

УДК 004.4

Петунін О.В.¹, Дубровін В.І.²

¹ студ. гр. КНТ-114 м. НУ «Запорізька політехніка»

² канд. техн. наук, проф. НУ «Запорізька політехніка»

ДІАГНОСТИКА ГЛАУКОМИ МЕТОДАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Глаукома – невиліковна хвороба, яка спричиняє погіршення зору, і є другою за частотою причиною сліпоти у світі [1]. Для виявлення глаукоми необхідно спостерігати кілька особливостей структури сітківки, таких як головка зорового нерва (ONH), чашка, перипапільна атрофія та шар нервових волокон сітківки. На зображенні очного дна ONH є яскравою та округлою областю, а всередині ONH є менша округла ділянка, яка називається чашкою. Перипапільна атрофія проявляється у вигляді півмісяця, який збігається з областю за межами ONH. Шар нервових волокон сітківки також розташований поза ONH, який має білу смугасту структуру [2].

Перш ніж можна буде виконати виділення ознак на зображенні ONH, необхідний процес локалізації та сегментації ONH (рисунок 1). Локалізація виконується для формування підзображення, яке містить цікаву область у розділі ONH. Потім це підзображення називається зображенням області інтересу (ROI), і воно містить весь ONH. Мета сегментації – відрізнити ONH від фону.

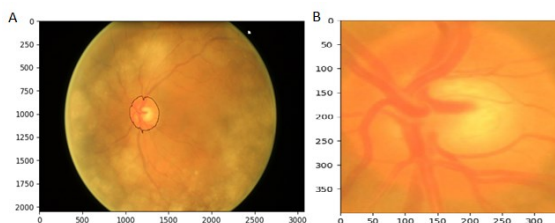


Рисунок 1 – Виділений контур на зображенні та зона інтересу зображення

Опісля із зони інтересу зображення виділяються ознаки – збирається значення кольорів кожного пікселя у виділеній зоні з яких вираховуються певні значення (середнє значення, середньоквадратичне відхилення, асиметрія, гладкість). Отримані таким чином дані використовуються для класифікації зображення.

Методи класифікації, що ґрунтуються на машинному навчанні та штучному інтелекті, пропонують систематичну основу для аналізу

різноманітних наборів даних, щоб розрізняти закономірності та приймати обґрунтовані рішення. У контексті діагностики глаукоми ці методи використовують різні функції, отримані з методів візуалізації ока, таких як оптична когерентна томографія (ОКТ), тести поля зору та фотографія очного дна [3].

Для огляду у цій роботі були обрані два найпопулярніші методи класифікації: метод найближчого сусіда та Найвного Байєса.

k-NN — це тип класифікації, де функція апроксимується лише локально, а всі обчислення відкладено до оцінки функції. Оскільки цей алгоритм покладається на відстань для класифікації, якщо об'єкти представляють різні фізичні одиниці або мають дуже різні масштаби, то нормалізація навчальних даних може значно підвищити їх точність.

Навчальними прикладами є вектори багатовимірного простору ознак, кожен з яких має мітку класу. Фаза навчання алгоритму складається лише із збереження векторів ознак і міток класів навчальних вибірок. На етапі класифікації k є визначеною користувачем константою, а немаркований вектор класифікується шляхом призначення мітки, яка є найбільш поширеною серед k навчальних вибірок, найближчих до цієї точки запиту. Матриця відстані обчислюється за допомогою евклідової відстані d , яка визначається як (1):

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^c (x_i - y_i)^2}, \quad (1)$$

де i - індекс повторюваності, який є кількістю ознак. Матриця характеристик вибірових даних виражається через x_i , тоді як для тестових даних — y_i .

Класифікатор Байєса — це популярний керований алгоритм машинного навчання, заснований на теоремі Байєса. Ця теорема базується на ймовірності гіпотези, враховуючи дані та деякі попередні знання. Наївний класифікатор Байєса припускає, що всі ознаки у вхідних даних незалежні одна від одної, що часто не відповідає дійсності. Однак, незважаючи на це спрощене припущення, наївний класифікатор Байєса широко використовується через його ефективність і хорошу продуктивність у багатьох реальних програмах.

Наївні класифікатори Байєса є одними з найпростіших моделей байєсівських мереж, але вони можуть досягти високого рівня точності в поєднанні з оцінкою щільності ядра. Ця техніка передбачає використання функції ядра для оцінки функції щільності ймовірності вхідних даних, що дозволяє класифікатору покращити свою продуктивність у складних сценаріях, де розподіл даних не визначено чітко.

Теорема Байєса забезпечує спосіб обчислення апостеріорної ймовірності $P(c|x)$ із $P(c)$, $P(x)$ і $P(x|c)$ (2):

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)*P(c)}{P(x)}, \quad (2)$$

де $P(c|x)$ – апостеріорна ймовірність класу (c , ціль) із заданим предиктором (x , атрибут); $P(c)$ – апіорна ймовірність класу; $P(x|c)$ – ймовірність, яка є ймовірністю даного класу предиктора; $P(x)$ – це пріоритетна ймовірність предиктора.

Використовуючи ці алгоритми можна значно зменшити час та ціну розпізнавання глаукоми серед пацієнтів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Quigley H. A. The number of people with glaucoma worldwide in 2010 and 2020 [Electronic resource] / H. A. Quigley, A. T. Broman // Br J Ophthalmol. – 2006. – 90(3). – P. 262–267. – Access mode: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC1856963/>
2. Rangayyan R. M. Detection of the optic nerve head in fundus images of the retina with Gabor filters and phase portrait analysis / R. M. Rangayyan, X. Zhu, F. J. Ayres, A. L. Ells // J Digit Imaging. – 2010 Aug. – 23(4). – Epub 2010 Jan 12. – PMID: 20066466; PMCID: PMC3046656. – P. 438-453
3. Mrad Y. A Fast and Accurate Method for Glaucoma Screening from Smartphone-Captured Fundus Images [Electronic resource] / Y. Mrad, Y. Elloumi, M. Akil, M. H. Bedoui // IRBM. – 2022. – Vol. 43. – № 4. – P. 279-289. – Access mode: <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2021.06.004/>