

УДК 004.391

DOI: 10.20998/2411-0558.2023.01.03

*Д. В. ПРОЧУХАН*, ст. викл., Національний аерокосмічний університет ім. М.С. Жуковського "Харківський авіаційний інститут", м. Харків

## **НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ МОДЕЛЮВАННЯ В РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ ВИЗНАЧЕННЯ УРАЖЕННЯ СІТКІВКИ ОКА ДІАБЕТИЧНОГО ПОХОДЖЕННЯ**

З метою визначення стадії ураження сітківки ока діабетичного походження застосовано механізми машинного навчання. Обґрунтовано використання згорткової нейронної мережі DenseNet для якісного розпізнавання і сегментації зображень. Проведено модифікацію мереж DenseNet-121, DenseNet-169 і DenseNet-201 шляхом додавання додаткових шарів. Розроблено програмні механізми обробки зображень за допомогою розмиття Гауса, видалення чорних рамок і мінімізації впливу зміни положення зображень на якість розпізнавання. Здійснено побудування і навчання моделі. Отримано високі показники точності розпізнавання. Для мережі DenseNet-201 отримано показник 97.9%, що переважає показники мереж DenseNet-121 і DenseNet-169. Іл.: 3. Табл.: 1. Бібліогр.: 13 назв.

**Ключові слова:** згорткові нейронні мережі, моделювання, машинне навчання, сегментація, розпізнавання, діабет.

**Постановка проблеми.** Цукровий діабет є актуальною проблемою сучасного суспільства, оскільки є причиною значного погіршення загального стану здоров'я людини. Вказана хвороба призводить до уражень зору, серцевих захворювань. При виникненні ускладнень у хворого з цукрового діабету серцеві захворювання можуть спричинити інфаркт чи інсульт. Інфаркт або інсульт при цукровому діабеті може призвести до смерті. Ниркова недостатність дуже часто є наслідком цукрового діабету. Для важких форм цукрового діабету необхідне хірургічне втручання. Хірургічні операції у тяжких випадках вимагають видалення кінцівок. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я станом на кінець 2022 року у світі налічувалося 422 мільйона хворих на діабет. Кожен рік фіксується 1.5 мільйони летальних випадків.

Тривале захворювання цукровим діабетом може призвести до ураження сітківки ока. Прогресування вказаної хвороби призводить до погіршення зору. Ураження сітківки ока виявити вчасно дуже складно. Вказане захворювання проявляється незначними симптомами, доки не стає занадто пізно для ефективного лікування. Діагностика ураження сітківки ока є непростою задачею, яка вимагає від спеціаліста вміння

здійснювати точний ретельний аналіз зображень очного дна сітківки ока. Неправильне діагностування може призвести до затримки лікування і погіршення стану здоров'я. Спеціалісти можуть визначити хворобу за наявністю судинних аномалій, які пов'язані з ураженням сітківки ока. В Україні в сучасних умовах рівень цукрового діабету високий. Кожен рік збільшується кількість людей з вказаним захворюванням. Інфраструктура, необхідна для діагностування ураження сітківки ока, розвинута в нашій країні не в повному обсязі, обладнання не вистачає. Попередні дослідження в цій галузі пов'язані з використанням машинного навчання. Визначення ураження сітківки ока здійснювалося за допомогою нейронних мереж. Тому необхідно розвинути успіхи попередніх робіт, розробивши систему, що забезпечить високі показники точності розпізнавання ураження сітківки ока діабетичного походження.

**Аналіз літератури.** В дослідженнях вчені значну роль приділяють обробці зображень для вирішення задачі ураження сітківки ока діабетичного походження. В роботі [1] для вирішення вказаної задачі автори приділяють значну увагу такому питанню як якісна обробка зображень. Якісна обробка зображень сприяє виявленню захворювання на ранній стадії. Для якісної обробки зображень в роботі [2] пропонується використання сучасних моделей відеокамер. В роботі [3] розглянуто способи ефективного використання портативних відеокамер для роботи з зображеннями. В дослідженні [4] пропонується зробити подвійний аналіз зображення для покращення точності. В роботі [5] визначаються ефективні засоби для підвищення яскравості вхідних даних. В дослідженні [6] пропонуються інноваційні шляхи для покращення існуючих методів обробки зображень. В дослідженні [7] пропонуються шляхи обробки зображень з високим ступенем зашумлення. У вказаному дослідженні також пропонуються методи для вирішення проблеми різної роздільної здатності зображень. Після обробки зображень необхідно провести класифікацію зображень. На наступному кроці необхідно провести сегментацію зображення. Останній етап – виявлення ураження сітківки ока. В роботі [8] обґрунтовано, що другий і третій етапи з вказаних найбільш складні в реалізації системи. Також доведено, що перший етап більш простий при розробці програмного комплексу ураження сітківки ока. В дослідженнях вчених розглядаються різні моделі типів згорткових нейронних мереж, порівнюються їх швидкодія, точність, ефективність. В роботі [9] було порівняно точність і швидкість моделей згорткових нейронних мереж ResNet, DenseNet та DetNet та значний вплив гіперпараметрів на точність вказаних моделей. В дослідженні [10] вказуються переваги архітектури DenseNet-100 у порівнянні з ResNet-101.

У дослідженні [11] підкреслюються переваги згорткової нейронної мережі DensNet. В роботі [12] наводяться особливості архітектури DensNet-121. В дослідженні [12] також наводяться переваги вказаної архітектури при вирішенні задач сегментації медичних зображень. В роботі [13] пропонується підхід глибокого навчання для ранньої діагностики ураження сітківки ока діабетичного походження з використанням згорткової мережі DenseNet-169.

**Метою даної роботи** є створення системи визначення ступеня важкості ураження сітківки ока за допомогою модифікації архітектури згорткових нейронних мереж DenseNet, порівняння показників точності модифікованих архітектур DenseNet-121, DenseNet-169 та DensNet-201.

**Теоретичні передумови.** В дослідженнях, зазначених вище, було продемонстровано, що згорткові нейронні мережі можуть бути значно ефективнішими, якщо в них забезпечено короткий зв'язок між шарами, які знаходяться ближче до ділянок входу та виходу. Нейронна мережа Dense Convolutional Network (DenseNet) використовує цю закономірність і з'єднує кожен шар з кожним наступним шаром. Вказана особливість спрацьовує під час розповсюдження сигналу. На відміну від інших типів згорткових мереж, що мають однакову кількість шарів та зв'язків, DenseNet має  $L(L+1)/2$  зв'язків. Особливістю вказаної згорткової нейронної мережі є те, що карти ознак всіх попередніх шарів застосовуються як вхідні дані. При цьому власні карти ознак використовуються як вхідні дані у всі наступні шари.

Шари Dense Block мережі DenseNet мають тісний зв'язок з кожним наступним блоком. На рис. 1 представлено схематичне зображення роботи вказаного механізму.

Основні переваги вказаної згорткової нейронної мережі при її застосовуванні для розв'язування задач медичної діагностики полягають в тому, що вона забезпечує високі показники точності розпізнавання та сегментації зображень. Для вирішення вказаних задач можна використовувати невеликі набори даних. Ще однією перевагою DenseNet є мала кількість гіперпараметрів у порівнянні з аналогами. Головними характеристиками вказаної згорткової нейронної мережі є кількість шарів та темп зростання. До недоліків DenseNet необхідно віднести високі вимоги до обчислювального обладнання за рахунок використання великої кількості зв'язків. В дослідженні було розглянуто наступні версії згорткової нейронної мережі: DenseNet-121, DenseNet-169, DenseNet-201. Проведено модифікацію вказаних згорткових нейронних мереж шляхом додавання до вказаних моделей шарів GlobalAveragePooling2D, Dropout і Dense.

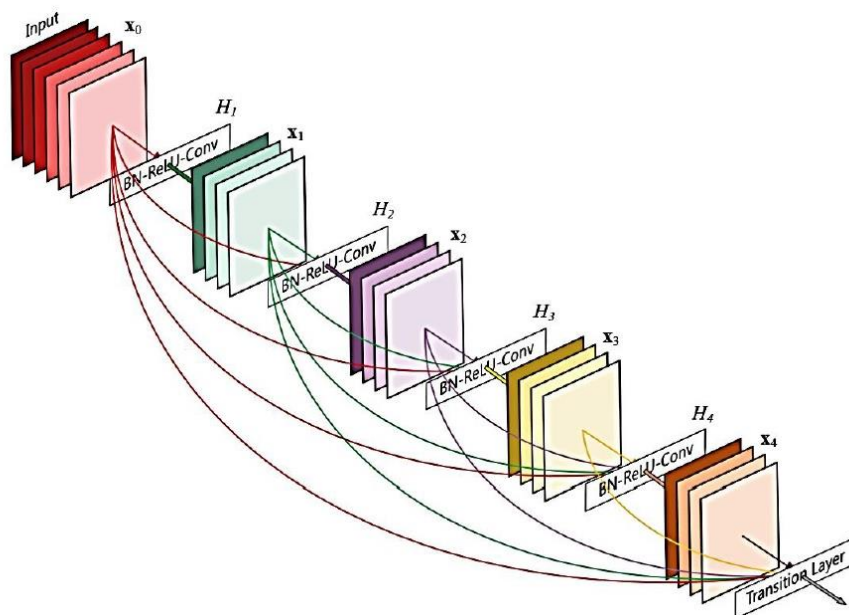


Рис. 1. Зв'язок шарів Dense Block мережі DenseNet

Доданий шар GlobalAveragePooling2D здійснює обробку отриманих даних. На початку обробки вони зберігаються у вигляді матриць.

Після виконання процесу обробки шар GlobalAveragePooling2D дозволяє здійснити перетворення матричних даних у векторні. Це відбувається шляхом знаходження середнього значення елементів матриці. Механізм вказаного процесу представлено на рис. 2 .

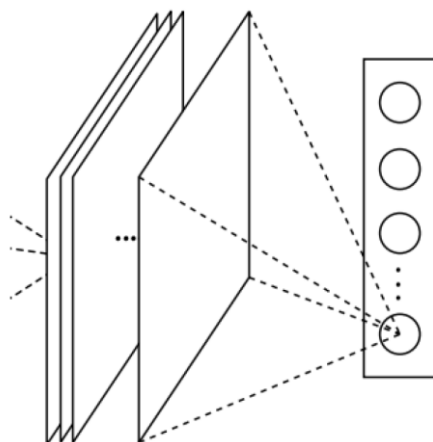


Рис 2. Механізм роботи шару GlobalAveragePooling2D

Використання вказаного методу дозволило отримати більш високі показники ефективності мережі у порівнянні з оптимізаторами SGD, Momentum, RMSProp.

Структуру модифікованої мережі DenseNet, представлено на рис. 3.



Рис. 3. Структура модифікованої мережі DenseNet

Для проведення дослідження було використано набір даних APTOS, який містить 5590 зображень. Начальний набір даних містить 3662 зображення. Тестовий набір даних містить 1928 зображень. Зважаючи на те, що в тестовому наборі відсутні мітки, то в дослідженні буде використано тільки навчальний набір даних з 3662 зображень, в якому передбачена розмітка. За ступенем важкості ураження сітківки ока діабетичного походження зображення розмічені від 0 до 4. В наборі даних APTOS міткою 0 розмічені зображення, які не містять ознак вказаного захворювання. В вказаному наборі 1805 зображень вказаного типу. Міткою 1 розмічені зображення з початковою стадією ураження сітківки ока діабетичного походження. У наборі даних 999 зображень вказаного типу. Міткою 2 розмічені зображення з помірною стадією ураження сітківки ока діабетичного походження. В наборі APTOS 370 зображень вказаного типу. Міткою 3 розмічені зображення з важкою стадією ураження сітківки ока діабетичного походження. В наборі APTOS 295 зображень вказаного типу. Міткою 4 розмічені зображення з найважчою стадією ураження сітківки ока діабетичного походження. В наборі APTOS 193 зображення вказаного типу. Відсоткове відношення різних типів захворювання має значні розбіжності. Зображення з міткою 0 складають 49,29%, а зображення з міткою 4 складають 5,27%. Завдяки розбіжностям зроблено перерахунок ваг для кожного класу. Вказаний перерахунок вирішує проблему незбалансованості набору даних і призводить до вирівнювання розподілу даних. Розглянутий механізм інтегровано в систему визначення ступеня ураження сітківки ока діабетичного походження.

В наборі APTOS 193 зображення вказаного типу. Відсоткове відношення різних типів захворювання має значні розбіжності. Зображення з міткою 0 складають 49,29%, а зображення з міткою 4

складають 5,27%. Для запобігання розбіжностей здійснено навчання ваг методом стохастичного грієнтного спуску.

Розглянутий механізм інтегровано в систему визначення ступеня ураження сітківки ока діабетичного походження.

Для подальшої розробки і побудування моделі вхідні зображення було розділено на навчальну і валідаційну вибірки. Для навчальної вибірки обрано 80% зображень. Для валідаційної вибірки 20% зображень. Навчальна вибірка склала 2930 зображень. Валідаційна вибірка склала 732 зображення.

Програмну реалізацію системи визначення ступеня ураження сітківки ока діабетичного походження здійснено на мові програмування Python в середовищі Google Colaboratory. Зважаючи на те, що згорткові нейронні мережі класу DenseNet приймають для обробки зображення розміром 224 на 224, розроблено функцію для зменшення зображення до вказаного розміру.

Для зниження зашумленості зображення використано метод обрізання чорних рамок. Для вказаного методу використовується наступний алгоритм. Для чорно-білого зображення знаходяться чорні плями за допомогою фільтру. Фільтр сприяє вилученню зайвих чорних рамок. Якщо у всьому зображенні переважає чорний колір, то обрізання не відбувається. Для кольорового зображення застосовується наступний алгоритм. Спочатку зображення перетворюється у чорно-біле, а потім для отриманого зображення застосовується алгоритм, описаний вище.

Для вирішення проблеми недостатнього освітлення і зменшення шуму на зображеннях використано фільтр розмивання Гауса. Використання вказаного механізму дозволяє зменшити різкість неважливих елементів зображення і збільшити чіткість необхідних елементів. Пікселі на зображеннях мають високе стандартне відхилення, що спричиняє безліч варіацій. Розмиття Гауса забезпечує нормальний розподіл значень пікселів, згладжуючи вказані варіації. Кожен піксель при застосуванні цього механізму набуває середньозваженого значення щодо сусідніх пікселів. Різкість необхідних елементів зображення досягається зменшенням радіусу розмиття.

Для реалізації вказаного алгоритму використано функцію бібліотеки OpenCV2 GaussianBlur. Алгоритм роботи функції GaussianBlur полягає в тому в тому, що кожен піксель у зображенні заміщується на суму довколишніх, взятих з певними ваговими коефіцієнтами. Третій аргумент функції визначає стандартне відхилення ядра Гауса. Встановлення цього значення в 0 дозволяє автоматично визначити оптимальне відхилення.

Для зменшення зашумлення цифрового простору, BGR необхідно змінити на RGB. Для реалізації застосовано функцію бібліотеки OpenCV2

cvtColor. В перший параметр вказаної функції передається зображення, а другий набуває значення cv2.COLOR\_BGR2RGB.

В дослідженні також створено алгоритм, який забезпечує відсутність впливу таких операцій із зображеннями як поворот на кінцевий результат визначення ступеня захворювання. В розробленому програмному механізмі опрацювання даних здійснюється таким чином, що всі дані не зберігаються, а здійснюється обробка тільки певних даних у необхідний для цього час. Згортова нейронна мережа в процесі навчання створює фільтри, які допомагають класифікувати зображення у різних положеннях.

В розробленому програмному забезпеченні здійснено перетворення міток у вектори розміром 1 на 5. Кожна стадія захворювання є важчою, ніж попередня. З вказаних міркувань випливає, що доцільно використовувати наступний підхід при формуванні векторів. При відсутності ураження сітківки ока діабетичного походження вектор набуває значення (1,0,0,0,0). У випадку початкової стадії захворювання вектор дорівнює (1,1,0,0,0). У випадку помірного ураження сітківки ока діабетичного походження вектор набуває значення (1,1,1,0,0). Для важкої стадії вектор набуває значення (1,1,1,1,0). Для останньої найважчої стадії вектор набуває значення (1,1,1,1,1). Шари моделі побудовано за допомогою бібліотеки Keras. При компіляції використано метрику assuarcy. Для параметра lr оптимізатора Adam встановлено значення 0.00001. Для процесу тренування мережі використано метод fit\_generator.

**Експериментальні результати.** В процесі дослідження було виявлено, що для досягнення максимальної точності необхідно 16 епох. Програма обчислює ймовірність належності зображення до певного класу. У разі ймовірності, що перевищує 50%, зображення слід віднести до цього класу. В результаті експерименту з одним із зображень було отримано значення 0.91, 0.85, 0.65, 0.56, 0.25. Після перетворення у 0 та 1 отримано вектор (1,1,1,1,0), тобто в цьому випадку визначено важкий ступінь захворювання.

В результаті обробки іншого зображення було отримано значення 0.92, 0.45, 0.35, 0.22, 0.15. Після перетворення у 0 та 1 отримано вектор (1, 0, 0, 0, 0), тобто в цьому випадку визначено початковий ступінь захворювання.

В табл. 1 наведено показники точності, які було отримано для модифікованих моделей DenseNet.

Таблиця 1

Точність визначення захворювання

Модифікована модель мережі	DenseNet-121	DenseNet-169	DenseNet-201
Точність, %	97,4	97,7	97,9

**Висновки.** 1. Обґрунтовано використання згоркових нейронних мереж DenseNet для визначення стадії ураження сітківки ока діабетичного походження.

2. Модифікація вказаних нейромереж шляхом додавання шарів GlobalAveragePooling2D, Dropout та Dense призводить до покращення точності розпізнавання.

3. Програмна реалізація розмиття по Гаусу, видалення чорних рамок і мінімізація впливу зміни положення зображень покращують якість подальшої обробки зображень.

4. Модифікована мережа DenseNet-201 має більш високу точність розпізнавання, ніж модифіковані мережі DenseNet-169 і DenseNet-121.

**References:**

1. Dai, L., Wu, L., Li, H. [et al.]. (2021) "A deep learning system for detecting diabetic retinopathy across the disease spectrum", *Nature Communications*. 2021. Vol. 12, № 3242. pp.1–11.
2. Chen, P. N., Lee, C. C., Liang, C. M., Pao, S. I., Huang, K. H., & Lin, K. F. (2021) "General deep learning model for detecting diabetic retinopathy", *BMC Bioinformatics*. Vol. 22, № 84. pp. 1–14.
3. Nunez do Rio, J. M., Nderitu, P., Bergeles, C., Sivaprasad, S., Tan, G. S., & Raman, R. (2022). "Evaluating a Deep Learning Diabetic Retinopathy Grading System Developed on Mydriatic Retinal Images When Applied to Non-Mydriatic Community Screening", *Journal of Clinical Medicine*, Vol. 11, № 3, pp. 1–11.
4. Baget-Bernaldiz, M., Pedro, R. A., Santos-Blanco, E., Navarro-Gil, R., Valls, A., Moreno, A., ... & Puig, D. (2021), "Testing a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in a Spanish Diabetic Population and with MESSIDOR Database", *Diagnostics*. 2021. Vol. 11, № 8, pp. 1–11.
5. Kaushik, H., Singh, D., Kaur, M., Alshazly, H., Zaguia, A., & Hamam, H. (2021), "Diabetic Retinopathy Diagnosis From Fundus Images Using Stacked Generalization of Deep Models", *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 108276–108292.
6. Khan, Z., Khan, F. G., Khan, A., Rehman, Z. U., Shah, S., Qummar, S., ... & Pack, S. (2021), "Diabetic Retinopathy Detection Using VGGNIN a Deep Learning Architecture", *IEEE Access*, Vol. 9, pp. 61408–61416.
7. Sikder, N., Masud, M., Bairagi, A. K., Arif, A. S. M., Nahid, A. A., & Alhumyani, H. A. (2021), "Severity Classification of Diabetic Retinopathy Using an Ensemble Learning Algorithm through Analyzing Retinal Images", *Symmetry*, Vol. 13, № 4, pp. 1–26.



8. Li, T., Gao, Y., Wang, K., Guo, S., Liu, H., & Kang, H. (2019), "Diagnostic assessment of deep learning algorithms for diabetic retinopathy screening", *Information Sciences*, Vol. 501, № 13, pp. 511–522.
9. Adriman, R., Muchtar, K., & Maulina, N. (2021), "Performance Evaluation of Binary Classification of Diabetic Retinopathy through Deep Learning Techniques using Texture Feature", *Procedia Computer Science*, Vol. 179, pp. 88–94.
10. Nazir, T., Nawaz, M., Rashid, J., Mahum, R., Masood, M., Mehmood, A., ... & Hussain, A. (2021), "Detection of Diabetic Eye Disease from Retinal Images Using a Deep Learning Based CenterNet Model", *Sensors*. Vol. 21, № 16, pp. 1–18.
11. Samanta, A., Saha, A., Satapathy, S. C., Fernandes, S. L., & Zhang, Y. D. (2020), "Automated detection of diabetic retinopathy using convolutional neural networks on a small dataset", *Pattern Recognition Letters*, Vol. 135, pp. 293–298.
12. Ayala, A., Ortiz Figueroa, T., Fernandes, B., & Cruz, F. (2021), "Diabetic Retinopathy Improved Detection Using Deep Learning", *Applied Sciences*, Vol. 11, № 24, pp. 1–11.
13. Mushtaq, G., & Siddiqui, F. (2021), "Detection of diabetic retinopathy using deep learning methodology", *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, Vol. 1070, № 012049, pp.1–13.

*Статтю представив доктор технічних наук, професор ХНУРЕ Олег Григорович Руденко.*

*Поступила (received) 06.07.2023*

**Dmytro Prochukhan**, senior lecture,  
National Aerospace University "Kharkiv Aviation Institute",  
Chkalova str., 17, Kharkiv, Ukraine, 61070  
Tel.:+38 099 701 12 49, e-mail: d.prochukhan@khai.edu  
ORCID ID: 0000-0002-4622-1015

УДК 004.391

**Нейромережеве моделювання в реалізації системи визначення ураження сітківки ока діабетичного походження / Прочухан Д.В.** // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2023. – № 1–2 (9–10). – С. 40 – 49.

З метою визначення стадії ураження сітківки ока діабетичного походження застосовано механізми машинного навчання. Обґрунтовано використання згорткової нейронної мережі DenseNet для якісного розпізнавання і сегментації зображень. Проведено модифікацію мереж DenseNet-121, DenseNet-169 і DenseNet-201 шляхом додавання додаткових шарів. Розроблено програмні механізми обробки зображень за допомогою розмиття Гауса, видалення чорних рамок і мінімізації впливу зміни положення зображень на якість розпізнавання. Здійснено побудовання і навчання моделі. Отримано високі показники точності розпізнавання. Для мережі DenseNet-201 отримано показник 97.9%, що переважає показники мереж DenseNet-121 і DenseNet-169. Іл.: 2. Табл.: 1. Бібліогр.: 13 назв.

**Ключові слова:** згорткові нейронні мережі; моделювання; машинне навчання; сегментація; розпізнавання.

UDC 004.391

**Neuronet modeling in the implementation of the system for determining retinal damage of diabetic origin / Prochukhan D.** // Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Information and Modelling. – Kharkov: NTU "KhPI". – № 1–2 (9–10). – P. 40 – 49.

In order to determine the stage of retinal damage of diabetic origin, machine learning mechanisms are applied. The use of the DenseNet convolutional neural network for high-quality image recognition and segmentation is substantiated. DenseNet-121, DenseNet-169 and DenseNet-201 networks have been modified by adding additional layers. Software mechanisms for image processing using Gaussian blurring, removal of black frames, and minimization of the influence of image position changes on recognition quality have been developed. The model was built and trained. High rates of recognition accuracy were obtained. For the DenseNet-201 network, an indicator of 97.9% was obtained, which exceeds the characteristics of the DenseNet-121 and DenseNet-169 networks. Figs.: 2. Tabl.: 1. Refs.: 13 titles.

**Keywords:** convolutional neural networks; modeling; machine learning; segmentation; recognition.