

УДК 004.4+515

## БІНАРНА КЛАСИФІКАЦІЯ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Залевська О.В., к.т.н.,

[o.zalevska@kpi.ua](mailto:o.zalevska@kpi.ua), ORCID: 0000-0002-3163-1695

Фіногенов О.Д., к.т.н.,

[fenyatrashbox@gmail.com](mailto:fenyatrashbox@gmail.com), ORCID: 0000-0002-1708-5632

Демиденко О.П., к.п.д.,

[olga.demydenko80@gmail.com](mailto:olga.demydenko80@gmail.com), ORCID: 0000-0002-0643-5510

Олійник Ю.О., к.т.н.,

[oliyura@gmail.com](mailto:oliyura@gmail.com), ORCID: 0000-0002-7408-4927

Ільєнко Р.С.

[ilienkors@gmail.com](mailto:ilienkors@gmail.com), ORCID: 0000-0002-4676-4036

*Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (Україна)*

*В роботі розглядається методи компресії медичних знімків, отриманих за допомогою комп'ютерної томографії, та їх подальший вплив на їх бінарну класифікацію засобами штучної нейронної мережі.*

*Під час епідемічних загроз гостро постає питання про скорочення часу, який лікар витрачає на обробку знімків пацієнтів з підозрою на захворювання. Прикладом такої епідемії є COVID-19, який в першу чергу вражає легені людини. Інфекція проявляється на знімках характерними відбитками, що дозволяють виявити захворювання на ранній стадії. За статистичними даними захворювання виявлено у 63% пацієнтів, що проходили обстеження. В середньому, на встановлення діагнозу лікар витрачає близько 30-40 хвилин в простих випадках і від декількох годин в середніх та тяжких. За статистичними даними виявлення діагнозу захворювання на коронавірусну інфекцію було встановлено в 43% пацієнтів в яких було виявлено підозру на захворювання. Наближена цифра пацієнтів, що пройшли комп'ютерну томографію лише по м. Київ (Україна) в 2020-му році склала наближено 357640 чоловік. Тобто для встановлення відсутності діагнозу лікарями було витрачено 4400 діб неперервної роботи. Великий обсяг даних не дозволяє зберігати знімки протягом певного часу та накопичувати дані про перебіг хвороби. Отже, виникає питання про якість стискаючого алгоритму та її вплив на діагностику хвороби. Також, велика кількість знімків здорових та уражених різними хворобами легенів приводить до збільшення помилок через людський фактор.*

*Розглянуто доцільність використання нейронних мереж для дослідження та класифікації знімків комп'ютерної томографії. Штучна нейронна мережа, що пройшла якісний етап навчання, хоч і не здатна*

повністю замінити кваліфікованих спеціалістів-медиків, але значно спрощує деякі аспекти цієї непростой праці та зменшити вплив людського фактору на діагноз пацієнта.

Проведено аналіз результату експерименту зі знімками легенів пацієнтів, що знаходяться в відкритому доступі. Результати експерименту підтверджують доцільність використання фрактального стиснення для медичних зображень, але з урахуванням обмежень на вихідний розмір файлу.

*Ключові слова:* штучна нейрона мережа, медицина, легені, фрактальне стиснення, компресія зображень.

**Постановка проблеми.** Під час обробки знімків комп'ютерної томографії з використанням нейронної мережі велику роль відіграє об'єм, який займає знімок, оскільки вибірка може включати в себе близько декількох тисяч знімків. Використання алгоритмів стиснення зображень може призвести до втрати необхідної якості зображення необхідної для встановлення діагнозу. За класифікатор якості зображення можна взяти відносну похибку роботи програмного забезпечення з класифікації знімків за допомогою нейронної мережі. У зв'язку з цим виникає необхідність аналізу використання алгоритмів стиснення враховуючи роботу штучної нейронної мережі з різними початковими даними.

**Аналіз основних досліджень і публікацій.** Майкл Барнслі очолив розробку фрактального стиснення в 1987 році і отримав кілька патентів на цю технологію [3]. Усі методи засновані на фрактальному перетворенні з використанням повторюваних функціональних систем. Майкл Барнслі та Алан Слоан заснували Iterated Systems Inc. у 1987 році, яка отримала понад 20 додаткових патентів, пов'язаних із фрактальним стисненням.

Важливим етапом розвитком стиснення зображення стало дискретне косинусне перетворення (DCT) та метод стиснення з втратами, що були вперше запропоновані Насіром Ахмедом у 1972 році [4].

Джон Крісті, під час роботи в DuPont, почав закладати основи безкоштовного кросплатформеного пакету програм з відкритим вихідним кодом для роботи із зображеннями, в тому числі для їх перетворення та стискання. Починалося все з перетворення 24-бітних зображень у 8-бітні, зараз підтримкою проекту займається компанія ImageMagick Studio LLC [5].

Багато роботи по підвищенню точності та ефективності виявленню захворювань було виконано науковцями. Так М. І. Razzak обговорював перспективи попередньої обробки зображень у сфері медицини [6]. D. Shen відмітила, що проведено велику роботу в області методів глибокого навчання для виявлення численних захворювань [7]. Одну з моделей глибокого навчання запропонував А. Esteva [8].

**Формулювання цілей статті.** Провести аналіз роботи штучної нейронної мережі з зображеннями отриманими різними алгоритмами стиснення та надати рекомендації до подальшого застосування алгоритмів.

Встановити недоліки та переваги алгоритмів стиснення зображення для подальшого їх застосування в класифікації зображень комп'ютерної томографії.

**Основна частина.** Великий крок у побудові моделей для класифікації зображень відбувся з встановленням, що згорткова нейронна мережа (CNN - convolutional neural network) може використовуватися для поступового аналізу вищих рівнів вмісту зображення. Замість попередньої обробки даних, згорткова нейронна мережа бере лише необроблені піксельні дані зображення, як вхідні дані і запам, як витягувати ці функції, і в кінцевому підсумку робить висновок про об'єкт.

Згорткова нейронна мережа — це підхід, який використовується для розпізнавання та обробки зображень, спеціально розроблений для обробки растрових даних. Для початку CNN отримує вихідну карту ознак: тривимірну матрицю, де розмір перших двох вимірів відповідає довжині та ширині зображень у пікселях. Розмір третього виміру відповідає 3 каналам кольорового зображення: червоному, зеленому та синьому.

Для проведення аналізу роботи штучного інтелекту спочатку треба навчити модель нейронної сітки. Для цього використовуємо відкриті дані про коронавірусну інфекцію [9]. Ми маємо 1341 рентгенівських знімків здорових легенів та 3875, що уражені пневмонією. Розмір усіх вхідних зображень 512 на 512 пікселів.

Після чого продовжимо проводити експерименти з такими наборами зображень по 500 елементів кожен, як наведено у таблиці 1.

Таблиця 1

Характеристика класів зображень

Метод компресії	Роздільна здатність	Тип легенів	Загальний розмір
Фрактальне стиснення	64	Здорові	1,6 МВ
Фрактальне стиснення	128	Здорові	2,5 МВ
Фрактальне стиснення	256	Здорові	5,1 МВ
Фрактальне стиснення	512	Здорові	13,4 МВ
Фрактальне стиснення	64	Хворі	719,9 кВ
Фрактальне стиснення	128	Хворі	1,4 МВ
Фрактальне стиснення	256	Хворі	3,7 МВ
Фрактальне стиснення	512	Хворі	10,8 МВ
Згортка зі згладжуванням	64	Здорові	2,6 МВ

Згортка зі згладжуванням	128	Здорові	6,0 МВ
Згортка зі згладжуванням	256	Здорові	17,5 МВ
Згортка зі згладжуванням	512	Здорові	61,6 МВ
Згортка зі згладжуванням	64	Хворі	1,6 МВ
Згортка зі згладжуванням	128	Хворі	4,8 МВ
Згортка зі згладжуванням	256	Хворі	15,6 МВ
Згортка зі згладжуванням	512	Хворі	56,7 МВ

На виході для кожного зображення певного класу була отримана ймовірність захворювання на пневмонію. На рис. 1 видно графік, що відображає наскільки зображення хворих легенів ближче до вірного діагнозу.

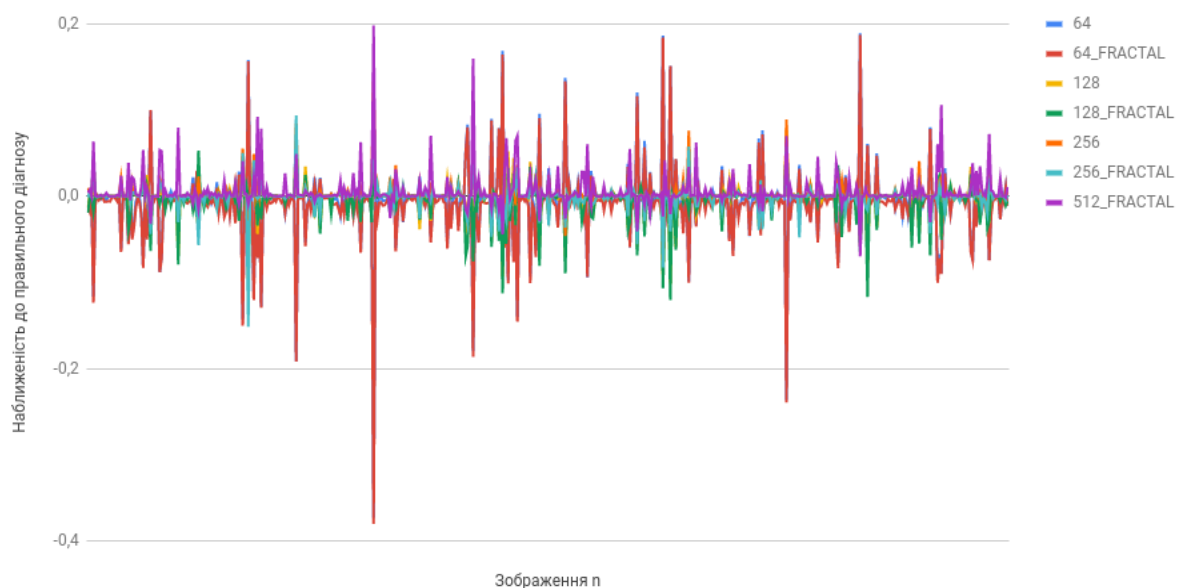


Рис. 1. Порівняння наближеності ймовірності до вірного діагнозу хворих легенів

Для зручного аналізу, було створено графік з середніми ймовірностями по кожному класу зображень із захворюваннями, що видно на рис. 2.

З цього графіку видно, що нейронна мережа краще розпізнає зображення з роздільною здатністю 256 на 256 пікселів, що було стиснуте звичайною згорткою, ніж зображення з тими самими умовами, але з роздільною здатністю 512 на 512 пікселів. Також зображення тієї самої роздільної здатності, що і еталонні у порівнянні, але оброблені

фрактальним стисканням, краще розпізнаються штучним інтелектом.

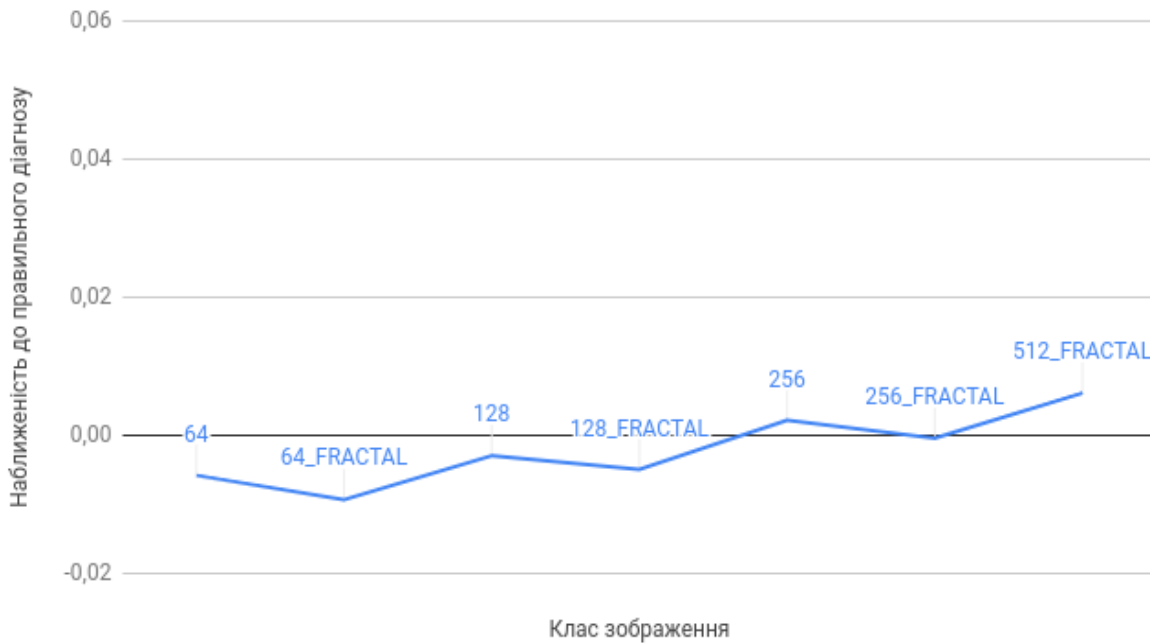


Рис. 2. Порівняння середніх значень кожного класу хворих легенів

Такі самі експерименти можна побачити на рис. 3 та рис. 4, де вже класифікувалися здорові легені.

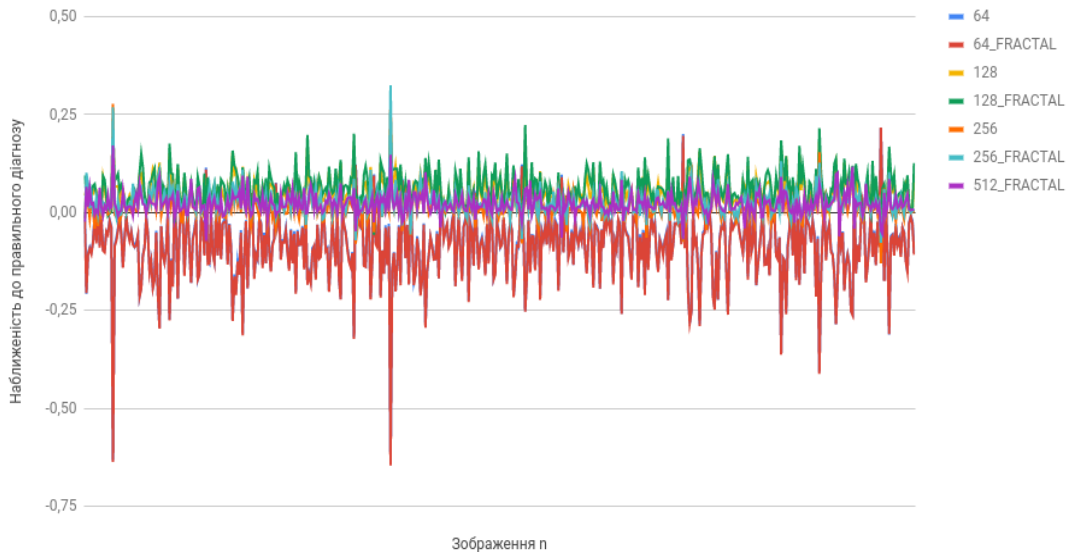


Рис. 3. Графік наближеності ймовірності до вірного діагнозу хворих легенів

Через те, що під час навчання моделі використовувалося менше зображень здорових легенів, то дані відрізняються. Тут можна побачити, що ефективність роботи нейронної мережі покращилася на зображеннях з роздільною здатністю починаючи з 128 на 128 пікселів. А фрактальне стиснення покращило результати.

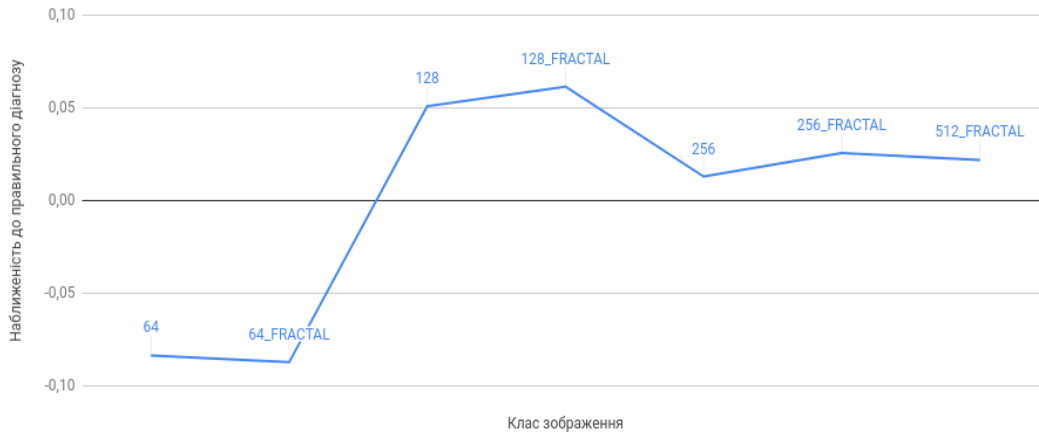


Рис. 4 Графік порівняння середніх значень кожного класу здорових легенів

**Висновки.** Аналіз експериментів на різних вибірках показав, що нейронна мережа показує кращу ефективність роботи на зображеннях із фрактальним стисненням, але після певної межі роздільної здатності. Якщо зображення надто стиснуте, то значний вплив має його згладжування. Для використання в лікарській практиці пропонується використовувати фрактальне стиснення медичних зображень.

### *Література*

1. David Reinsel, John Gantz, John Rydning. The Digitization of the World From Edge to Core, 2018. pp. 14-25.
2. Walid Zgallai. Biomedical Signal Processing and Artificial Intelligence in Healthcare. Academic Press, 2020. p. 268.
3. Michael F. Barnsley Alan D. Sloan. Barnsley and Sloan's first iterated function system patent, 1987. pp. 17-82.
4. Ahmed, Nasir. How I Came Up with the Discrete Cosine Transform. Academic Press, 1991. p. 4–5.
5. Dr. Pensak. History of ImageMagick, 2018.
6. Razzak, Muhammad Imran, Naz, Saeeda and Zaib, Ahmad. Deep learning for medical image processing: overview, challenges, and the future, 2018. pp. 323-350.
7. Dinggang Shen, Guorong Wu, Heung-II Suk. Deep learning in medical image analysis. Academic Press, 2021. pp. 27-140.
8. Andre Esteva, Alexandre Robicquet, Bharath Ramsundar, Volodymyr Kuleshov, Mark DePristo, Katherine Chou, Claire Cui, Greg Corrado, Sebastian Thrun, Jeff Dean. A guide to deep learning in healthcare, 2019
9. Chest Xray Pneumonia, 2020. <https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia> (дата звернення 12.11.21)

## **ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СРЕДСТВ КОМПРЕССИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ БИНАРНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ В СФЕРЕ МЕДИЦИНЫ**

Залевская О. В., Финогенов А.Д., Демиденко О.П., Олийник Ю.О.,  
Ильенко Р. С.

*В работе рассматриваются методы компрессии медицинских снимков, полученных с помощью компьютерной томографии, и их дальнейшее влияние на бинарную классификацию средствами искусственной нейронной сети.*

*Во время эпидемических угроз остро стоит вопрос о сокращении времени, которое врач тратит на обработку снимков пациентов с подозрением на заболевание. Примером такой эпидемии является COVID-19, в первую очередь поражающий легкие человека. Инфекция проявляется на снимках характерными отпечатками, позволяющими выявить заболевание на ранней стадии. По статистическим данным заболевания выявлено у 63% пациентов, проходивших обследование. В среднем, на установку диагноза врач тратит около 30-40 минут в простых случаях и от нескольких часов в средних и тяжелых. По статистическим данным выявление диагноза заболевания короновиральной инфекцией было установлено у 43% пациентов, у которых было выявлено подозрение на заболевание. Приближенная цифра пациентов, прошедших компьютерную томографию только по г. Киеву (Украина) в 2020-м году составила около 357640 человек. То есть для установления отсутствия диагноза врачами было израсходовано 4400 суток непрерывной работы. Большой объем данных не позволяет сохранять снимки в течение определенного времени и накапливать данные о ходе болезни. Следовательно, возникает вопрос о качестве сжимающего алгоритма и его влиянии на диагностику болезни. Также большое количество снимков здоровых и пораженных различными болезнями легких приводит к увеличению ошибок из-за человеческого фактора.*

*Рассмотрена целесообразность использования нейронных сетей для исследования и классификации снимков компьютерной томографии. Искусственная нейронная сеть, прошедшая качественный этап обучения, хотя и не способна полностью заменить квалифицированных медиков, но значительно упрощает некоторые аспекты этого непростого труда и уменьшает влияние человеческого фактора на диагноз пациента.*

*Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, медицина, легкие, фрактальное сжатие, компрессия изображений.*

## **THE USE OF IMAGE COMPRESSION METHODS FOR BINARY CLASSIFICATION OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK IN THE SPHERE OF MEDICINE**

*Olga Zelevska, Alexey Finigenov, Olga Demydenko, Yurii Okiinyk,  
Roman Ilienکو*

*In the robot, we look at the methods of compression of medical knowledge, which are taken for an additional computer tomography, and that has been added to the binary classification by means of a piece of neural hedge.*

*Before the hour of epidemic threats of the state food supply, about the fast hour, like a vitrachal likar for the processing of signs of patients with age for ill health. With the help of such an epidemic of COVID-19, which in the first place is the enemy of the legends of the people. Infection manifests itself on signs with characteristic video beats, which allows you to get sick at an early stage. Statistical data showed that 63% of the patients were ill. In the middle, on the establishment of diagnostics of vitrachak, it is close to 30-40 hilines in simple cases and from decilcoh years in the middle and heavy. According to the statistical data on the diagnosis of illness on coronavirus cases, the bulo was established in 43% of the patients in which cases were diagnosed for illness. The number of patients who have undergone a computer tomography in Kiev (Ukraine) metro station in 2020 is close to 357640 people. In order to establish a daily diagnosis of drugs, 4400 dB of uninterrupted robots were stained. The great obsyag of tribute did not allow taking the sign of the singing hour and collecting the tribute about the recession of the ailment. Otzhe, a question about the quality of the squeezing algorithm and the infusion for the diagnosis of ailments. Likewise, there is a great number of signs of the healthy and the legends, who have been given small ailments, to lead to the increase of mercy through the human factor.*

*The expert opinion of the neural framing for the improvement of the classification of computer tomography has been shown. A piece of neural framing, which has passed the final stage of development, I wish I didn't need to substitute qualified specialists in medicine, but rather forgive people the aspects of the complexities of people's problems in thinking.*

*Key words: piece neuron of a fancy, medicine, legends, fractal compression, image compression.*

### **Referenses**

1. David Reinsel, John Gantz, John Rydning. (2018) The Digitization of the World From Edge to Core, 14-25. [in English]



2. Walid, Zgallai. (2020) Biomedical Signal Processing and Artificial Intelligence in Healthcare. Academic Press, 268. [in English]
3. Michael, F. Barnsley, Alan D. Sloan. (1987) Barnsley and Sloan's first iterated function system patent, 17-82. [in English]
4. Ahmed, Nasir. (1991) How I Came Up with the Discrete Cosine Transform. Academic Press, 4-5 [in English]
5. Dr. Pensak. (2018) History of ImageMagick, [in English]
6. Razzak, Muhammad Imran, Naz, Saeeda and Zaib, Ahmad. (2018) Deep learning for medical image processing: overview, challenges, and the future, 323-350. [in English]
7. Dinggang, Shen, Guorong, Wu, Heung-Il, Suk. (2021) Deep learning in medical image analysis. Academic Press, 27-140. [in English]
8. Andre Esteva, Alexandre Robicquet, Bharath Ramsundar, Volodymyr Kuleshov, Mark DePristo, Katherine Chou, Claire Cui, Greg Corrado, Sebastian Thrun, Jeff Dean. (2019) A guide to deep learning in healthcare, [in English]
9. Chest Xray Pneumonia, 2020.  
<https://www.kaggle.com/paultimothymooney/chest-xray-pneumonia> (дата звернення 12.11.21) [in English]