

УДК 004.932:616

# ВИКОРИСТАННЯ ГЛИБОКИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПОРІВНЯЛЬНОГО АНАЛІЗУ НОРМИ, ПНЕВМОНІЇ І COVID-19

Юхимюк Роман Юрійович<sup>1</sup>

[bs92-yry-fbmi23@iit.kpi.ua](mailto:bs92-yry-fbmi23@iit.kpi.ua)

Шкепаст Марко Вадимович<sup>1</sup>

[mshkepast@gmail.com](mailto:mshkepast@gmail.com)

Настенко Євген Арнольдович<sup>1,2</sup>

[nastenko.e@gmail.com](mailto:nastenko.e@gmail.com)

Лінник Микола Іванович<sup>3</sup>

[nicklinnik1957@gmail.com](mailto:nicklinnik1957@gmail.com)

Давидович Ілля Вікторович<sup>1</sup>

[bkmz6bkmz6@gmail.com](mailto:bkmz6bkmz6@gmail.com)

Бабенко Віталій Олегович<sup>1</sup>

[vbabenko2191@gmail.com](mailto:vbabenko2191@gmail.com)

<sup>1</sup>Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»  
м. Київ, Україна,

<sup>2</sup>ДУ «Національний інститут серцево-судинної хірургії  
ім. М. Амосова НАМН України»  
м. Київ, Україна,

<sup>3</sup>ДУ «Національний інститут фізіотерапії і пульмонології  
ім. Ф.Г. Яновського НАМН України»  
м Київ, Україна

**Реферат** – Пандемія COVID-19 мала глибокі соціально-економічні наслідки, що продовжують помітно впливати на сучасне суспільство. Вірусу властиві запальний характер, швидкі реплікація і трансмісія, та, переважно, враження легеневої тканини. Клінічний перебіг захворювання особливо небезпечний, оскільки воно швидко переходить від початкових, відносно доброякісних фаз до тяжких форм хвороби із низьким відсотком одужання пацієнтів. У зв'язку з цим виникає необхідність у швидких та автоматизованих методах діагностики, особливо для осіб, які проходять комп'ютерну томографію. Ціллю даної наукової роботи було підвищення точності та ефективності візуальної діагностики з використанням зображень комп'ютерної томографії шляхом застосування алгоритмів глибоких нейронних мереж. Корисність цих алгоритмів полягає ще й в тому, що вони слугують додатковим інструментом для лікарів, дозволяючи виявляти клінічно значущу інформацію, яка може бути неочевидною при спостереженні лише людиною. Нейронні мережі були обрані для дослідження завдяки їхній здатності виконувати складний аналіз зображень та зберігати просторову інформацію. Крім того, їхня здатність навчатись на великих масивах даних та виявляти приховані закономірності останнім часом викликає значний інтерес з боку клінічного суспільства. Набір даних, що використовувався в дослідженні, містив 1192 зображення комп'ютерної томографії структур легень, розподілених наступним чином: 209 зображень належали пацієнтам з пневмонією, 581 – з COVID-19, і 402 – пацієнтам зі здоровими легенями, які слугували контрольною групою для виявлення значущих відмінностей в патологічних станах. Зображення були надані медичним персоналом ДУ «Національний інститут фізіотерапії і пульмонології імені Ф.Г. Яновського». Враховуючи, що набір даних включав три стани легень, задача дослідження була розділена на три підзадачі: порівняння норми і пневмонії, норми і COVID-19, та пневмонії і COVID-19. Подібна методологічна стратифікація дозволила більш детально розглянути унікальні характеристики кожного захворювання: наприклад, пневмонія часто характеризується наявністю консолідованих ділянок, в той час як при COVID-19 можуть спостерігатись більш дисперсійні помутніння у вигляді «матового скла». Для вирішення кожної підзадачі використовувались як автоенкодер, так і згорткова нейронна мережа, а потім проводилось порівняння їхньої ефективності.

**Ключові слова:** комп'ютерна томографія, аналіз медичних зображень, розпізнавання патології, машинне навчання, глибоке навчання.

## I. ВСТУП

З початку пандемії COVID-19 визначення та лікування нового коронавірусу стало глобальним викликом для вчених та лікарів по всьому світу. Вірус SARS-CoV-2, збудник COVID-19, викликав серйозну загрозу людству, спричинивши понад 6 мільйонів смертей [1]. Проблеми діагностики COVID-19 посилилися через швидку реплікацію вірусу, що веде до гострого респіраторного дистрес-синдрому у пацієнтів, яке частіше за все виникає всього через 7–10 днів після зараження [2]. Традиційні методи діагностики, такі як рентген і комп'ютерна томографія (КТ), вимагають значного часу та експертизи радіологів, що може бути особливо проблематичним під час медичних криз, коли ресурси обмежені та потрібна швидка реакція.

Ускладнення в лікуванні COVID-19 також включають визначення ролі конвалесцентної плазми та моноклональних антитіл, а також ідентифікацію оптимальних цілей та часу для антикоагуляційної терапії [3]. Ці труднощі підкреслюють потребу в розробці ефективних стратегій для діагностики та лікування інфікованих пацієнтів, що було акцентовано в оглядах, спрямованих на сучасні досягнення в цій області [4]. Загалом, пандемія COVID-19 підняла ряд питань щодо керування діагностикою та лікуванням, що вимагає всебічного перегляду поточних знань та практик [5].

Для розуміння та боротьби з COVID-19 та його впливу на легеневу тканину вчені почали використовувати методи глибокого навчання, що значно підвищують точність діагностики захворювання. Наприклад, в роботі [6] описано використання глибокого навчання для аналізу тяжкості пневмонії, спричиненої COVID-19. Був розроблений простий двомірний фреймворк глибокого навчання під назвою FCNet для діагностики COVID-19 пневмонії на основі

одного знімка КТ грудної клітини. FCNet базується на переднавчених моделях глибокого навчання, таких як VGG16, ResNet-50, Inception-v3, або Xception [7].

Інша робота, опублікована в [8], вводить у використання глибоке навчання для діагностики та розрізнення вірусних, невірусних та COVID-19 пневмоній з образів рентгенівських знімків грудної клітки. Це підкреслює здатність глибоких нейронних мереж допомагати у виявленні COVID-19 пневмонії, що було продемонстровано у дослідженні [9] з використанням 26477 знімків КТ норми, 2468 знімків КТ пацієнтів з пневмонією та 8104 знімків КТ пацієнтів з COVID-19.

Дослідження, представлене в [10-11], демонструє застосування гібридної моделі для класифікації патологій легень, індукованих COVID-19, з використанням комбінації нейронних мереж та ансамблевих алгоритмів. Результати класифікації, отримані на основі даних, зібраних в Україні, продемонстрували точність, що складає приблизно 99%.

Попри значний прогрес у застосуванні глибокого навчання для діагностики пневмонії, існує ряд невирішених питань, які потребують подальшого дослідження. Однією з основних проблем є розрізнення патологічної текстури легень, особливо такої, що має вигляд «матового скла» [10, 12]. Це важливо, оскільки такі зміни на зображеннях КТ є характерними для COVID-19, але також можуть зустрічатися при інших видах пневмонії.

Інша значуща проблема полягає у відмінності пневмонії, спричиненої COVID-19, від вірусних та бактеріальних пневмоній, що залишається складним завданням дослідження через брак даних та варіативність клінічних проявів [11, 13]. Це підкреслює необхідність збору більшої кількості даних і розробки більш точних алгоритмів глибокого навчання, що можуть відрізнити ці стани.

Крім того, виклик становить створення моделей, які можуть ефективно працювати з різними типами та якостями зображень, отриманих з різноманітного медичного обладнання, що часто використовується в клінічних установах по всьому світу [14]. Стандартизація зображень та автоматизація процесу діагностики можуть значно знизити навантаження на радіологів і лікарів, але вимагають подальшої адаптації та вдосконалення теперішніх підходів глибокого навчання [15].

Ці невирішені питання вказують на необхідність продовження наукових досліджень у цій області, що і є предметом даної статті. Вирішення цих завдань може призвести до значного покращення точності діагностики респіраторних захворювань, зокрема пневмонії, що спричинена COVID-19, та інших форм пневмонії, що підвищить якість лікування пацієнтів та зменшить навантаження на медичну систему.

## II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Метою даної роботи є диференціювання нормального стану легень, пневмонії та COVID-19 шляхом розробки та валідації моделей глибокого навчання для точної класифікації КТ-зображень легень.

## III. ОПИС КЛІНІЧНОГО МАТЕРІАЛУ

Для проведення дослідження і досягнення основної мети, медичні спеціалісти ДУ «Національний інститут фтизіатрії і пульмонології імені Ф.Г. Яновського» надали клінічний матеріал, що складається з 1192 знімків КТ легень. Зображення були зібрані в період з 16 липня 2013р. по 24 листопада 2021р. Усі вони, в рамках протоколу захисту персональних даних, були анонімізовані.

26 пацієнтів (12 здорових, 5 хворих на пневмонію, та 9 хворих на COVID-19) приймали участь у дослідженні. Їхній вік варіювався від 16 до 80 років зі середнім арифметичним значенням у 52.4 роки. Розподіл по гендеру: 7 (26.9%) жінок і 19 (73.1%) чоловіків.

КТ-знімки були розділені на 3 категорії: 209 знімків пацієнтів з пневмонією (рис. 1.а), 581 знімок пацієнтів з підтвердженим COVID-19 (рис. 1.б), та 402 знімки пацієнтів з нормальним станом легень (рис. 1.в), що необхідні як контрольна група для виявлення значущих відмінностей в патологічних станах.

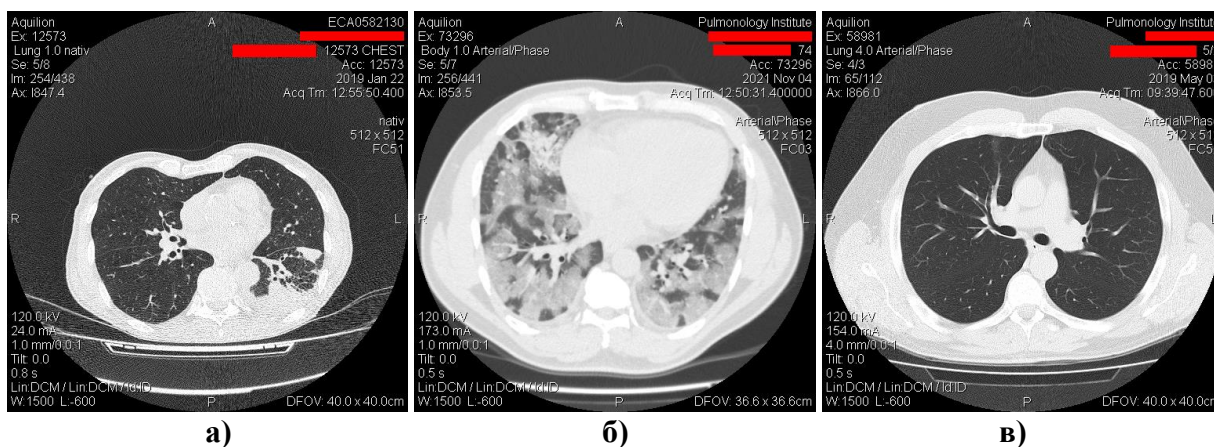


Рисунок 1 – Приклади наданих КТ легень: а) з пневмонією; б) з COVID-19; в) у нормальному стані

Кожна категорія включає знімки різного рівня якості та з різними характеристиками патологій, забезпечуючи комплексний набір даних для тренування та тестування глибоких нейронних мереж. Крім того, для додаткової перевірки результатів побудови діагностичних алгоритмів використовувались дані ДУ «Національний інститут серцево судинної хірургії ім. М. Амосова НАМН України» та дані з ресурсів Інтернет.

#### IV. МЕТОДИ РОЗВ'ЯЗКУ ПОСТАВЛЕНОЇ ЗАДАЧІ

Для вирішення задачі класифікації КТ-зображень було вирішено застосувати такі методи глибокого навчання, як автоенкодер та згорткову нейронну мережу (CNN), які знайшли широке застосування в аналізі медичних зображень.

CNN виявилися ефективними у розпізнаванні образів, перевершуючи навіть експертів у багатьох задачах розуміння зображень [16]. Зокрема, вони продемонстрували видатні результати в класифікації зображень, що робить їх ідеальними для систем допомоги при діагностиці захворювань, заснованих на комп'ютерному зорі [17].

Автоенкодери, з іншого боку, є потужними інструментами для попередньої обробки даних, здатними знижувати розмірність та виділяти важливі особливості з медичних зображень, що може поліпшити класифікацію. Вони можуть допомогти в ідентифікації зразків, які можуть бути нечіткими або важко відрізняються від здорових тканин, як, наприклад, при діагностиці пухлин мозку з використанням зображень МРТ [18].

Об'єднання автоенкодерів та CNN може подолати обмеження, пов'язані з кожним методом окремо, забезпечуючи глибокий аналіз зображень, необхідний для виявлення складних патологій, таких як пневмонія або COVID-19. Крім того, застосування

трансферного навчання з CNN може покращити продуктивність на нових завданнях, використовуючи знання з подібних завдань, які були вивчені раніше, що дозволяє економити час та обчислювальні ресурси, а також вирішувати проблему нестачі даних [19].

Таким чином, використання автоенкодерів та CNN є обґрунтованим для класифікації медичних зображень, оскільки ці методи здатні ефективно виділяти характеристики зі складних зображень, що є критично важливим для точної діагностики та відрізнення між різними патологіями легень.

#### 4.1. Архітектура автоенкодера

Автоенкодер складається з двох основних частин: енкодера та декодера. В енкодері:

1. Вхідний шар приймає зображення розміром  $508 \times 508$  пікселів.
2. За вхідним шаром розташовано шар згортки, який генерує 16 фільтрів та має вихідні зображення розміром  $508 \times 508$ .
3. Далі слідує шар максимального агрегування (англ. Max pooling), який зменшує розмір зображення до  $254 \times 254$ .
4. Після нього розташовані ще два шари згортки та шар максимального агрегування.

Декодер:

1. Починається з шару згортки, який збільшує розмір зображення.
2. За ним слідує шар, який відтворює зображення до оригінального розміру  $508 \times 508$ .
3. В архітектурі також присутні повністю з'єднані шари (англ. Dense layers) після процесу декодування, які здійснюють класифікацію.

Таким чином, автоенкодер здатен визначати і відтворювати важливі характеристики вхідного зображення, здійснюючи компресію даних у процесі кодування та їх подальше декодування.

## 4.2. Архітектура CNN

Запропонована архітектура CNN складається з наступних шарів:

1. Перший шар згортки з формою виходу  $254 \times 254 \times 32$  та 896 параметрами. Цей шар відповідає за виявлення низькорівневих особливостей, таких як краї та текстури.

2. Другий шар згортки з формою виходу  $252 \times 252 \times 64$  та 18,496 параметрами. Цей шар може виявляти більш складні особливості на основі тих, що були виявлені в першому шарі.

3. Перший шар максимального агрегування з формою виходу  $126 \times 126 \times 64$ . Цей шар зменшує розмірність вхідного зображення, зберігаючи при цьому найважливіші інформаційні характеристики.

4. Третій шар згортки з формою виходу  $124 \times 124 \times 128$  та 73,856 параметрами.

5. Другий шар максимального агрегування з формою виходу  $62 \times 62 \times 128$ .

6. Шар вирівнювання (англ. Flatten): цей шар перетворює багатовимірний тензор у вектор, підготовлюючи дані для повністю з'єднаних шарів.

7. Повністю з'єднані шари: перший з 150 одиницями та другий з 1 одиницею. Ці шари відповідають за виконання класифікації на основі особливостей, виявлених у попередніх шарах.

8. Шар відкидання (англ. Dropout): цей шар допомагає уникнути перенавчання моделі шляхом випадкового «відкидання» деяких нейронів під час процесу навчання.

Дана архітектура розроблена для ефективною роботи з медичними зображеннями, здатна виявляти і класифікувати різні патологічні зміни у зображеннях легень.

## V. РЕЗУЛЬТАТИ

Навчання та оцінка моделей нейронних мереж виконувались на ноутбучі з

операційною системою Windows 10 Enterprise, обладнаному процесором Intel® Core™ i5-9300H CPU @ 2.4GHz, 16 гігабайтами оперативної пам'яті та графічним процесором NVIDIA GeForce GTX 1660 Ti. Для реалізації та навчання моделей використовувалась мова програмування Python 3.8 з бібліотеками TensorFlow 2.4 та Keras 2.4.

Оскільки було надано 3 категорії КТ-зображень легень, то було вирішено окремо вирішувати 3 підзадачі, такі як: норма проти пневмонії, норма проти COVID-19, та пневмонія проти COVID-19. Дане рішення пояснюється тим, що це дозволяє більш детально розглянути унікальні характеристики кожного стану: наприклад, пневмонія часто характеризується наявністю консолідованих ділянок, в той час як при COVID-19 можуть спостерігатись більш дисперсійні помутніння у вигляді «матового скла»

Перед моделюванням загальна вибірка даних в кожній із підзадач була розділена на тренувальну (85%) і тестову (15%). Це необхідно для уникнення ефекту перенавчання моделей та їхньої кінцевої, неупередженої оцінки ефективності прогнозування. Крім того, для знаходження оптимальних гіперпараметрів моделей було застосовано метод крос-валідації.

Результати моделювання наведені в табл. 1. Вони представлені у вигляді метрик оцінки точності класифікації (відсотку правильних прогнозувань класу зображення) на тренувальній і тестовій вибірках.

## VI. ОБГОВОРЕННЯ

Загалом, обидві моделі показали високу точність у всіх трьох підзадачах. CNN дещо переважає автоенкодер, показуючи 100% точність у більшості випадків.

Таблиця 1. Результати побудови глибоких нейронних мереж

Підзадача	Вибірка даних	Точність класифікації	
		на автоенкодері	на CNN
«Норма проти пневмонії»	Тренувальна (85%)	98.44%	100.00%
	Тестова (15%)	97.62%	100.00%
«Норма проти COVID-19»	Тренувальна (85%)	98.02%	99.87%
	Тестова (15%)	96.83%	99.20%
«Пневмонія проти COVID-19»	Тренувальна (85%)	98.75%	100.00%
	Тестова (15%)	100.00%	100.00%

Подібний випадок зазвичай свідчить про можливість перенавчання моделі, коли модель «занадто добре» навчилась на тренувальних даних, але може мати проблеми з узагальненням на нових, невідомих даних. Проте, ідеальна точність була досягнута на тестовій вибірці, яка не використовувалась під час тренування моделі. Це може свідчити про те, що дані були добре підготовлені та чітко розмічені, а побудовані моделі та їхні конфігурації були влучно підібрані під кожну з підзадач. Тим не менш, важливо перевірити роботу моделі на додаткових незалежних тестових вибірках, щоб впевнитись в узагальненості побудованих моделей. Крім того, для попередньої підготовки зображень перед процесом моделювання використовувались стандартні методи фільтрації, які недостатньо ідеально КТ-знімки легень від зайвої інформації (рис. 2).

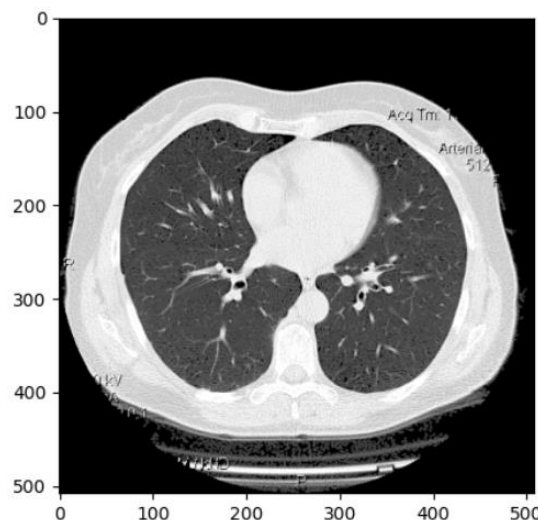


Рисунок 2 – Приклад зображення після застосування стандартного методу фільтрації

У подальших дослідженнях планується використовувати методи сегментації, які здатні не лише очистити зображення від зайвої інформації, а й виділити необхідні для аналізу зони інтересу.

## VII. ВИСНОВКИ

У сучасних дослідженнях в галузі аналізу медичних зображень широко застосовуються глибокі нейронні мережі, зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN) та автоенкодері, для діагностики різних захворювань, включаючи пневмонію та COVID-19. Ці методи дозволяють автоматизувати та підвищити точність діагностики, що є критично важливим для своєчасного та адекватного лікування пацієнтів. Однак, незважаючи на значні

досягнення, існують проблеми, такі як перенавчання, нестабільність та інтерпретованість моделей, які ще повинні бути вирішені.

У даній роботі було запропоновано використання комбінованої архітектури, що включає автоенкодер та CNN, для класифікації зображень КТ легень з метою диференціювання норми, пневмонії та COVID-19. Запропонований підхід відрізняється тим, що в даній роботі йде зосередження на трьох підзадачах, які детально розглядають унікальні характеристики кожного стану, що дозволяє глибше зрозуміти специфіку кожного захворювання та підвищити точність діагностики. Представлений підхід відрізняється тим, що в даній роботі йде зосередження на трьох підзадачах, які детально розглядають унікальні характеристики кожного стану, що дозволяє глибше зрозуміти специфіку кожного захворювання та підвищити точність діагностики.

Нові рішення, які пропонуються, можуть підвищити якість діагностики пневмонії та COVID-19, сприяючи тим самим покращенню стратегій лікування та прогнозування. Вони також можуть служити базою для розробки більш складних систем діагностики, які можуть інтегрувати додаткові джерела даних та враховувати різні аспекти пацієнтської інформації.

Щодо подальших досліджень, існує потенціал для вдосконалення архітектур моделей, методів тренування та адаптації моделей для роботи з різними типами медичних зображень та в разі різних патологій. Також актуальним є дослідження методів інтерпретації результатів глибоких нейронних мереж, що може сприяти їх більш широкому прийняттю та впровадженню у медичній практиці. Також актуальним є дослідження методів

інтерпретації результатів глибоких нейронних мереж, що може сприяти їх більш широкому прийняттю та впровадженню у медичній практиці. Такі дослідження проводяться останнім часом і є вельми перспективними [20].

**Фінансування.** Дане дослідження не отримувало зовнішнього фінансування.

**Конфлікт інтересів.** Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

#### **ORCID ID та внесок авторів:**

[0009-0007-6832-916X](https://orcid.org/0009-0007-6832-916X) (B, D) Roman Yukhimyuk  
[0009-0008-8196-1909](https://orcid.org/0009-0008-8196-1909) (C, D) Marko Shepast  
[0000-0002-1076-9337](https://orcid.org/0000-0002-1076-9337) (F) Ievgen Nastenکو  
[0000-0002-0011-7482](https://orcid.org/0000-0002-0011-7482) (G) Mykola Linnik  
[0000-0001-9987-8267](https://orcid.org/0000-0001-9987-8267) (A) Illia Davydovych  
[0000-0002-8433-3878](https://orcid.org/0000-0002-8433-3878) (E) Vitalii Babenko

A – Концепція роботи та дизайн, B – Проектування та реалізація автоенкодера, C – Проектування та реалізація CNN, D – Написання статті, E – Критичний огляд, F – Остаточне схвалення статті, G – Експертна думка.

#### **ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ**

1. Cascella M, Rajnik M, Aleem A, et al. Features, Evaluation, and Treatment of Coronavirus (COVID-19) [Updated 2023 Aug 18]. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2023 Jan-. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK554776/>
2. Jean SS, Lee PI, Hsueh PR. Treatment options for COVID-19: The reality and challenges. J Microbiol Immunol Infect. 2020 Jun;53(3):436-443. doi: 10.1016/j.jmii.2020.03.034. Epub 2020 Apr 4. PMID: 32307245; PMCID: PMC7129535.
3. Patrucco F, Gavelli F, Fagoonee S, Solidoro P, Undas A, Pellicano R. Current treatment challenges in the COVID-19 pandemic. Pol Arch Intern Med. 2021 Sep

- 30;131(9):854-861. doi: 10.20452/pamw.16077. Epub 2021 Sep 30. PMID: 34590451.
4. Ye C, Qi L, Wang J, Zheng S. COVID-19 Pandemic: Advances in Diagnosis, Treatment, Organoid Applications and Impacts on Cancer Patient Management. *Front Med (Lausanne)*. 2021 Mar 29;8:606755. doi: 10.3389/fmed.2021.606755. PMID: 33855032; PMCID: PMC8039300.
5. Pascarella G, Strumia A, Piliago C, Bruno F, Del Buono R, Costa F, Scarlata S, Agrò FE. COVID-19 diagnosis and management: a comprehensive review. *J Intern Med*. 2020 Aug;288(2):192-206. doi: 10.1111/joim.13091. Epub 2020 May 13. PMID: 32348588; PMCID: PMC7267177.
6. Zandehshahvar, M., van Assen, M., Maleki, H. et al. Toward understanding COVID-19 pneumonia: a deep-learning-based approach for severity analysis and monitoring the disease. *Sci Rep* 11, 11112 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-90411-3>
7. Ko H, Chung H, Kang WS, Kim KW, Shin Y, Kang SJ, Lee JH, Kim YJ, Kim NY, Jung H, Lee J. COVID-19 Pneumonia Diagnosis Using a Simple 2D Deep Learning Framework With a Single Chest CT Image: Model Development and Validation. *J Med Internet Res*. 2020 Jun 29;22(6):e19569. doi: 10.2196/19569. PMID: 32568730; PMCID: PMC7332254.
8. Wang, G., Liu, X., Shen, J. et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng* 5, 509–521 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41551-021-00704-1>
9. Luo J, Sun Y, Chi J, Liao X, Xu C. A novel deep learning-based method for COVID-19 pneumonia detection from CT images. *BMC Med Inform Decis Mak*. 2022 Nov 2;22(1):284. doi: 10.1186/s12911-022-02022-1. PMID: 36324135; PMCID: PMC9629767.
10. O. Davydko, Y. Hladkyi, M. Linnik, O. Nosovets, V. Pavlov and I. Nastenka, "Hybrid Classifiers Based on CNN, LSOF, GMDH in COVID-19 Pneumonic Lesions Types Classification Task," 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2021, pp. 380-384, doi: 10.1109/CSIT52700.2021.9648752.
11. O. Davydko et al., "A Pipeline for the Diagnosis and Classification of Lung Lesions for Patients with COVID-19," 2022 IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), Lviv, Ukraine, 2022, pp. 551-554, doi: 10.1109/CSIT56902.2022.10000435.
12. Wang T, Nie Z, Wang R, Xu Q, Huang H, Xu H, Xie F, Liu XJ. PneuNet: deep learning for COVID-19 pneumonia diagnosis on chest X-ray image analysis using Vision Transformer. *Med Biol Eng Comput*. 2023 Jun;61(6):1395-1408. doi: 10.1007/s11517-022-02746-2. Epub 2023 Jan 31. PMID: 36719562; PMCID: PMC9887581.
13. Goyal S, Singh R. Detection and classification of lung diseases for pneumonia and Covid-19 using machine and deep learning techniques. *J Ambient Intell Humaniz Comput*. 2023;14(4):3239-3259. doi: 10.1007/s12652-021-03464-7. Epub 2021 Sep 18. PMID: 34567277; PMCID: PMC8449225.
14. Liang X, Zhang Y, Wang J, Ye Q, Liu Y, Tong J. Diagnosis of COVID-19 Pneumonia Based on Graph Convolutional Network. *Front Med (Lausanne)*. 2021 Jan 21;7:612962. doi: 10.3389/fmed.2020.612962. PMID: 33585511; PMCID: PMC7875085.
15. Wang, G., Liu, X., Shen, J. et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng* 5, 509–521 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41551-021-00704-1>
16. Sarvamangala, D.R., Kulkarni, R.V. Convolutional neural networks in medical image understanding: a survey. *Evol. Intel*. 15, 1–22 (2022). <https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
17. Khozeimeh, F., Sharifrazi, D., Izadi, N.H. et al. Combining a convolutional neural network with autoencoders to predict the survival chance of COVID-19 patients. *Sci Rep* 11, 15343 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-93543-8>
18. Bashir-Gonbadi, F., Khotanlou, H. Brain tumor classification using deep convolutional autoencoder-based neural network: multi-task approach. *Multimed Tools Appl* 80, 19909–19929 (2021). <https://doi.org/10.1007/s11042-021-10637-1>
19. Kim, H.E., Cosa-Linan, A., Santhanam, N. et al. Transfer learning for medical image classification: a literature review. *BMC Med Imaging* 22, 69 (2022). <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00793-7>
20. Шулигін Д., Настенко Є. Алгоритм порівняння двох зразків для аналізу медичних зображень шляхом співставлення патернів. *Biomedical Engineering and Technology*, №6. 2021р. С. 138-146. <https://doi.org/10.20535/2617-8974.2021.6.247780>



UDC 004.932:616

# UTILIZATION OF DEEP NEURAL NETWORKS FOR COMPARATIVE ANALYSES OF NORMALITY, PNEUMONIA AND COVID-19

*Roman Yukhimyuk<sup>1</sup>*

[bs92-yry-fbmi23@iit.kpi.ua](mailto:bs92-yry-fbmi23@iit.kpi.ua)

*Marko Shkepast<sup>1</sup>*

[mshkepast@gmail.com](mailto:mshkepast@gmail.com)

*Ievgen Nastenکو<sup>1,2</sup>*

[nastenکو.e@gmail.com](mailto:nastenکو.e@gmail.com)

*Mykola Linnik<sup>3</sup>*

[nicklinnik1957@gmail.com](mailto:nicklinnik1957@gmail.com)

*Illia Davydovych<sup>1</sup>*

[bkmzбkмz6@gmail.com](mailto:bkmzбkмz6@gmail.com)

*Vitalii Babenko<sup>1</sup>*

[vbabenکو2191@gmail.com](mailto:vbabenکو2191@gmail.com)

<sup>1</sup>National Technical University of Ukraine  
“Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute”

Kyiv, Ukraine,

<sup>2</sup>Amosov National Institute of Cardiovascular Surgery

Kyiv, Ukraine,

<sup>3</sup>Yanovsky National Institute of Phthiology and Pulmonology

Kyiv, Ukraine

**Abstract** – The COVID-19 pandemic has had profound socioeconomic consequences that continue to have a significant impact on modern society. The virus is characterized by its inflammatory nature, rapid replication, and transmission, and predominantly involves lung tissue. The clinical course of the disease is particularly dangerous, as it quickly progresses from the initial, relatively benign phases to severe forms of the disease with a low percentage of patients recovering. In this regard, there is a need for fast and automated diagnostic methods, especially for patients undergoing computed tomography. The aim of this research work was to improve the accuracy and efficiency of visual diagnostics using computed tomography images by applying deep neural network algorithms. The usefulness of these algorithms lies in the fact that they serve as an additional tool for doctors, allowing them to identify clinically relevant information that may not be obvious when observed by humans alone. Neural networks were chosen for the study because of their ability to perform complex image analysis and store spatial information. In addition, their ability to learn from large data sets and detect hidden patterns has recently attracted considerable interest from the clinical community. The dataset used in the study contained 1192 computed tomography images of lung structures, distributed as follows: 209 images belonged to patients with pneumonia, 581 to patients with COVID-19, and 402 to patients with healthy lungs, who served as a control group to identify significant differences in pathological conditions. The images were provided by the medical staff of the F.G. Yanovsky National Institute of Phthiology and Pulmonology. Given that the dataset included three lung conditions, the study objective was divided into three subtasks: comparison of normal and pneumonia, normal and COVID-19, and pneumonia and COVID-19. This methodological stratification allowed for a more detailed consideration of the unique characteristics of each disease: for example, pneumonia is often characterized by the presence of consolidated areas, while COVID-19 may show more dispersed opacities in the form of “frosted glass”. Both an autoencoder and a convolutional neural network were used to solve each subtask, and then their performance was compared.

**Key words** – Computed Tomography, Medical Image Analysis, Pathology Recognition, Machine Learning, Deep Learning.