

УДК 004.9

А. В. ЩЕРБАТЮК, С.Є. ТУЖАНСЬКИЙ

МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ОКТ З ДОПОМОГОЮ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОМЕРЕЖІ

Вінницький національний технічний університет 21021, Хмельницьке шосе 95, Вінниця, Україна

Анотація: У статті здійснено аналіз методів сегментації зображень оптичної когерентної томографії, створено модель згорткової нейромережі U-Net, здійснено обробку серії тестових зображень з відкритої бази даних та здійснено порівняння результатів обробки з іншими алгоритмами за індексом структурної схожості (SSIM). Також здійснено попередню обробку тестових зображень для підвищення якості сегментації. В даній роботі здійснено створення, тренування та застосування згорткової нейромережі U-Net. Розглянуто існуючі методи сегментації зображень оптичної когерентної томографії для діагностики та моніторингу офтальмологічних захворювань. Було проаналізовано переваги використання глибокої згорткової нейронної мережі U-Net у порівнянні з класичними методами, такими як оператор Собеля, та оператор Прюїтт. На відміну від класичних алгоритмів, які мають обмежену здатність адаптуватися до шуму, неоднорідності зображення та патологій, U-Net забезпечив вищу точність сегментації зображень.

Ключові слова: оптична когерентна томографія, згорткова нейромережа, U-Net, фільтр Гауса, індекс структурної схожості.

Abstract: The article analyzes the methods of segmentation of optical coherence tomography images, creates a convolutional neural network model U-Net, processes a series of test images from an open database, and compares the results of processing with other algorithms using the structural similarity index (SSIM). Pre-processing of test images to improve the quality of segmentation is also performed. Preprocessing of test images was also carried out to improve the quality of segmentation. In this work, the U-Net convolutional neural network was created, trained and applied. Existing methods of segmentation of optical coherence tomography images for the diagnosis and monitoring of ophthalmic diseases were considered. The advantages of using the U-Net deep convolutional neural network in comparison with classical methods, such as the Sobel operator and the Pruitt operator, were analyzed. Unlike classical algorithms, which have limited ability to adapt to noise, image heterogeneity and pathologies, U-Net provided higher accuracy of image segmentation.

Keywords: optical coherence tomography, convolutional neural network, U-Net, Gaussian filter, structural similarity index.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-178-184

ВСТУП

Сегментація зображень оптичної когерентної томографії (ОКТ) — це автоматизований або напівавтоматизований процес поділу знімків сітківки на анатомічні структури з метою кількісного та якісного аналізу. В офтальмології ця процедура є ключовою для діагностики та моніторингу захворювань, таких як глаукома, макулодистрофія чи діабетична ретинопатія. На відміну від суб'єктивної візуальної оцінки, алгоритми сегментації забезпечують точне вимірювання товщини шарів сітківки, виявляють мікрокістозні набряки або відшарування, що критично для раннього втручання. Автоматизація також дозволяє обробляти великі масиви даних для скринінгу популяцій, стандартизувати діагностичні критерії між клініками та зменшити час аналізу для лікарів. Крім того, сегментовані зображення слугують основою для створення 3D-моделей сітківки, інтеграції з системами штучного інтелекту та подальшого прогнозування ризиків ускладнень.

ОПТИЧНІ МОДЕЛІ ЛЮДСЬКОГО ОКА

Людське око, як складна багатокомпонентна оптична система, є об'єктом досліджень у офтальмології та біомедичній інженерії[1]. Створення точних оптичних моделей ока має ключове значення для розробки діагностичних приладів, планування хірургічних втручань та розуміння процесів, що відбуваються всередині ока. Сучасні моделі поділяються на схематичні (математичні) та фізичні (експериментальні).

Найвідоміші схематичні моделі, такі як модель Гульстранда або удосконалена версія Ле Гранда[2], базуються на спрощеному геометричному представленні ока. Вони включають сферичні або асферичні поверхні рогівки та кришталика, а також оптичні параметри (наприклад, показники заломлення). Хоча такі моделі ідеалізовані, їх простота дозволяє швидко розраховувати траєкторії променів[3], прогнозувати аберації (наприклад, сферичні) та використовувати їх для калібрування абераметрів. Сучасні підходи враховують також асферичність рогівки, товщину шарів сітківки та навіть хроматичні аберації, що робить їх більш реалістичними.

Фізичні моделі, такі як абератори, імітують оптичні властивості ока за допомогою лінз, дифракційних елементів або програмованих модуляторів світла. Вони використовуються для тестування офтальмологічного обладнання (наприклад, ОКТ-сканерів), відтворення патологій (астигматизм, катаракта) у лабораторних умовах, навчання нейромереж для автоматизованої діагностики, де синтетичні дані з моделей доповнюють реальні зображення ОКТ.

Оптичні моделі ока залишаються незамінним інструментом для науки та медицини. Їх подальший розвиток потребує інтеграції між дисциплінами: фізіологами, інженерами та фахівцями з машинного навчання[4]. Використання методів ОКТ, зокрема автоматизованої сегментації на основі U-Net, дозволяє закрити прогалини між теоретичними моделями та клінічною практикою.

СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ ОКТ

Оптична когерентна томографія (ОКТ) — є сучасною технологією візуалізації, яка дозволяє отримувати різноманітну інформацію про внутрішні структури об'єкта, зокрема дані про будову біологічних тканин, кровообіг, пружні параметри, зміни поляризації та молекулярний склад. На відміну від розвитку самої технології ОКТ, яка активно досліджується з 1991 року, автоматизована сегментація ОКТ-зображень стала предметом інтенсивних досліджень лише в останнє десятиліття. Однак саме сегментація залишається найскладнішим та найважливішим етапом аналізу ОКТ-даних, оскільки не існує універсального методу, який би однаково ефективно працював для всіх типів завдань[5].

Однією з ключових проблем у сегментації ОКТ-зображень є розробка систем, придатних для клінічного застосування. Більшість алгоритмів тестуються на обмеженій кількості зображень із визначеними аномаліями (або навіть на зразках здорових тканин), що робить їх придатними для лабораторних умов, але не для клінічної практики[6]. Крім того, ОКТ-зображення мають високий рівень шуму, що змушує використовувати 3D-контекстуальну інформацію для підвищення точності. Також структура сітківки може суттєво змінюватися під впливом захворювань. Незважаючи на це, сегментація ОКТ-зображень залишається перспективним напрямком, і значні зусилля спрямовані на створення автоматизованих алгоритмів для аналізу сітківки.

КЛАСИЧНІ МЕТОДИ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Класичні методи сегментації зображень оптичної когерентної томографії (ОКТ) базуються на аналізі інтенсивності пікселів, геометричних особливостях структур сітківки та виявленні границь між її шарами. Одним із найпоширеніших підходів є використання градієнтних операторів для детекції країв, таких як оператори Собеля та Прюїтт [7].

Оператор Собеля застосовує двовимірні ядра згортки (наприклад, горизонтальне $[-1, 0, 1; -2, 0, 2; -1, 0, 1]$ та вертикальне $[-1, -2, -1; 0, 0, 0; 1, 2, 1]$), які підкреслюють перепади яскравості в зображенні, обчислюючи приблизну похідну по горизонталі та вертикалі. Це дозволяє виділяти межі шарів сітківки, наприклад, RNFL (сформованого нервовими волокнами) або RPE (пігментного епітелію), де різкі зміни інтенсивності пов'язані з анатомічними переходами. Оператор Прюїтт працює за схожим принципом, але використовує менш інтенсивні ядра (наприклад, $[-1, 0, 1; -1, 0, 1; -1, 0, 1]$), що робить його менш чутливим до шуму, але й менш точним у визначенні чітких країв. Обидва методи часто поєднуються з попереднім згладжуванням зображення (наприклад, фільтром Гауса) для пригнічення артефактів, властивих ОКТ-скануванню.

Інший підхід — порогова сегментація, де пікселі групуються за рівнем яскравості. Наприклад, Метод Отсу автоматично визначає оптимальний поріг для відділення темних ділянок зображення від світліших. Однак цей метод часто програє через неоднорідність освітлення в ОКТ-знімках та наявність патологій (набряків, крововиливів). Для більш складних випадків застосовували методи на основі області (region-based), такі як region growing, де сегментація починається з "зародкових" точок і розширюється, враховуючи схожість сусідніх пікселів. Незважаючи на простоту, такі алгоритми вимагали ручного вибору початкових точок і були чутливі до шуму. Активні контури (snakes) стали прогресивним кроком: вони "обтікають" структури, мінімізуючи енергію, що залежить від форми контуру та градієнта зображення. Це дозволяло точніше відтворювати криволінійні межі шарів, але вимагало ретельного підбору параметрів та часто "застрягало" в локальних мінімумах при наявності артефактів. Незважаючи на обмеження, класичні методи заклали основу для автоматизації обробки ОКТ, особливо в умовах обмежених обчислювальних ресурсів. Вони досі використовуються як допоміжні інструменти для попередньої обробки даних або в комбінації зі складнішими підходами, де швидкість обчислень має більший пріоритет, ніж точність обчислень.

ЗГОРТКОВІ НЕЙРОМЕРЕЖІ U-NET

U-Net — це згорткова нейронна мережа, що була розроблена для задач сегментації зображень. Архітектура U-Net має симетричну форму у вигляді літери "U": вона складається з кодера, що поступово зменшує розмір зображення та витягує ознаки, та декодера, який відновлює просторову роздільність і створює карту сегментації[8]. Архітектура нейромережі представлена на рис. 1

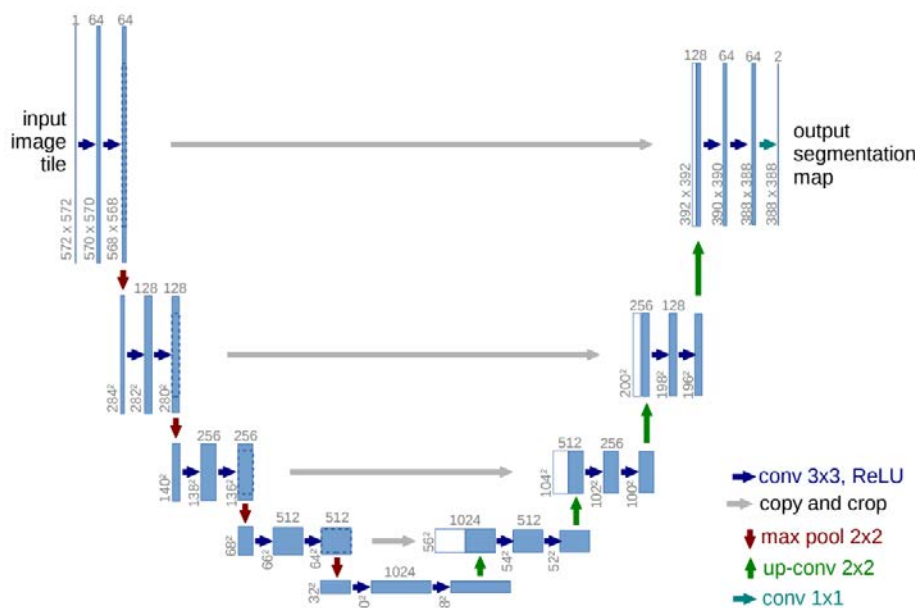


Рисунок 1 – Схема класичної моделі U-Net

Ключова перевага U-Net — це наявність з'єднань між відповідними шарами енкодера і декодера, що дозволяє передавати детальну інформацію про просторову структуру зображення[9]. Завдяки цьому U-Net забезпечує високу точність сегментації навіть на невеликих наборах даних і ефективно виділяє об'єкти з чіткими межами.

ОПИС ВИКОРИСТАНОЇ МОДЕЛІ U-NET

Програмна реалізація здійснена у ПЗ Spyder IDE. Також використано відкриту програмну бібліотеку Tensorflow версії 2.4.1 та відкриту програмну бібліотеку Keras версії 2.4.0 для роботи з штучною нейромережею[10]. Здійснено програмну реалізацію моделі U-Net, яка є згортковою нейронною мережею, спеціально адаптованою для задач сегментації зображень, зокрема для бінарної маски. Вона має класичну U-подібну архітектуру (рис.2), що складається з енкодера (шлях стиснення), декодера (шлях розгортання) та з'єднувальних містків (skip-connections), які зберігають просторову інформацію на всіх рівнях.

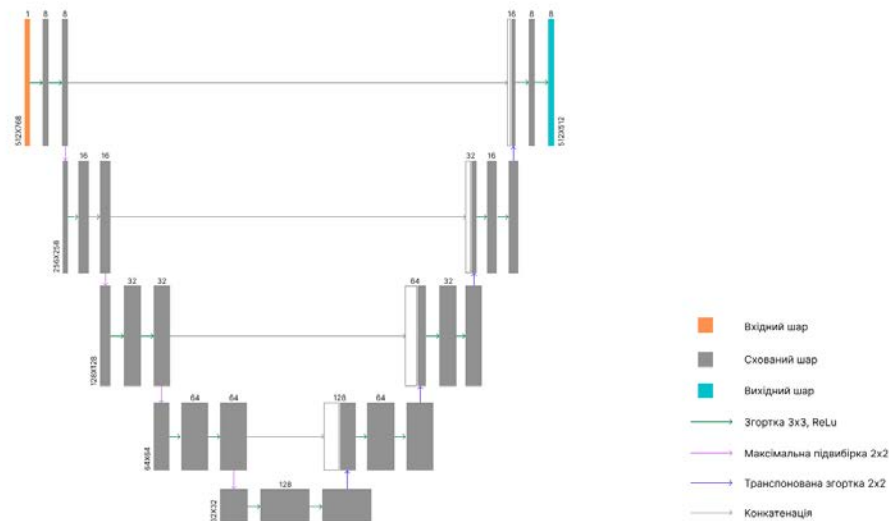


Рисунок 2 – Схема використаної моделі U-Net

На вхід подається зображення розміром 512×768 пікселів та з глибиною кольору 8 біт. Енкодер містить три рівні: перший рівень складається з двох згорткових шарів із 16 фільтрами, другий — із 32, третій — із 64, після кожної пари йде підвибірка через MaxPooling2D , що зменшує просторові розміри у два рази. У нижній частині мережі знаходиться найглибший блок з 64 фільтрами, після чого починається декодер з двома рівнями розгортання. Декодер використовує транспоновані згортки (Conv2DTranspose) для збільшення розміру зображення, а також об'єднує (concatenate) відповідні шари з енкодера для збереження деталей. Вихідний шар — це згортка 1×1 з функцією активації sigmoid , яка повертає маску з пікселями у діапазоні $[0, 1]$. Загалом модель складається з 13 згорткових шарів (враховуючи і звичайні, і транспоновані), має приблизно 1.2 мільйона параметрів і тренується з функцією втрат $\text{binary_crossentropy}$ та оптимізатором Adam .

Для обробки було використано зображення з відкритої бази ОКТ-зображень[11]. На етапі попередньої обробки було здійснено приведення зображень до 512×768 пкс. Результат обробки тестового зображення представлений на рис.3.

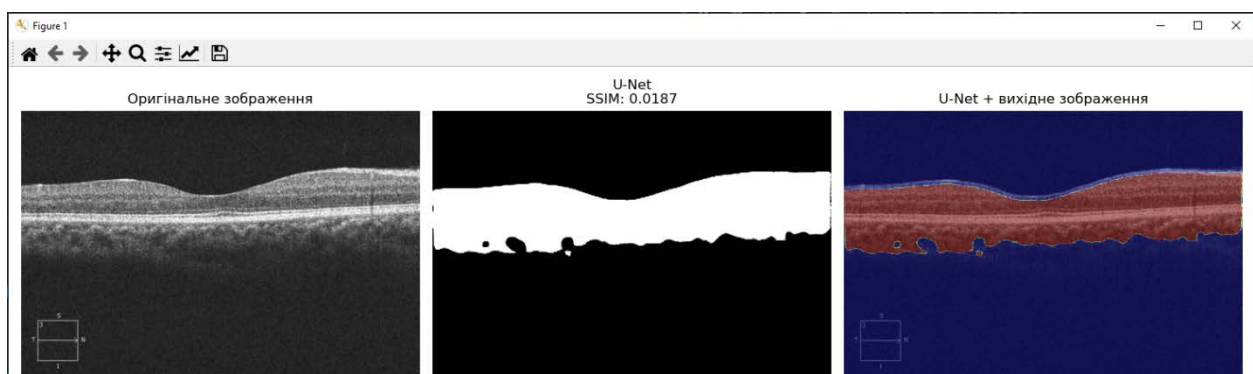


Рисунок 3 – Результат обробки тестового зображення

Оцінка результатів обробки здійснена шляхом обчислення індексу структурної схожості (SSIM) з використанням бібліотеки SSIM-PIL 1.0.14 [12]. Здійснено порівняння результатів обробки з результатами обробки з допомогою оператора Собеля та оператора Прюітт, що детально розглядалися в роботі [7]. Порівняння результатів обробки зображень представлені на рис.4

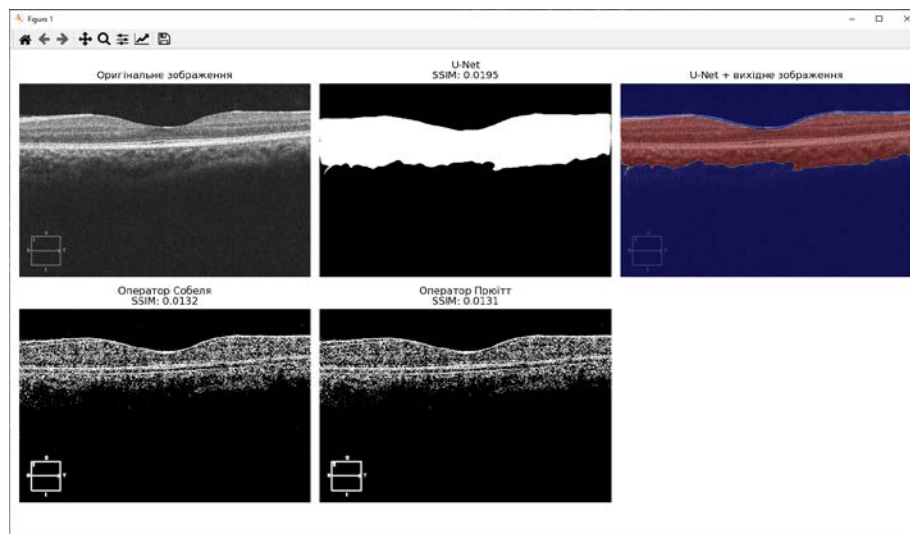


Рисунок 4 – Порівняння результатів обробки зображення

Здійснено тестову обробку та порівняння на вибірці з 50 тестових зображень з бази[11] та отримано наступний результат – в середньому індекс структурної схожості зображень, оброблених з допомогою даної моделі на 44% вищий, ніж індекс структурної схожості зображень, оброблених з допомогою оператора Собеля та оператора Прюїтт.

Також здійснено порівняння результату обробки вихідного зображення з допомогою даної моделі та обробку вихідного зображення, що було попередньо оброблене з допомогою фільтра Гауса для зниження рівня шуму на зображенні. Порівняння результатів обробки зображення з фільтрацією та без представлено на рис.5

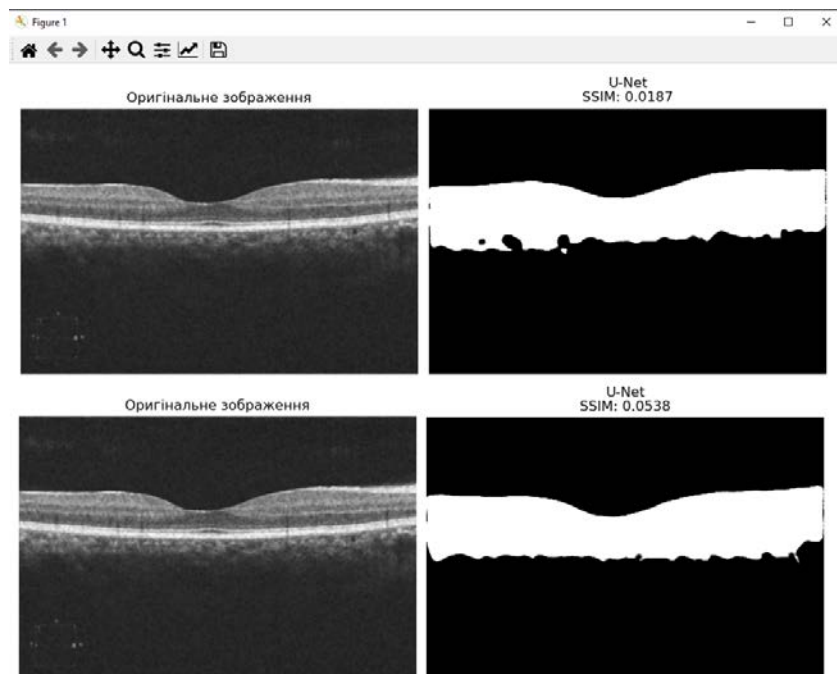


Рисунок 5 – порівняння результатів обробки зображення з попередньою фільтрацією

У верхній частині рисунку зображений результат обробки вихідного зображення, а у нижній – результат обробки вихідного зображення, що було оброблене з допомогою фільтра Гауса. В результаті завдяки обробці з допомогою фільтра Гауса[13]. індекс структурної схожості зображень виріс в середньому на 4.5% (на вибірці з 50 зображень).

ВИСНОВКИ

В даній роботі здійснено створення, тренування та застосування згорткової нейромережі U-Net. Розглянуто існуючі методи сегментації зображень оптичної когерентної томографії для діагностики та моніторингу офтальмологічних захворювань. Було проаналізовано переваги використання глибокої згорткової нейронної мережі U-Net у порівнянні з класичними методами, такими як оператор Собеля, та оператор Прюїтт. На відміну від класичних алгоритмів, які мають обмежену здатність адаптуватися до шуму, неоднорідності зображення та патологій, U-Net забезпечив вищу точність сегментації зображень. Особливо цінною є здатність архітектури зберігати просторову інформацію завдяки механізму пропуску (skip-connections), що дозволило досягти вищого індексу структурної схожості (SSIM) на всіх тестових зображеннях. Модель, реалізована у цій роботі, показала в середньому на 44% вищий індекс структурної схожості (SSIM) порівняно з класичними підходами, що підтверджує її перевагу у задачах медичної візуалізації. Універсальність даної моделі дозволяє легко адаптувати її до нових наборів даних. Водночас, застосування U-Net має і певні обмеження, зокрема потреба у великій кількості анотованих даних для навчання, відносно високе споживання ресурсів під час тренування та складність інтерпретації внутрішніх параметрів моделі. Також здійснено попередню обробку тестових зображень, що дозволило в середньому на 4.5% підвищити якість сегментації зображень. Такий підхід відкриває можливості для інтеграції з існуючими системами обробки зображень оптичної когерентної томографії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ / REFERENCES

1. Фізичні основи біомедичної оптики : монографія / [Павлов С. В., Кожем'яко В. П., Колісник П. Ф. та ін.] – Вінниця : ВНТУ, 2010. – 155 с.
2. Cui, C. & Lakshminarayanan, Vasudevan. (2003). The reference axis in corneal refractive surgeries: Visual axis or the line of sight?. Journal of Modern Optics - J MOD OPTIC. 50. 1743-1749. 10.1080/0950034031000070053.
3. Адаптивна оптика : навчальний посібник / [Васюра А. С., Павлов С. В., Прокопова М. О. та ін.] – Вінниця : ВНТУ, 2015. – 281 с. ISBN 978-966-641-638-7
4. Щербатюк А. В., Тужанський С. Є. Аналіз оптичних моделей людського ока. Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2024)», Вінниця, 11-20 травня 2024 р. Електрон. текст. дані. 2024. URI: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/viewFile/21550>
5. Павлов С. В., Поплавський А. А., Поплавська А. А., Бабюк Н. П. Метод автоматического определения сегментационного порога для повышения качества прогнозирования параметров изображений. Метод автоматического определения сегментационного порога для повышения качества прогнозирования параметров изображений / С. В. Павлов, А. А. Поплавський, А. А. Поплавська, Н. П. Бабюк // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. - 2013. - № 2. - С. 8-12.
6. Павлов С. В., Салдан Й. Р., Злепко С. М., Азаров О. Д., Тимченко Л. І., Абраменко Л. В. Методи попередньої обробки томографічних зображень очного дна. Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. 2019. № 2. С. 4-12.
7. Щербатюк А. В., Тужанський С. Є. Методи виділення контурів на зображеннях ОКТ. Матеріали LIV Всеукраїнської науково-технічної конференції факультету інформаційних електронних систем. 2025 URI: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzip/all-frtzip-2025/paper/view/24051/20059>
8. Ясенко Л. С. Властивості згорткової нейронної мережі на основі автокодера / Л. С. Ясенко, Я. М. Клятченко // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2021. – № 3. – С. 77-85. URI: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/36494>
9. Kugelman, J., Allman, J., Read, S.A. et al. A comparison of deep learning U-Net architectures for posterior segment OCT retinal layer segmentation. Sci Rep 12, 14888 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18646-2>
10. Оптика класифікації зображень для перенесення навчання у згорткових нейронних мережах [Текст] / М. С. Мамута, І. В. Кравченко, О. Д. Мамута, С. Є. Тужанський // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2023. – № 1 (45). – С. 64-70. URI: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/37992>
11. Kermany, Daniel; Zhang, Kang; Goldbaum, Michael (2018), "Large Dataset of Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images", Mendeley Data, V3, doi: 10.17632/rschjbr9sj.3
12. SSIM-PIL Python Lib <https://github.com/ChsHub/SSIM-PIL>

13. Щербатюк А. В., Тужанський С. Є. Методи оптичної когерентної томографії та алгоритми фільтрації зображень для офтальмологічної діагностики. Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. 2024. № 1. С. 148-154. URL: <http://jnas.nbuu.gov.ua/article/UJRN-0001494647>

REFERENCES

1. Physical foundations of biomedical optics: monograph / [Pavlov S. V., Kozhem'yako V. P., Kolisnyk P. F. et al.] – Vinnytsia: VNTU, 2010. – 155 p.
2. Cui, C. & Lakshminarayanan, Vasudevan. (2003). The reference axis in corneal refractive surgeries: Visual axis or the line of sight?. Journal of Modern Optics - J MOD OPTIC. 50. 1743-1749. 10.1080/0950034031000070053.
3. Adaptive optics: textbook / [Vasyura A. S., Pavlov S. V., Prokopova M. O. et al.] – Vinnytsia: VNTU, 2015. – 281 p. ISBN 978-966-641-638-7
4. Shcherbatyuk A. V., Tuzhanskyi S. Ye. Analysis of optical models of the human eye. Materials of the All-Ukrainian scientific and practical Internet conference "Youth in science: research, problems, prospects (MN-2024)", Vinnytsia, May 11-20, 2024. Electronic. text. data. 2024. URI: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2024/paper/viewFile/21550>
5. Pavlov S. V., Poplavskyi A. A., Poplavskaya A. A., Babiuk N. P.. Method of automatic determination of segmentation threshold for improving the quality of image parameter prediction. Method of automatic determination of segmentation threshold for improving the quality of image parameter prediction / S. V. Pavlov, A. A. Poplavskyi, A. A. Poplavskaya, N. P. Babiuk // Optical-electronic information and energy technologies. - 2013. - No. 2. - P. 8-12.
6. Pavlov S. V., Saldan Y. R., Zlepko S. M., Azarov O. D., Tymchenko L. I., Abramenko L. V. Methods of preprocessing tomographic images of the fundus. Information technologies and computer engineering, 2019. No. 2. P. 4-12.
7. Shcherbatyuk A. V., Tuzhansky S. Ye. Methods of contour selection on OCT images. Materials of the LIV All-Ukrainian scientific and technical conference of the faculty of information electronic systems. 2025 URI: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzip/all-frtzip-2025/paper/view/24051/20059>
8. Yashenko L. S. Properties of a convolutional neural network based on an autoencoder / L. S. Yashenko, Ya. M. Klyatchenko // Information Technologies and Computer Engineering. – 2021. – No. 3. – P. 77-85. URI: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/36494>
9. Kugelman, J., Allman, J., Read, S.A. et al. A comparison of deep learning U-Net architectures for posterior segment OCT retinal layer segmentation. Sci Rep 12, 14888 (2022). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18646-2>
10. Image classification assessment for transfer learning in convolutional neural networks [Text] / M. S. Mamuta, I. V. Kravchenko, O. D. Mamuta, S. E. Tuzhansky // Optical-electronic information and energy technologies. – 2023. – No. 1 (45). – P. 64-70. URI: <http://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/37992>
11. Kermany, Daniel; Zhang, Kang; Goldbaum, Michael (2018), "Large Dataset of Labeled Optical Coherence Tomography (OCT) and Chest X-Ray Images", Mendeley Data, V3, doi: 10.17632/rscbjbr9sj.3
12. SSIM-PIL Python Lib <https://github.com/ChsHub/SSIM-PIL>
13. Shcherbatyuk A. V., Tuzhansky S. Ye. Optical coherence tomography methods and image filtering algorithms for ophthalmological diagnostics. Optical-electronic information and energy technologies. 2024. No. 1. P. 148-154. URL: <http://jnas.nbuu.gov.ua/article/UJRN-0001494647>

Надійшла до редакції 20.02.25 р.

ЩЕРБАТЮК АРТЕМ ВОЛОДИМИРОВИЧ - аспірант кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, **e-mail: scherbatyuk.art@gmail.com**

ТУЖАНСЬКИЙ СТАНІСЛАВ ЄВГЕНОВИЧ – к.т.н, доцент кафедри біомедичної інженерії та оптико-електронних систем, Вінницький національний технічний університет, **e-mail: slavat@vntu.edu.ua**

ARTEM SHCHERBATYUK, STANISLAV TUZHANSKYI

METHOD OF SEGMENTATION OF OCT IMAGES USING A CONVULSIVE NEURAL NETWORK

Vinnytsia National Technical University