

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2026-86-1>

УДК 004.9

ВОЛОДИМИР Кисіль
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0009-0003-9387-6609>
e-mail: vovikuspambox@gmail.com

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ДІАГНОСТУВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ГЛАУКОМИ

Об'єктом даного дослідження є процеси автоматизованого діагностування та прогнозування глаукоми, що базуються на інтелектуальному аналізі ретинальних зображень очного дна та результатів оптичної когерентної томографії. Актуальність роботи визначається критичним зростанням кількості випадків сліпоти через латентний перебіг глаукоми, що потребує впровадження ефективних засобів раннього виявлення хвороби. Проведений аналіз продемонстрував, що існуючі методи діагностики часто мають вузьку теоретичну спрямованість, високу вартість та потребують обов'язкової участі досвідченого офтальмолога для інтерпретації складних даних нейромереж. Метою дослідження є розробка малоресурсної інформаційної технології, яка забезпечує високу доступність, економічну ефективність та автоматизацію розшифровки результатів для масового скринінгу населення. У роботі застосовано методи машинного та глибокого навчання, зокрема архітектури VGG-16, ResNet-50 та моделі трансформерів, які дозволяють фіксувати дрібні просторові залежності для точної сегментації зорового нерва. Запропонована технологія автоматизує повний цикл обробки даних, що включає препроцесинг, елімінацію судинної сітки та бінарну класифікацію стану ока на категорії «норма» або «патологія». Наукова новизна роботи полягає в удосконаленні методу реконструкції пошкоджених ділянок сітківки через проектування складної функції втрат, що поєднує параметри контекстної уваги, країв та збереження ознак кровоносних судин. Використання модифікованого методу маскового гауссового розмиття та транзитивного навчання дозволило суттєво підвищити якість обробки зображень сітківки. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості розгортання розроблених моделей на периферійних пристроях із обмеженими ресурсами, що дозволяє проводити оперативну діагностику без залучення дороговартісного обладнання та мінімізує вплив людського фактора на прийняття медичних рішень.

Ключові слова: глаукома, діагностування, прогнозування, сітківка очного дна, оптична когерентна томографія (ОКТ), інформаційна технологія, машинне навчання, глибоке навчання, згорткова нейронна мережа, класифікація, сегментація зображень, зоровий нерв, малоресурсна модель, препроцесинг.

VOLODYMYR Kysil
Khmelnitskyi National University

INFORMATION TECHNOLOGY FOR GLAUCOMA DIAGNOSIS AND PROGNOSIS

The object of this study is the processes of automated diagnosis and prediction of glaucoma, based on the intellectual analysis of retinal fundus images and the results of optical coherence tomography. The relevance of the work is determined by the critical increase in the number of cases of blindness due to the latent course of glaucoma, which requires the introduction of effective means of early detection of the disease. The analysis demonstrated that existing diagnostic methods often have a narrow theoretical focus, high cost and require the mandatory participation of an experienced ophthalmologist to interpret complex neural network data. The purpose of the study is to develop low-resource information technology that provides high accessibility, cost-effectiveness and automation of decoding results for mass screening of the population. The work uses machine and deep learning methods, in particular the VGG-16, ResNet-50 architectures and transformer models, which allow capturing small spatial dependencies for accurate segmentation of the optic nerve. The proposed technology automates the full data processing cycle, including preprocessing, vascular mesh elimination, and binary classification of the eye condition into the categories of "normal" or "pathology". The scientific novelty of the work lies in improving the method of reconstructing damaged areas of the retina through the design of a complex loss function that combines the parameters of contextual attention, edges, and preservation of blood vessel features. The use of a modified masked Gaussian blur method and transitive learning allowed us to significantly improve the quality of retinal image processing. The practical significance of the results obtained lies in the possibility of deploying the developed models on peripheral devices with limited resources, which allows for rapid diagnostics without the involvement of expensive equipment and minimizes the influence of the human factor on medical decision-making.

Keywords: glaucoma, diagnosis, prediction, fundus retina, optical coherence tomography (OCT), information technology, machine learning, deep learning, convolutional neural network, classification, image segmentation, optic nerve, low-resource model, preprocessing.

Стаття надійшла до редакції / Received 11.02.2026

Прийнята до друку / Accepted 15.04.2026

Опубліковано / Published 31.05.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© ВОЛОДИМИР Кисіль

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Глаукома посідає друге місце серед глобальних причин втрати зору та інвалідизації населення [1, 2]. Дана патологія класифікується як нейропатія зорового нерва, що зумовлює специфічні структурно-функціональні дегенерації [1]. Механізм розвитку захворювання пов'язаний із порушенням циркуляції

внутрішньоочної рідини, накопичення якої спричиняє зростання офтальмотонусу та подальшу атрофію зорового нерва. Статистичні дані свідчать про невпинне поширення хвороби – якщо у 2013 році кількість пацієнтів віком 40–80 років становила 64,3 млн, то до 2040 року цей показник може сягнути 111,8 млн осіб [2, 3].

Головний виклик у діагностиці глаукоми полягає в латентному перебігу захворювання: клінічні прояви часто маніфестують лише на етапі значної деградації зорових функцій. Безсимптомний характер та низька швидкість прогресування призводять до того, що значна частина пацієнтів тривалий час залишається поза межами медичного нагляду. Попри сучасні методи, раннє виявлення та точне прогнозування патології залишаються складними завданнями для клінічної практики. Водночас саме своєчасна верифікація діагнозу є критичним фактором для стабілізації стану та профілактики незворотної сліпоти.

Патогенез глаукоми пов'язаний із деструкцією сітківки внаслідок ураження диска зорового нерва (ДЗН) під впливом підвищеного внутрішньоочного тиску. У зв'язку з цим критично важливою процедурою є точна сегментація ДЗН. Проте виконання цієї задачі ускладнюється малими геометричними розмірами об'єкта та інтерференцією з боку судинної сітки, що створює значні труднощі для автоматизованого розпізнавання.

Моніторинг та верифікація глаукоми базуються на методах візуалізації, зокрема фундус-періоскопії (зображення очного дна) та оптичній когерентній томографії (ОКТ). Комплексне обстеження зазвичай охоплює аналіз стану диска зорового нерва, тонометрію, периметрію та оцінку анамнестичних факторів [4]. Проте традиційні підходи до діагностики мають суттєві обмеження: вони значною мірою залежать від суб'єктивного досвіду фахівця, є часозатратними та характеризуються високим ризиком помилок, що ускладнює виявлення патології на початкових етапах.

Оцінка прогресування глаукоми шляхом мануального аналізу зображень сітківки є трудомістким процесом, що потребує значних часових витрат. Попри те, що оптична когерентна томографія (ОКТ) надає великий обсяг діагностичних параметрів, надмірність або суперечливість даних може ускладнювати клінічну інтерпретацію. Ручна діагностика не лише фінансово затратна, а й супроводжується ризиком суб'єктивних помилок [5]. Саме тому в сучасній офтальмології спостерігається тенденція до впровадження автоматизованих технологічних рішень, які мінімізують вплив людського фактора.

Ефективна автоматизація діагностики та прогнозування глаукоми потребує впровадження інформаційних консультативно-діагностичних технологій, здатних опрацьовувати масиви ретинальних зображень та даних оптичної когерентної томографії (ОКТ). В умовах стрімкого зростання обсягів офтальмологічної візуалізації критичного значення набуває швидкість та якість аналізу великих даних. Оптимальним інструментом для вирішення цих завдань є моделі штучного інтелекту (ШІ), які демонструють високу ефективність у розпізнаванні складних паттернів, часто перевершуючи можливості людини [6]. Саме ШІ є найбільш перспективним рішенням для забезпечення оперативності та прецизійної точності у виявленні глаукоми.

Протягом останнього десятиліття стрімкий розвиток методів машинного та глибокого навчання дозволив не лише підвищити точність детекції патологій, а й суттєво оптимізувати роботу офтальмологів завдяки прискоренню обробки великих масивів візуальних даних. Науково доведено, що застосування глибоких нейронних мереж забезпечує ефективну автоматизацію ранньої діагностики глаукоми шляхом класифікації ретинальних зображень та результатів ОКТ на категорії «норма» або «патологія» [7]. З огляду на це, пріоритетним науково-прикладним завданням є розробка інформаційних технологій для автоматизованого діагностування та прогнозування глаукоми на базі методів інтелектуального аналізу даних.

Сучасна тенденція до ускладнення архітектур глибокого навчання та зростання кількості їхніх параметрів створює суттєві перешкоди для впровадження таких моделей у середовищах із обмеженими обчислювальними ресурсами, зокрема на периферійних пристроях (edge devices) та малопотужних процесорах. Навіть вузькоспеціалізовані високоефективні моделі часто містять надлишкові параметри, що призводить до невинного збільшення обсягу пам'яті та обчислювальних витрат. Відтак, актуальною задачею є оптимізація архітектур для реальних застосувань при збереженні їхньої прогнозовної точності та продуктивності.

Сьогодні існує значна кількість рішень для діагностики та прогнозування ретинальних патологій на основі машинного навчання. Зокрема, у роботі [8] представлено модель для раннього виявлення глаукоми за допомогою аналізу зображень ОКТ, що дозволило суттєво підвищити ефективність діагностики. Розширений підхід запропоновано в [9], де автори використовують комплексні параметри ОКТ, включаючи сканування шару нервових волокон сітківки та макули для точної ідентифікації глаукоматозної нейропатії.

Питання автоматизованої класифікації зображень на «норму» та «патологію» досліджено в [10], де метод опорних векторів (SVM) показав найкращі результати при фокусуванні на сегментації кровоносних судин. Гібридні архітектури, такі як CAPSGAN, продемонстрували високу ефективність у детекції аномалій сітківки в роботі [11]. Дослідження [12] та [13] зосереджені на аналізі структурних елементів (зорової чашки та диска) та безперервному моніторингу ОКТ-даних для прогностичного моделювання.

Сучасні комбіновані фреймворки, що поєднують машинне та глибоке навчання, описані в [14], а використання згорткових нейронних мереж (CNN) на базі конфокальних зображень TrueColor представлено

в [15]. Порівняльний аналіз класифікаторів у роботі [16] визначив модель випадкового лісу (Random Forest) як найбільш надійну для ОКТ-діагностики. Питання практичного впровадження розглядаються в [17], де запропоновано портативну систему підтримки прийняття рішень, а також у [18], де увагу приділено методам сегментації судин та шарів сітківки.

Результати аналізу існуючих підходів до діагностики та прогнозування ретинальних патологій свідчать про низку критичних недоліків, що обмежують їхнє широке впровадження. До основних деструктивних факторів належать вузька спеціалізація методів (орієнтація на теоретичні дослідження, а не на клінічну практику), висока собівартість експлуатації, складність інтерфейсів та критична залежність від суб'єктивної інтерпретації даних кваліфікованим офтальмологом.

Дослідження показали також, що спеціалізовані моделі, як правило, перевершують моделі загального призначення у відповідних областях [19, 20]. Це спонукало до вибору моделі трансформера зображень для екстракції зорового нерва, оскільки трансформери продемонстрували чудову продуктивність у завданнях медичної візуалізації. Використовуючи свої механізми самоуважності, ці моделі чудово фіксують дрібні просторові залежності, що є вирішальним для точної сегментації зорового нерва на зображеннях очного дна.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою даного дослідження є створення малоресурсної інформаційної технології для діагностики та прогнозування глаукоми. Розробка спрямована на забезпечення високої доступності та економічної ефективності при масовому впровадженні, а також на автоматизацію інтерпретації результатів роботи нейронної мережі, що дозволить мінімізувати участь офтальмолога у процесі розшифровки даних.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Інформаційна технологія діагностування та прогнозування глаукоми

Пропонована інформаційна технологія діагностування та прогнозування глаукоми (рис. 1) забезпечує автоматизацію аналізу ретинальних зображень та даних оптичної когерентної томографії (ОКТ) за допомогою алгоритмів машинного навчання. Основна функція технології полягає у верифікації раних стадій глаукоми шляхом інтелектуальної класифікації стану ока на категорії «норма» або «патологія».

Вхідними даними для інформаційної технології діагностування та прогнозування глаукоми слугують ретинальні зображення очного дна, а також візуалізовані результати оптичної когерентної томографії (ОКТ).

Вхідні ретинальні зображення та дані ОКТ акумулюються в базі даних для подальшого аналізу. Процес обробки включає етап препроцесингу (корекція відтінків, ресайзинг, енергетичні перетворення), сегментацію структур ока та елімінацію судинної сітки. Ключовим етапом є бінарна класифікація станів «норма» або «глаукома», що реалізується за допомогою навченого класифікатора.

За результатами роботи алгоритму генерується прогнозний діагноз у зручному для користувача форматі. Всі отримані інформаційні продукти (результати класифікації та прогнози) автоматично зберігаються в базі даних. Крім цього, за наявності множини прийнятих рішень, відбувається оцінка ухвалених рішень.



Рис. 1. Структура інформаційної технології діагностування та прогнозування глаукоми

В якості базової моделі використовується архітектура кодера-декодера на основі згорткової нейронної мережі (рис. 2), структурована наступним чином:

1. Початкове вилучення ознак – VGG-16 магістраль з чотирма шарами об'єднання.
2. Проміжна обробка – користувачські шари для високорівневої абстракції ознак.
3. Декодування – три шари декодера з пропуском з'єднань для збереження просторової інформації.

Ця модель точно налаштована для бінарної класифікації локалізації зорового нерва на зображеннях очного дна. Модель має завдання вивчати високорівневі ознаки (17 дискретних низькорівневих ознак, які згорткова нейромережа повинна виявити, обробити та класифікувати, щоб правильно визначити місцезнаходження зорового нерва), які на практиці можуть надалі розкладатися на точніші представлення ознак залежно від глибини та гранулярності моделі.

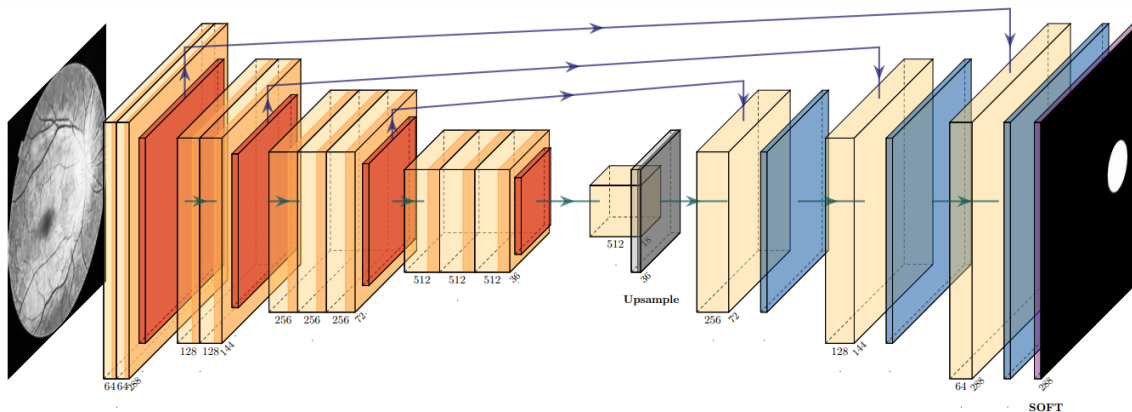


Рис. 2. Архітектура кодера-декодера на основі згорткової нейронної мережі

Метод реконструкції відсутніх або пошкоджених областей на зображеннях сітківки складається з наступних кроків:

- 1) Збір даних та попередня обробка:
 - a) Зібрано набір даних зображень сітківки для обробки.
 - b) Зображення сітківки попередньо обробляються, щоб відобразити лише коло сітківки, а потім масштабуються відповідно до розміру.
- 2) Вибір моделі та проектування архітектури:
 - a) Обрана стандартна модель resnet-50, оскільки є достатньо попередньо навчених ваг для початку.
 - b) Архітектура моделі включає мережу resnet-50, попередньо навчену на тому ж наборі зображень сітківки мережу виявлення сітківки.
- 3) Проектування функції втрат: функція втрат визначається як об'єднання кількох функцій, які можна вмикати або вимикати для отримання кінцевого результату:
 - a) Втрата шарнірної або квадратичної ділянки для контекстної уваги.
 - b) Порівняння того, наскільки добре опрацьоване зображення порівнюється з оригінальним зображенням.
 - c) Втрата країв для порівняння попередніх та опрацьованих країв.
 - d) Втрата сітківки для виявлення того, чи все ще видно ознаки кровоносних судин після зафарбовування.
- 4) Стратегія навчання:
 - a) Навчання мережі зафарбовування за допомогою функції композитних втрат, використовуючи модифіковані зображення для навчання та оцінки результатів.
 - b) Реалізовано доповнення зображення для кращих результатів зафарбовування.
 - c) Під час навчання використовувалося транзитивне навчання, щоб спочатку вивчити характеристики зображення з більших, випадково розміщених ділянок та перенести їх на цільові області зафарбовування.
 - d) Контролювався процес навчання шляхом аналізу кожного x-го обробленого зображення для оцінки якості навчання зафарбовування.
- 5) Експерименти:
 - a) Експерименти з виявленням країв для виправлення невідповідностей зафарбовування.
 - b) Експерименти з виявленням судин сітківки для оцінки результуючих зображень.
 - c) Експерименти з методами застосування гауссового розмиття для згладжування невідповідностей у областях зафарбовування.
 - d) Зміни параметрів гауссового розмиття та метод маскування, щоб мінімізувати розбіжності в кольорах та поєднати області зафарбовування з навколишніми тканинами.
- 6) Оцінювання та точне налаштування:

а) Оцінювання моделі на тестовому наборі зображень сітківки, зосередившись на точності видалення кровоносних судин та загальній якості зображення (візуальна оцінка).

б) Точне налаштування параметрів навчання моделі на основі результатів оцінювання, вирішення будь-яких постійних проблем, таких як суттєві та незначні неточності у виявленні та відображенні сітківки.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

1) На сьогоднішній день автоматизація ранньої діагностики та прогнозування глаукоми за допомогою методів машинного й глибокого навчання є критично важливою науково-прикладною задачею. Аналіз існуючого інструментарію свідчить про наявність значної кількості інтелектуальних рішень, проте більшість із них мають суттєві обмеження: вузьку теоретичну спрямованість, високу вартість експлуатації, складність впровадження та необхідність обов'язкової інтерпретації вихідних даних кваліфікованим фахівцем. Ці фактори створюють бар'єри для масового використання подібних систем у широкий клінічний практиці, що зумовлює потребу в пошуку більш доступних альтернатив.

2) Метою цього дослідження є розробка малоресурсної інформаційної технології, яка базується на алгоритмах машинного навчання та орієнтована на бюджетний сегмент і масовий скринінг. Пропоноване рішення автоматизує аналіз ретинальних зображень та даних оптичної когерентної томографії, забезпечуючи точну бінарну класифікацію станів «норма» або «патологія» на ранніх стадіях захворювання. Ключовою особливістю технології є формування зрозумілих прогностичних висновків, які не потребують додаткової розшифровки з боку офтальмолога, що значно спрощує процес прийняття діагностичних рішень.

3) У статті розроблено також метод реконструкції відсутніх або пошкоджених ділянок на зображеннях сітківки із зосередженням на точному стиранні кровоносних судин та, можливо, інших структур. Початкові підходи з використанням детекторів згортки глибокого навчання та виявлення країв як додаткових функцій втрат принесли значні невідповідності. Однак використання модифікованого методу маскового гауссового розмиття суттєво покращив якість обробки зображень. Хоча незначні проблеми залишаються через неточності виявлення маски сітківки, результати є багатообіцяючими для майбутніх застосувань у медичній візуалізації. Цей ітеративний процес підкреслює важливість безперервних експериментів та адаптації в розробці ефективних рішень машинного навчання.

References

1. Glaucoma / J. B. Jonas et al. The Lancet. 2017. Vol. 390, no. 10108. P. 2183–2193. URL: [https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(17\)31469-1](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(17)31469-1).
2. Allison K., Patel D., Alabi O. Epidemiology of Glaucoma: The Past, Present, and Predictions for the Future. Cureus. 2020. URL: <https://doi.org/10.7759/cureus.11686>.
3. Global Prevalence of Glaucoma and Projections of Glaucoma Burden through 2040 / Y.-C. Tham et al. Ophthalmology. 2014. Vol. 121, no. 11. P. 2081–2090. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ophtha.2014.05.013>.
4. Artificial intelligence in glaucoma: opportunities, challenges, and future directions / X. Huang et al. BioMedical Engineering OnLine. 2023. Vol. 22, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1186/s12938-023-01187-8>.
5. EyeCNN: exploring the potential of convolutional neural networks for identification of multiple eye diseases through retinal imagery / A. Rafay et al. International Ophthalmology. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s10792-023-02764-5>.
6. Boiko N., Kovalchuk R. Data Update Algorithms in the Machine Learning System. Computer systems and information technologies. 2023. № 1. Pp. 6–13. URL: <https://doi.org/10.31891/csit-2023-1-1>.
7. Mathew J. C., Ilango V., Asha V. Machine Learning Techniques, Detection and Prediction of Glaucoma— A Systematic Review. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication. 2023. Vol. 11, no. 5s. P. 283–309. URL: <https://doi.org/10.17762/ijritcc.v11i5s.6655>.
8. Using Deep Learning and Transfer Learning to Accurately Diagnose Early-Onset Glaucoma From Macular Optical Coherence Tomography Images / R. Asaoka et al. American Journal of Ophthalmology. 2019. Vol. 198. P. 136–145. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ajo.2018.10.007>.
9. Gutierrez A., Chen T. C. Artificial intelligence in glaucoma: posterior segment optical coherence tomography. Current Opinion in Ophthalmology. 2022. Publish Ahead of Print. URL: <https://doi.org/10.1097/icu.0000000000000934>.
10. Lamba K., Rani S. Machine Learning based Segmentation and Classification Algorithms for Glaucoma Detection. 2023 International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS), Coimbatore, India, 14–16 June 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/icscss57650.2023.10169226>.
11. Glaucoma Disease Detection Using Hybrid Deep Learning Model / M. J et al. 2023 Eighth International Conference on Science Technology Engineering and Mathematics (ICONSTEM), Chennai, India, 6–7 April 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/iconstem56934.2023.10142668>.
12. An Elaborate Review of Diagnosing Glaucoma Disease Using Machine Learning and Deep Learning Techniques / R. Thamilselvan et al. 2023 International Conference on Computer Communication and Informatics (ICCCI), Coimbatore, India, 23–25 January 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/iccci56745.2023.10128598>.
13. An IoT based predictive modeling for Glaucoma detection in optical coherence tomography images using hybrid genetic algorithm / L. K. Singh et al. Multimedia Tools and Applications. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13540-5>.
14. Fused framework for glaucoma diagnosis using Optical Coherence Tomography (OCT) images / M. Juneja et al. Expert Systems with Applications. 2022. Vol. 201. P. 117202. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117202>.
15. Utilizing human intelligence in artificial intelligence for detecting glaucomatous fundus images using human-in-the-loop machine learning / P. Ramesh et al. Indian Journal of Ophthalmology. 2022. Vol. 70, no. 4. P. 1131. URL: https://doi.org/10.4103/ijoo.2583_21.
16. Comparison of Different Machine Learning Classifiers for Glaucoma Diagnosis Based on Spectralis OCT / C.-W. Wu et al. Diagnostics. 2021. Vol. 11, no. 9. P. 1718. URL: <https://doi.org/10.3390/diagnostics11091718>.

17. Krishnan S., Amudha J., Tejwani S. Intelligent-based decision support system for diagnosing glaucoma in primary eyecare centers using eye tracker. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2021. P. 1–8. URL: <https://doi.org/10.3233/jifs-189846>.
18. Machine Learning Techniques for Ophthalmic Data Processing: A Review / M. H. Sarhan et al. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2020. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/jbhi.2020.3012134>.
19. Generalists vs. Specialists: Evaluating Large Language Models for Urdu / S. Arif et al. *Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP 2024*, Miami, Florida, USA. Stroudsburg, PA, USA, 2024. P. 7263–7280. URL: <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-emnlp.426>.
20. Effects of high energy laser peening followed by pre-hot corrosion on stress relaxation, microhardness and fatigue life and strength of single crystal nickel CMSX-4® superalloy / N. I. Morar et al. *Procedia Structural Integrity*. 2024. Vol. 57. P. 625–632. URL: <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2024.03.069>.