хопфілда, теорія адаптивного резонансу, згорткова нейронна мережа, метод опорних векторів, штучні нейронні мережі – це методи розпізнавання та організації під наглядом. Методи неконтрольованого розпізнавання та класифікації включають кластеризацію методом k-середніх, нечітку нейронну мережу, алгоритм «Переможець забирає все» на додаток до алгоритму Хебба.

На рисунку 2 наведено архітектуру штучної нейронної мережі призначеної для системи діагностування захворювань легень за рентгеновськими знімками навчання мережі здійснюється за допомогою рентгеновських знімків грудної клітки. Під час навчання вхідні зображення проходять через згорткові шари, а потім через повністю пов'язані шари. Згорткові шари генеруються за допомогою фільтрів розміром 3x3. Однак кількість фільтрів різна для кожного з шарів згортки. Кількість фільтрів, використаних у першому та другому згорткових шарах, становить 64. Крім того, третій та четвертий шари отримані за допомогою 128 фільтрів. Більше того, п'ятий і наступний згортковий шари використовують 256. Потім 512 фільтрів використовуються для шарів малої розмірності. На виході отримуємо 4096 розмірних векторів із шару FC2 моделі. Ці вектори використовуються як вхідні дані для мультикласових машин опорних векторів для прогнозування / діагностики захворювань легень.

Відхилення від норми рентгенологічного знімку грудної клітки на зображенні отримують за допомогою глибоких мереж, а потім класифікують за допомогою машин опорних векторів. Зовнішній вигляд рентгеновських знімків грудної клітки позначають x_1, \dots, x_n , а відповідні типи рентгенографії грудної клітки позначаються y_1, \dots, y_n . Кожне окреме рентгеновське зображення грудної клітки аналізується за допомогою апарату опорних векторів

$$f(x) = w \cdot x + b$$

де $f(x)$ – це рентгеновське зображення грудної клітки. Вага та зміщення w , b , відповідно. Значення ваги та зміщення оцінюються шляхом оптимізації

$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} w w^T + C \sum_{i=1}^n \xi_i$$

$$\begin{cases} y_i (w^T \phi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases}$$

$\phi(x_i)$ – функція приналежності точок; ξ_i – граничні змінні; C – регуляризація.

Однією з переваг представленого методу є те, що машину опорних векторів можна легко інтегрувати в архітектуру глибокого навчання. Навчена модель формує вектори ознак з останньої повністю підключеної моделі глибокого навчання та надає оцінки кожному класу. Ще одна перевага полягає в тому, що використання машин опорних векторів замість класифікатора дозволяє підвищити точність класифікації для діагностування захворювань. Проте запропоновані методи мають і певні недоліки. Моделі глибокого навчання у поєднанні з моделями машин опорних векторів вимагають як мінімум двох навчальних наборів даних. Спочатку навчаються моделі глибокого навчання, а потім створюються моделі.

Висновки. У роботі розкрито можливості штучних нейронних мереж щодо діагностування захворювань легень за рентгеновськими знімками. Зазначено, що використання зображень комп'ютерної томографії є оптимальним вибором у порівнянні з рентгенографією грудної клітки або магнітно-резонансним дослідженням. У разі сегментації алгоритм опорних векторів дає

максимально точний результат діагностики та за рахунок інтеграції в архітектуру глибокого навчання є програмно виконуваним.

Перспективи подальших досліджень ґрунтуються на розробці програмного додатку здатного з максимальною точністю діагностувати захворювання легень за рентгенівськими знімками на ранніх стадіях захворювання.

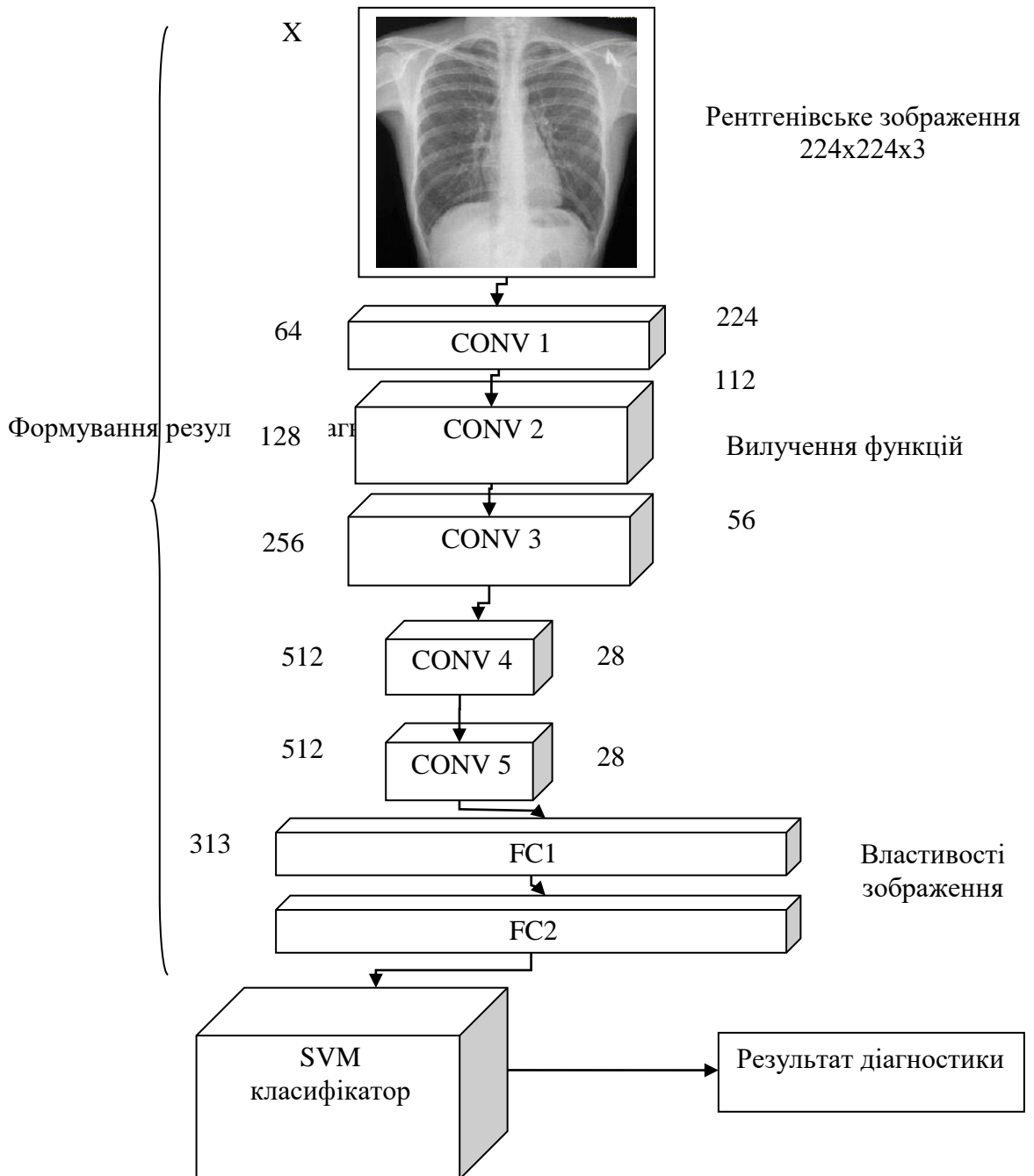


Рис. 2. Архітектура штучної нейронної мережі призначеної для системи діагностування захворювань легень за рентгенівськими знімками

Література

1. Abbas, A., Abdelsamea, M. M., & Gaber, M. M. (2021). Classification of COVID-19 in chest X-ray images using DeTraC deep convolutional neural network. *Applied Intelligence*, 51(2), 854-864.

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. *Computer methods and programs in biomedicine*, 196, 105581.
3. Nixon, M., & Aguado, A. (2019). *Feature extraction and image processing for computer vision*. Academic press.
4. Ozturk, T., Talo, M., Yildirim, E. A., Baloglu, U. B., Yildirim, O., & Acharya, U. R. (2020). Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images. *Computers in biology and medicine*, 121, 103792.
5. Moujahid, H., Cherradi, B., El Gannour, O., Bahatti, L., Terrada, O., & Hamida, S. (2020). Convolutional neural network based classification of patients with pneumonia using X-ray lung images. *Transfer*, 2(99.41), 16.
6. Bharati, S., Podder, P., & Mondal, M. R. H. (2020). Hybrid deep learning for detecting lung diseases from X-ray images. *Informatics in Medicine Unlocked*, 20, 100391.
7. Cheng, C. H., Chen, H. H., & Chen, T. L. (2020). A clinical decision-support system based on three-stage integrated image analysis for diagnosing lung disease. *Symmetry*, 12(3), 386.
8. Gairola, S., Tom, F., Kwatra, N., & Jain, M. (2021, November). Respirenet: A deep neural network for accurately detecting abnormal lung sounds in limited data setting. In *2021 43rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)* (pp. 527-530). IEEE.
9. Ke, Q., Zhang, J., Wei, W., Połap, D., Woźniak, M., Kośmider, L., & Damaševičius, R. (2019). A neuro-heuristic approach for recognition of lung diseases from X-ray images. *Expert systems with applications*, 126, 218-232.
10. Albahli, S., & Ahmad Hassan Yar, G. N. AI-driven deep convolutional neural networks for chest X-ray pathology identification. *Journal of X-Ray Science and Technology*, (Preprint), 1-12.
11. Chaudhary, A., Hazra, A., & Chaudhary, P. (2019, July). Diagnosis of chest diseases in x-ray images using deep convolutional neural network. In *2019 10th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)* (pp. 1-6). IEEE.
12. Kareem, O. S., & Al-Sulaifanie, A. K. (2022). Modify Convolutional Neural Network Model for The Diagnosis of Multi-classes Lung Diseases Covid-19 And Pneumonia Based on X-ray Images. *Journal of Duhok University*, 25(1), 63-73.