

УДК 004.89:004.032.26

Є. О. Шемет, А. А. Папа, А. А. Яровий

ЗАСТОСУВАННЯ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ COVID-19 НА ОСНОВІ РЕНТГЕНОГРАМ ЛЕГЕНЬ

Вінницький національний технічний університет, Вінниця

Анотація. Об'єктом дослідження є процес класифікації рентгенограм легень для діагностування COVID-19. Проведені дослідження базуються на застосуванні глибоких згорткових нейронних мереж, що дають можливість зберегти просторову інформацію та аналізувати складні зображення запобігаючи затуханню градієнту. Розглянуто принцип роботи згорткових нейронних мереж та переваги їх використання у застосуванні до складних зображень, у порівнянні зі штучними нейронними мережами на базі багаторовного перцептрона. Головне припущення дослідження полягає в гіпотезі, що використання глибокої згорткової нейромережі для класифікації рентгенограм легень дозволить отримати результат достатньо високої точності при діагностуванні COVID-19 та надасть можливість автоматизувати процес діагностування. Розглянуто актуальність проблематики автоматизованого діагностування COVID-19 на основі рентгенограм легень. Проведено тренування високопродуктивних архітектур глибоких згорткових нейронних мереж, із застосуванням додаткових методів обробки зображень, для запобігання перенаванчання. Проведено порівняння результатів роботи нейронних мереж та наведено статистичну інформацію для оцінки якості їх роботи. Здійснено аналіз результатів роботи штучної нейронної мережі, за допомогою розбиття зображення методом Лайма. Обгрунтовано доцільність та перспективність застосування глибоких згорткових нейронних мереж для автоматизації діагностування COVID-19 на основі рентгенограм легень. Проаналізовано розповсюджені помилки штучних нейронних мереж та можливі підходи до їх запобігання. Проаналізовано недоліки використання розглянутих підходів та складності, що можуть виникнути при автоматизації, за результатами запропоновано можливі варіанти покращення якості роботи глибокої згорткової нейронної мережі.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі, класифікація, рентгенограма, COVID-19.

Аннотация. Объектом исследования является процесс классификации рентгенограм легких для диагностирования COVID-19. Проведенные исследования базируются на применении глубоких сверточных нейронных сетей, позволяющие сохранить пространственную информацию и анализировать сложные изображения предотвращая затухание градиента. Рассмотрены принцип работы сверточных нейронных сетей и преимущества их использования в применении к сложным изображениям, по сравнению с искусственными нейронными сетями на базе многослойного перцептрона. Главное предположение исследования заключается в гипотезе, что использование глубокой сверточной нейросети для классификации рентгенограм легких позволит получить результат достаточно высокой точности при диагностировании COVID-19 и позволит автоматизировать процесс диагностирования. Рассмотрены актуальность проблематики автоматизированного диагностирования COVID-19 на основе рентгенограм легких. Проведена тренировка высокопроизводительных архитектур глубоких сверточных нейронных сетей с применением дополнительных методов обработки изображений, для предотвращения переобучению. Проведено сравнение результатов работы нейронных сетей и приведены статистическую информацию для оценки качества их работы. Осуществлен анализ результатов работы искусственной нейронной сети, с помощью разбиения изображения методом Лайма. Обоснована целесообразность и перспективность применения глубоких сверточных нейронных сетей для автоматизации диагностирования COVID-19 на основе рентгенограм легких. Проанализированы распространенные ошибки искусственных нейронных сетей и возможные подходы к их предотвращению. Проанализированы недостатки использования рассмотренных подходов и сложности, которые могут возникнуть при автоматизации, по результатам предложены возможные варианты улучшения качества работы глубокой сверточных нейронной сети.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, классификация, рентгенограмма, COVID-19.

Abstract. The object of the study is the process of classification of lung radiographs for the diagnosis of COVID-19. The research is based on the use of deep convolutional neural networks, which make it possible to store spatial information and analyze complex images, preventing the attenuation of the gradient. The principle of operation of convolutional neural networks and the advantages of their use in application to complex images, in comparison with artificial neural networks based on a multilayer perceptron are considered. The main assumption of the study is the hypothesis that the use of a deep convolutional neural network for the classification of radiographs of the lungs will obtain a high-accuracy result in the diagnosis of COVID-19 and will automate the diagnostic process. The urgency of the problem of automated diagnosis of COVID-19 on the basis of lung radiographs is considered. Training of high-performance architectures of deep convolutional neural networks, with the use of additional methods of image processing to prevent retraining. The results of neural networks are compared and statistical information is given to assess the quality of their work. The analysis of the results of the artificial neural network, using image division by the Lyme method. The expediency and prospects of using deep convolutional artificial neural networks for automation of COVID-19 diagnosis on the basis of pulmonary radiographs are substantiated. Common errors of artificial neural networks and possible approaches to their prevention are analyzed. The disadvantages of using the considered approaches and the difficulties that may arise in automation are considered, according to the results, possible options for improving the quality of the deep convolutional neural network are proposed.

Keywords: convolutional neural networks, classification, radiograph, COVID-19.

DOI: <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2021-50-1-64-68>.

Вступ

Проведені дослідження використовують згорткові нейронні мережі на базі бібліотеки PyTorch [1], тому що це інструмент, який має переваги перед класичними методами обробки зображень та звичайними штучними нейронними мережами, такі як – можливість автоматизованого узагальнення, врахування просторової інформації та співвідношення частин зображення між собою. До недоліків згорткових нейронних мереж можна віднести складність аналізу та інтерпретації результатів. Останнім часом, використання згорткових нейронних мереж є досить актуальним та поширеним, зокрема в таких архітектурах: DenseNet201 [2], VGG19 (з нормалізацією по партіям) [3], ResNet34 та ResNet151 [4].

Є. О. Шемет, А. А. Папа, А. А. Яровий, 2021

Головне припущення полягає в гіпотезі, що застосування згорткових нейронних мереж дозволить досягти високих результатів у розпізнаванні рентгенограм легень на предмет виявлення COVID-19 та відокремлення COVID-19 від інших хвороб.

Актуальність

Тема автоматизації діагностики COVID-19 на сьогодні є надзвичайно актуальною, через надзвичайно швидке розповсюдження хвороби та відповідно надзвичайно високу кількість захворюваних. Автоматизована діагностика допоможе розвантажити лікарів, а більш точна постановка діагноза може в певній мірі допомогти розвантажити лікарні. Обраний метод обґрунтовується вираженими особливостями COVID-19 на рентгенограмах легень [5], що створює підґрунтя для автоматизації за допомогою згорткових нейронних мереж.

Мета

Метою статті є дослідження ефективності застосування згорткових нейронних мереж для автоматизації діагностики COVID-19 на основі рентгенограм.

Задачі

1. Порівняння високопродуктивних архітектур глибоких згорткових нейронних мереж у задачі діагностування COVID-19 на основі рентгенограм легень;
2. Аналіз результатів та розгляд підходів для їх покращення.

Розв’язання задач

Згорткові нейронні мережі відрізняються від звичайних штучних нейронних мереж використанням двох додаткових шарів – згорткового та шару субдискретизації [6]. На згортковому шарі використовуються фільтри, що послідовно накладаються на зображення зі зсувом та враховують не тільки значення точки зображення, а й значення сусідніх точок. Кожен такий фільтр за допомогою тренування отримує “спеціалізацію” звертаючи увагу лише на конкретний аспект зображення. Шар субдискретизації дозволяє узагальнити частину зображення та позбутися менш значущої інформації, в результаті отримується зображення менше за розміром але з більшою щільністю корисної інформації. Ці шари використовуються послідовно, зменшуючи зображення та збільшуючи рівень абстракції. Якщо на перших рівнях аналізуються такі аспекти зображення, як наявність прямих чи кривих ліній, на наступних рівнях вони узагальнюються до аналізу наявних простих геометричних фігур, наприклад, прямокутників чи кіл, на останніх рівнях згортки кожна точка зображення, що залишилось, може відповідати за наявність авто, тварин чи облич на зображенні, або ж як у нашому випадку, наявність симптомів легеневої хвороби.

Додатково використовувався метод надглибоких нейронних мереж (Residual Neural Networks), який полягає в існуванні обхідних шляхів в нейромережі, що дозволяє уникнути затухання градієнту у нейронних мереж з великою кількістю шарів [7].

Для уникнення ефекту перенавчання (overfitting) [8], використовувалась додаткова обробка зображень методом аугментації [9], тобто невеликим змінам в зображенні по ходу навчання, щоб запобігти “запам’ятовуванню” зображень надглибокою мережею: горизонтальне віддзеркалення, зсув по горизонталі та вертикалі, повороти до 15 градусів.

За основу взято набір даних [10], що складається з рентгенограм легень 4 категорії: здорових людей (NORMAL), хворих COVID-19 (COVID), хворих вірусною пневмонією (Viral Pneumonia) та легень що мають симптоми “матового скла” (Lung_Opacity). Набір даних складається з даних що були надані великою кількістю медичних закладів та відрізняються якістю та форматом зображення.



Рисунок 1 – Приклади зображень після обробки з мітками “NORMAL”, “COVID”, “Viral Pneumonia” та “Lung_Opacity”

Всі чотири обрані архітектури згорткових нейромереж показали результати досить високої точності при діагностуванні COVID-19.

Таблиця 1 – Точність розпізнавання для різних архітектур нейромереж

	COVID	NORMAL	Viral Pneumonia	Lung_Opacity
DenseNet201	0.970	0.946	0.993	0.912
VGG19	0.952	0.947	0.989	0.916
ResNet34	0.983	0.952	0.968	0.890
ResNet151	0.981	0.962	0.968	0.920

Найкращу точність у класифікації зображень з COVID-19 отримано за допомогою архітектури ResNet34. Надалі проаналізувати частини зображення, на які глибока згортоква нейронна мережа реагувала найбільш позитивно або негативно можна розбивши зображення методом Лайма, по контрастним швам, та приховуючи різні частини зображення обрахувати як вони впливають на результат. Застосувавши цей метод до натренованої моделі ResNet34 можна побачити, що глибока згортоква нейронна мережа позитивно реагує на засвічення нижніх частин легень і негативно реагує на патології у верхніх частинах легень, що корелює з результатами медичних досліджень [1].

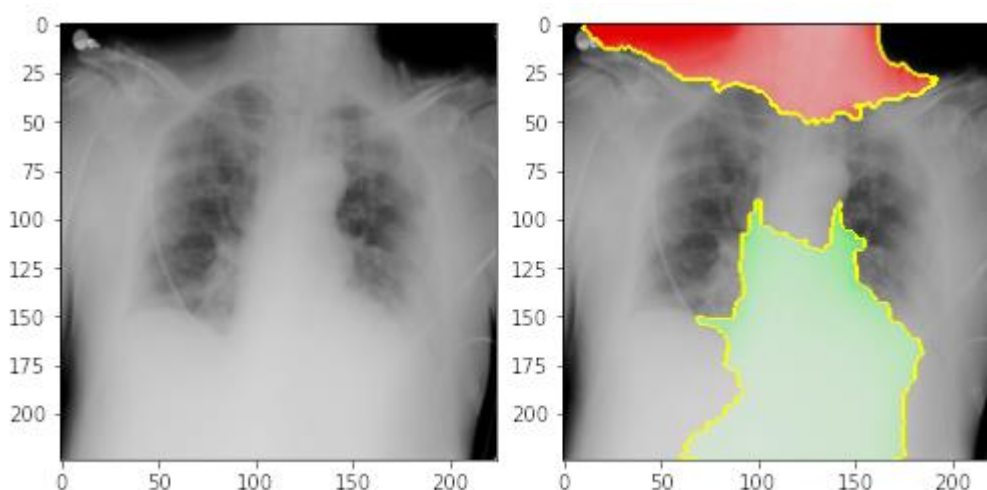


Рисунок 2 – Приклади аналізу зображень із застосуванням методу Лайма

Для ResNet34 наведемо матрицю невідповідностей по чотирьом категоріям. Серед усіх типів зображень основну складність для класифікації склали рентгенограми вірусної пневмонії та синдрому “матового скла”. Це пояснюється великою кількістю збудників і варіацій протікання хвороби з активністю різних частин легень.

Таблиця 2 – Матриця невідповідностей для ResNet34

Реальне значення	Прогнозоване значення			
	COVID	NORMAL	Viral Pneumonia	Lung_Opacity
COVID	0.983	0.014	0.000	0.003
NORMAL	0.022	0.952	0.004	0.022
Viral Pneumonia	0.000	0.032	0.968	0.000
Lung_Opacity	0.019	0.091	0.000	0.890

Найбільші складності у процесі класифікації з використанням архітектури ResNet34 викликали нетипові або пошкоджені зображення. Зважаючи на цей факт, одним з додаткових інструментів підвищен-

ня точності та уникнення помилкової класифікації може стати окрема штучна нейронна мережа, для виявлення пошкоджених або неформатних зображень.

Висновки

1. В даному дослідженні найкращу точність в класифікації COVID-19 (98.3%) показала глибока згортова нейронна мережа на базі архітектури ResNet34.

2. Отримані результати доводять доцільність і перспективність використання згорткових нейронних мереж для автоматизації діагностування COVID-19 на основі рентгенограм легенів. Достатньо висока точність класифікації дає можливість впроваджувати в перспективі застосовані підходи для використання в реальних умовах.

3. Перспективою для покращення точності розпізнавання, буде залучення експертів для подальшої деталізації і розбиття на окремі групи категорій "вірусна пневмонія" та "синдром матового скла", що дозволить зменшити помилку при класифікації зображень рентгенограм легенів із множиною варіацій протікання хвороби з активацією різних частин легень.

Список літератури

- [1] PyTorch. [Online]. Available: <https://pytorch.org>. Accessed on: February 01, 2021.
- [2] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, Kilian Q. Weinberger, «Densely Connected Convolutional Networks», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1608.06993>. Accessed on: February 01, 2021.
- [3] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, Zbigniew Wojna, «Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.00567/>. Accessed on: February 01, 2021.
- [4] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, «Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Visual Recognition», *International Conference on Learning Representations*, 2015. [Online]. Available: https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep. Accessed on: February 01, 2021.
- [5] Tao Ai, Zhenlu Yang, Hongyan Hou, Chenao Zhan, and Liming Xia. 2020. Correlation of chest CT and RT-PCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. *Radiology* (2020), 200642.
- [6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, «Deep Residual Learning for Image Recognition», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.03385>. Accessed on: February 01, 2021.
- [7] Shengli Jiang, Victor M. Zavala, «Convolutional Neural Nets: Foundations, Computations, and New Applications», Cornell University Library, 2015 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2101.04869>. Accessed on: February 01, 2021.
- [8] Shaeke Salman, Xiuwen Liu, «Overfitting Mechanism and Avoidance in Deep Neural Networks», Cornell University Library, 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1901.06566>. Accessed on: February 01, 2021.
- [9] Ilya Kostrikov, Denis Yarats, Rob Fergus, «Image Augmentation Is All You Need: Regularizing Deep Reinforcement Learning from Pixels», Cornell University Library, 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2004.13649>. Accessed on: February 01, 2021.
- [10] Tawsifur Rahman, Dr. Muhammad Chowdhury, Amith Khandakar, «COVID-19 Radiography Database», Kaggle, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>. Accessed on: February 01, 2021.

Стаття надійшла: 20.02.2021.

References

- [1] PyTorch. [Online]. Available: <https://pytorch.org>. Accessed on: February 01, 2021.
- [2] Gao Huang, Zhuang Liu, Laurens van der Maaten, Kilian Q. Weinberger, «Densely Connected Convolutional Networks», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1608.06993>. Accessed on: February 01, 2021.
- [3] Christian Szegedy, Vincent Vanhoucke, Sergey Ioffe, Jonathon Shlens, Zbigniew Wojna, «Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.00567/>. Accessed on: February 01, 2021.
- [4] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, «Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Visual Recognition», *International Conference on Learning Representations*, 2015. [Online]. Available: https://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/research/very_deep. Accessed on: February 01, 2021.
- [5] Tao Ai, Zhenlu Yang, Hongyan Hou, Chenao Zhan, and Liming Xia. 2020. Correlation of chest CT and RT-PCR testing in coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: a report of 1014 cases. *Radiology* (2020), 200642.

- [6] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, «Deep Residual Learning for Image Recognition», Cornell University Library, 2015. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1512.03385>. Accessed on: February 01, 2021.
- [7] Shengli Jiang, Victor M. Zavala, «Convolutional Neural Nets: Foundations, Computations, and New Applications», Cornell University Library, 2015 [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2101.04869>. Accessed on: February 01, 2021.
- [8] Shaeke Salman, Xiuwen Liu, «Overfitting Mechanism and Avoidance in Deep Neural Networks», Cornell University Library, 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/1901.06566>. Accessed on: February 01, 2021.
- [9] Илья Костриков, Денис Яратс, Роб Фергу, «Image Augmentation Is All You Need: Regularizing Deep Reinforcement Learning from Pixels», Cornell University Library, 2020. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2004.13649>. Accessed on: February 01, 2021.
- [10] Tawsifur Rahman, Dr. Muhammad Chowdhury, Amith Khandakar, «COVID-19 Radiography Database», Kaggle, 2021. [Online]. Available: <https://www.kaggle.com/tawsifurrahman/covid19-radiography-database>. Accessed on: February 01, 2021.

Відомості про авторів

Шемер Євген Олександрович – аспірант кафедри комп'ютерних наук.

Папа Андрій Андрійович – аспірант кафедри комп'ютерних наук.

Яровий Андрій Анатолійович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук.

Е. А. Шемер, А. А. Папа, А. А. Яровой

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ COVID-19 НА ОСНОВЕ РЕНТГЕНОГРАММЫ ЛЕГКИХ

Винницкий национальный технический университет, Винница

Yevhen O. Shemet, Andrii A. Papa, Andrii A. Yarovy

APPLICATION OF ROLLED NEURAL NETWORKS FOR DIAGNOSIS OF COVID-19 ON THE BASIS OF PULMONARY X-RAYS

Vinnitsia National Technical University, Vinnitsia