

УДК 004.391

DOI: 10.20998/2411-0558.2024.01.06

Д. В. ПРОЧУХАН, асп., Харківський національний університет радіоелектроніки, Харків

СИНТЕЗ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА ДОВГОЇ КОРОТКОЧАСНОЇ ПАМ'ЯТІ ДЛЯ ДЕТЕКТУВАННЯ ПРОФІЛЕРАТИВНОЇ РЕТИНОПАТІЇ

Досліджено ефективність комбінації згорткових нейронних мереж та довгої короткочасної пам'яті в діагностиці профілеративної ретинопатії. Розглянуто способи синтезу вказаних видів мереж. Наведено переваги використання згорткової нейронної мережі ResNeXt-101 у порівнянні з ResNet-101. Розроблено нейромережеву модель, що синтезує вказану мережу з мережею довгої короткочасною пам'яті. Проведено навчання моделі. Наведено механізми функціонування вказаної моделі. За допомогою розробленої моделі розв'язана задача детектування профілеративної ретинопатії. Отримано високі показники точності класифікації. Іл.: 3. Табл.: 2. Бібліогр.: 14 назв.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі; довга короткочасна пам'ять; детектування; ретинопатія.

Постановка проблеми. Діабетична ретинопатія – це офтальмологічне захворювання, яке спричиняє пошкодження сітківки та кровоносних судин ока. Вказане захворювання небезпечне тим, що воно викликає погіршення зору. Діабетична ретинопатія може призвести до сліпоти, якщо її не діагностувати на ранніх стадіях. Ранній огляд очей є найкращим засобом запобігти подальшим ускладненням. Своєчасне виявлення діабетичної ретинопатії є найкращим рішенням для подальшого лікування даного захворювання. На рис. 1 наведена здорова сітківка та сітківка з діабетичною ретинопатією

Діабетична ретинопатія має чотири стадії: легка, помірна, важка та профілеративна. Профілеративна ретинопатія виявляється у 50% хворих на цукровий діабет I типу та у 15-30% хворих на діабет II типу. Наведене захворювання швидко прогресує у вагітних. Профілеративна форма діабетичної ретинопатії становить загрозу для зору. Вказана стадія отримала таку назву через проліферацію – утворення нових патологічних кровоносних судин сітківки ока тіла. В певних зонах сітківки порушується кровопостачання та утворюються шкідливі речовини.

© Д. В. Прочухан, 2024

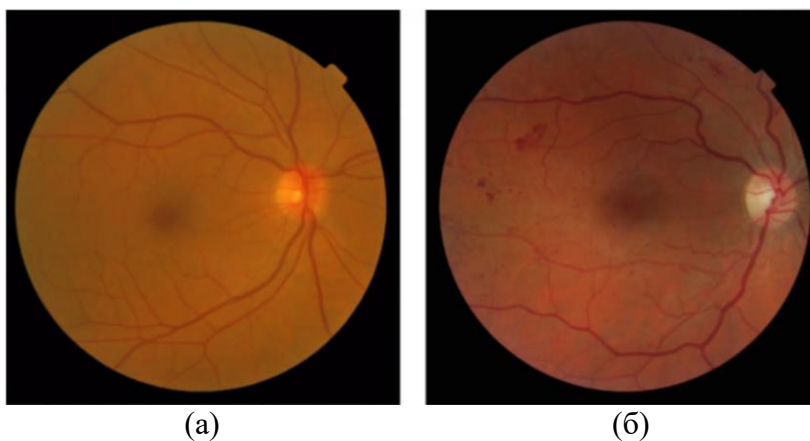


Рис 1. Сітківка ока: (а) – без патологій, (б) – з діабетичною ретинопатією

Наведена особливість призводить до пошкодження судин та подальшого крововиливу. Крововилив провокує різке погіршення зору. Пошкоджені судини здатні стискати сітківку, що може привести до сліпоти та пошкодження ока. Подальші ускладнення проліферативної ретинопатії можуть спричинити порушення шляхів підвищення внутрішньоочного тиску та розвиток глаукоми. Важливо своєчасно виявити вказане захворювання, щоб запобігти ускладненням. Для скринінгу проліферативної ретинопатії лікарі з високою кваліфікацією вивчають кольорові зображення сітківки. Зважаючи на складність наведеної процедури необхідно розробити автоматичні засоби виявлення хвороби.

Аналіз літератури. Успіхи вчених в діагностуванні різних захворювань пов'язані з застосуванням згорткових нейронних мереж [1, 2]. Для виявлення проліферативної ретинопатії науковці також використовували вказаний тип нейронних мереж. В дослідженні [3] було розглянуто техніку для детектування та класифікації діабетичної ретинопатії за допомогою ансамблю п'яти архітектур нейронних мереж - Resnet50, Inceptionv3, Xception, Dense121 і Dense169. В роботі [4] було запропоновано метод оптичної когерентної томографії, який враховує морфологічні ознаки зображень. В дослідженні [5] було розглянуто каскадну архітектуру нейронної мережі для класифікації зображень сітківки ока. В дослідженнях [6, 7], для визначення проліферативної ретинопатії було запропоновано використовувати архітектури ResNet18 і

ResNet50, які пройшли попереднє навчання на наборі даних ImageNet. В дослідженні [8] проводиться порівняльний аналіз архітектур DenseNet та ResNet. Наводяться переваги та недоліки вказаних мереж при її використанні для визначення профілеративної ретинопатії. В роботі [9] проведено порівняльний аналіз згорткових нейронних мереж ResNet, DenseNet та DetNet. Розглянуто переваги та недоліки вказаних моделей. Значу увагу приділено впливу гіперпараметрів на точність вказаних моделей. В дослідженні [10] запропоновано механізми розробки функцій для оптимального налаштування гіперпараметрів. В роботі [11] значну увагу приділено обробці вхідних зображень. Перед процесом навчання з них було видалено шуми та підвищено контрастність. Для обробки застосовано нейромережеву модель ResNet та зображення 3 класів – зображення здорового ока, непрофілеративної та профілеративної ретинопатії. Запропонована нейромережева модель показала точність 0.88. У вказаних дослідженнях отримано недостатньо високу точність класифікації. Для збільшення значення цього показника доцільно провести синтез згорткових нейронних мереж та мереж довгої короткочасної пам'яті. Вказаний механізм було успішно застосовано для детектування коронавірусу [12], пневмонії [13], бічного аміотрофічного склерозу, хвороби Паркінсона та хвороби Хантінгтона [14].

Метою даної роботи є детектування профілеративної ретинопатії за допомогою глибокої нейронної мережі, що дозволить людині при цукровому діабеті вчасно виявити небезпечне захворювання, а також розробка програмного забезпечення для підтримки офтальмологів щодо виявлення патологій зображення сітківки.

Теоретичні передумови.

Згорткові нейронні мережі виявилися ефективним механізмом в діагностиці захворювань. Однак існують певні обмеження, які призводять до проблем в діагностиці медичних захворювань. Нейромережеві моделі, які досягають високих показників точності з використанням одного набору даних, на інших наборах даних знижують свою точність. Моделі, які продемонстрували свою ефективність у визначенні певного ступеня важкості захворювання, у визначенні іншого класу менш ефективні.

Необхідно розробити нейромережеву модель, яка подолає наведені обмеження.

Згорткові нейронні мережі ефективні при опрацюванні певних ознак в даних. Мережі довгої короткочасної пам'яті використовуються для пошуку довгострокових залежностей в даних. Синтез вказаних типів мереж сприяє покращенню показників точності для завдань класифікації.

Наведемо способи, за допомогою яких можна комбінувати згорткові нейронні мережі та мережі довгої короткочасної пам'яті.

Першим способом комбінації є використання згорткових нейронних мереж для визначення ознак і подальшої передачі цієї інформації в мережі довгої короткочасної пам'яті.

Другим способом комбінації є використання вихідних даних мережі довгої короткочасної пам'яті, яка здатна фіксувати залежності в даних, в якості вхідних даних для згорткової нейронної мережі. Вказана особливість дозволяє згортковій нейронній мережі враховувати результати мережі довгої короткочасної пам'яті для покращення точності класифікації.

Третім способом комбінації мереж є паралельний синтез згорткових нейронних мереж та мереж довгострокової короткочасної пам'яті. Вихідні дані обох мереж використовуються в подальшій обробці для класифікації вхідних даних.

Доцільно використовувати синтез попередньо навченої згорткової нейронної мережі та мережі довгої короткочасної пам'яті.

Наведемо особливості архітектури згорткових нейронних мереж ResNet-101 та ResNeXt-101. Перевагою наведених моделей у порівнянні з аналогами є успішне подолання проблеми зникаючого градієнта. Архітектура згорткової нейронної мережі ResNet-101 містить 101 блок, що дозволяє проводити нейромережеве моделювання різного ступеня складності. Вказана модель має значні можливості по урахуванню особливостей зображень. Наявність залишкових з'єднань покращує тренування та дозволяє проводити передачу інформації зі збереженням градієнту. Будівельні блоки нейронної мережі ResNet-101 складаються з послідовності згорткових та проєкційних шарів. Згорткові шари отримують особливості зображень. Проєкційні шари змінюють

розмірність даних для ефективної передачі даних через мережу. До недоліків архітектури згорткової нейронної мережі ResNet-101 слід віднести велику кількість шарів та параметрів. Модель ResNeXt-101 у порівнянні з ResNet-101 має певні відмінності. Основна відмінність ResNeXt-101 полягає у розгалуженні каналів в Res-блоці на кілька паралельних потоків. За рахунок наведеної особливості забезпечується більш якісна обробка даних. Потоки всередині блоку згорткової нейронної мережі ResNeXt-101 застосовують фільтри до окремих підмножин каналів вхідних даних. Вхідні дані подаються на декілька паралельних гілок. Кожна гілка незалежно виконує обробку даних. Виходи з гілок потім об'єднуються і забезпечують різноманітність вихідних ознак. Завдяки наведеній особливості модель згорткової нейронної мережі ResNeXt-101 демонструє кращу точність в задачах класифікації у порівнянні з ResNet-101. Архітектура представлена на рис. 1.

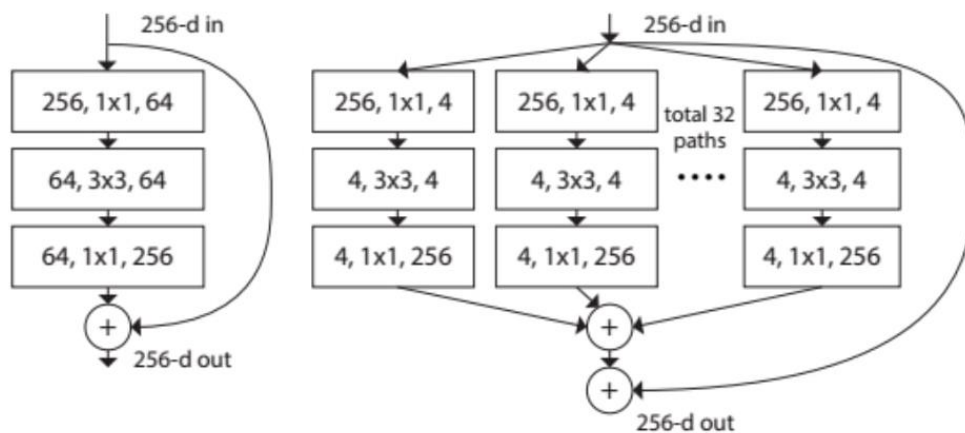


Рис 1. Архітектура моделі ResNeXt-101

Завдяки вказаним перевагам використаємо вказану архітектуру у комбінації з мережею довгої короткочасної пам'яті для побудовання нової нейромережевої моделі для визначення профілеративної ретинопатії.

Спочатку було проведено обробку зображень методами обрізання чорних рамок та підсилення контрастності. Зображення було зменшено до однакового розміру, нормалізовано та перетворено у вектори-ознаки, щоб їх можна було використовувати для навчання моделі.

Набір даних EyePacks містить дані 5 класів ретинопатії. Для нашого дослідження з 5 класів було сформовано 3 класи – зображення здорової сітківки ока, зображення з непрофілеративною ретинопатією та зображення з профілеративною ретинопатією. Класи 2, 3, 4 було об'єднано в один клас – профілеративна ретинопатія. Зважаючи на те, що незбалансованість даних негативно впливає на точність класифікації, було проведено аугментацію. Зображень з непрофілеративною та профілеративною ретинопатією було значно менше, ніж зображень здорового ока. Тому їх кількість було збільшено до кількості зображень здорового. Для формування нових зображень початкові зображення було використано горизонтальні, вертикальні повороти, обертання та відображення. Набір даних було розбито на 3 множини – навчальну, тестову та валідаційну. Навчальна множина склала 80% зображень. Тестова множина склала 10% зображень. Валідаційна множина склала 10% зображень. На наступному кроці здійснено синтез згорткової нейронної мережі та мережі довгої короткочасної пам'яті. Модель ResNeXt-101 використано для формування ознак зображень. В подальшій обробці вказані ознаки передаються в мережу довгої короткочасної пам'яті, яка відслідковує послідовність попередніх діагнозів. Параметри шарів для оптимізації було встановлено в результаті проведення низки експериментів. Вихідна інформація довгої короткочасної пам'яті передається і оброблюється шаром Average Pooling2D. На наступному кроці відбувається передачі інформації в шар повного з'єднання для класифікації. Дані шару повного з'єднання обробляються функцією softmax. На останньому етапі роботи моделі обчислюється ймовірність належності зображення до кожного класу, за якою інтерпретується результат роботи моделі. Для покращення швидкодії моделі використано оптимізатор Adam з показником learning rate 0.001. Для оцінки точності моделі застосовано функцію витрат, яка враховує ймовірність кожного класу. Розроблену нейромережеву модель наведено на рис. 3.

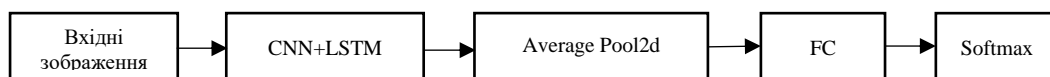


Рис 3. Нейромережева модель для визначення профілеративної ретинопатії

На основі побудованої нейромережевої моделі розроблено програмне забезпечення на мові програмування Python, що дозволяє виявити профілеративну ретинопатію.

Експериментальні результати. В результаті експерименту було встановлено, що оптимальне значення кількості епох для отримання високих показників точності становить 13. В табл. 1 наведено значення показників точності під час тренування на навчальній, тестовій, валідаційній множинах.

Таблиця 1
Точність визначення профілеративної ретинопатії

Номер епохи	Точність на навчальній множині	Точність на тестовій множині	Точність на валідаційній множині
1	0.791	0.788	0.788
2	0.801	0.792	0.786
3	0.812	0.803	0.801
4	0.832	0.827	0.822
5	0.855	0.842	0.838
6	0.873	0.861	0.857
7	0.881	0.877	0.872
8	0.906	0.882	0.880
9	0.925	0.908	0.902
10	0.944	0.929	0.923
11	0.961	0.948	0.941
12	0.979	0.969	0.963
13	0.983	0.979	0.973

В табл. 2 наведено значення функції витрат.

Таблиця 2

Значення функції витрат

Номер епохи	Точність на навчальній множині	Точність на тестовій множині	Точність на валідаційній множині
1	2	3	4
2	0.278	0.285	0.287
3	0.257	0.267	0.269
4	0.232	0.246	0.249
5	0.224	0.235	0.239
6	0.218	0.225	0.228
7	0.195	0.209	0.207
8	0.188	0.195	0.199
9	0.172	0.184	0.187
10	0.165	0.173	0.174
11	0.153	0.166	0.169
12	0.143	0.157	0.158
13	0.142	0.155	0.156

Проведено успішне тестування розробленого програмного додатку під різними операційними системами та апаратними конфігураціями.

Висновки.

1. В результаті проведеного порівняльного аналізу особливостей архітектур ResNet-101 та ResNeXt-101 зроблено висновок про доцільність використання ResNeXt-101 для подальшого моделювання.

2. Попередня обробка зображень шляхом обрізання чорних рамок та збільшення контрастності покращує результати навчання мережі та якість обробки зображень.

3. Проведена аугментація даних успішно долає проблему незбалансованості.

4. Синтез згорткових нейронних мереж та довгої короткочасної пам'яті забезпечує високу точність класифікації.

5. Розроблене програмне забезпечення може бути використано в медичних закладах для діагностування профілеративної ретинопатії.

Список літератури:

1. Bezsonov, O., Lebediev, O., Lebediev, V., Megel, Y., Prochukhan, D., Rudenko, O. Breed Recognition and Estimation of Live Weight of Cattle Based on Methods of Machine Learning and Computer Vision // *East-Eur. J. Enterp. Technol.* – 2021. – №6. – pp.64–74.
2. Lu, X.; Firoozeh Abolhasani Zadeh, Y. Deep learning-based classification for melanoma detection using XceptionNet. // *J. Healthc. Eng.* – 2022, 2196096.
3. Qummar, S., Khan, F.G., Shah, S., Khan, A., Shamshirb, S., Rehman, Z.U., Khan, I.A., Jadoon, W. A Deep Learning Ensemble Approach for Diabetic Retinopathy Detection // *IEEE Access.* – 2019, 7, 150530–150539.
4. Elgafi, M., Sharafeldeen, A., Elnakib, A., Elgarayhi, A., Alghamdi, N.S., Sallah, M., El-Baz, A. Detection of Diabetic Retinopathy Using Extracted 3D Features from OCT Images // *Sensors* – 2022, 22, 7833.
5. Mehboob, A., Akram, M.U., Alghamdi, N.S., Abdul Salam, A. A Deep Learning Based Approach for Grading of Diabetic Retinopathy Using Large Fundus Image Dataset // *Diagnostics.* – 2022, 12, 3084.
6. Tang, M.C., Teoh, S.S., Ibrahim, H., Embong, Z. Neovascularization detection and localization in fundus images using deeplearning // *Sensors.* – 2021, 21, 5327.
7. Tang, M.C., Teoh, S.S., Ibrahim, H., Embong, Z. A deep learning approach for the detection of neovascularization in fundus images using transfer learning // *IEEE Access.* – 2022, 10, 20247–20258.
8. Nazir, T., Nawaz, M., Rashid, J., Mahum, R., Masood, M., Mehmood, A., ... & Hussain, A. Detection of Diabetic Eye Disease from Retinal Images Using a Deep Learning Based CenterNet Model. // *Sensors.* – 2021. – № 16. – pp. 1–18.
9. Adriman, R., Mughtar, K., & Maulina, N. Performance Evaluation of Binary Classification of Diabetic Retinopathy through Deep Learning Techniques using Texture Feature // *Procedia Computer Science.* – 2021. – Vol. 179. – pp. 88–94.
10. Prochukhan D. Implementation of technology for improving the quality of segmentation of medical images by software adjustment of convolutional neural network hyperparameters. // *Information and Telecommunication Sciences.* – 2023. – No. 1. – pp. 59–63.
11. Lavanya, S.; Naveen, P. Detection of Retinal Neovascularization Using Optimized Deep Convolutional Neural Networks. *J. Trends Comput // Sci. Smart Technol.* – 2022, 4, pp.38–49.
12. Rayan, A., Alaerjan, A. S., Alanazi, S., Taloba, A. I., Shahin, O. R., & Salem, M. Utilizing CNN-LSTM techniques for the enhancement of medical systems. // *Alexandria Engineering Journal,* – 2023, 72, 323-338.
13. Kong, L., & Cheng, J. Based on improved deep convolutional neural network model pneumonia image classification // *PloS one.* – 2021, 16(11), e0258804.
14. Amooei E, Sharifi A, Manthouri M. Early Diagnosis of Neurodegenerative Diseases Using CNN-LSTM and Wavelet Transform // *J Healthc Inform Res.* – 2023, 7(1), 104-124.

References:

1. Bezsonov, O., Lebediev, O., Lebediev, V., Megel, Y., Prochukhan, D., Rudenko, O. Breed "Recognition and Estimation of Live Weight of Cattle Based on Methods of Machine Learning

-
- and Computer Vision". East.-Eur. J. Enterpr. Technol. 2021, 6, pp.64–74. DOI: 10.15587/1729-4061.2021.247648.
2. Lu, X., Firoozeh Abolhasani Zadeh, Y. "Deep learning-based classification for melanoma detection using XceptionNet". J. Healthc. Eng. 2022. 2196096.
 3. Qummar, S., Khan, F.G., Shah, S.; Khan, A., Shamshirb, S., Rehman, Z.U., Khan, I.A.; Jadoon, W. "A Deep Learning Ensemble Approach for Diabetic Retinopathy Detection". IEEE Access 2019. 7. 150530–150539.
 4. Elgafi, M., Sharafelddeen, A., Elnakib, A., Elgarayhi, A., Alghamdi, N.S., Sallah, M., El-Baz, A. "Detection of Diabetic Retinopathy Using Extracted 3D Features from OCT Images". Sensors. 2022, 22, 7833.
 5. Mehboob, A., Akram, M.U., Alghamdi, N.S., Abdul Salam, A. A Deep Learning Based Approach for Grading of Diabetic Retinopathy Using Large Fundus Image Dataset. Diagnostics 2022. 12.3084.
 6. Tang, M.C., Teoh, S.S., Ibrahim, H.; Embong, Z. "Neovascularization detection and localization in fundus images using deeplearning". Sensors. 2021. 21. 5327.
 7. Tang, M.C., Teoh, S.S., Ibrahim, H., Embong, Z. A deep learning approach for the detection of neovascularization in fundus images using transfer learning. IEEE Access 2022, 10, 20247–20258.
 8. 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.
 9. Adriman, R., Muchtar, K., & Maulina, N. "Performance Evaluation of Binary Classification of Diabetic Retinopathy through Deep Learning Techniques using Texture Feature", Procedia Computer Science. 2021. Vol. 179. pp. 88–94.
 10. Prochukhan D. "Implementation of technology for improving the quality of segmentation of medical images by software adjustment of convolutional neural network hyperparameters. Information and Telecommunication Sciences". 2023. No. 1. pp. 59 –63.
 11. Lavanya, S.; Naveen, P. "Detection of Retinal Neovascularization Using Optimized Deep Convolutional Neural Networks". J. Trends Comput. Sci. Smart Technol. 2022. 4. pp.38–49.
 12. Rayan, A., Alaerjan, A. S., Alanazi, S., Taloba, A. I., Shahin, O. R., & Salem, M. "Utilizing CNN-LSTM techniques for the enhancement of medical systems". Alexandria Engineering Journal. 2023. 72, 323-338.
 13. Kong, L., & Cheng, J. "Based on improved deep convolutional neural network model pneumonia image classification". PloS one, 2021. 16(11), e0258804.
 14. Amooei E, Sharifi A, Manthouri M. "Early Diagnosis of Neurodegenerative Diseases Using CNN-LSTM and Wavelet Transform". J Healthc Inform Res. 2023. 7(1). 104-124.

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

Поступила (received) 22.04.2024

Dmytro Prochukhan, PhD student,
Kharkiv National University of Radio Electronics
Nauky Ave. 14, Kharkiv, 61166, Ukraine.
Tel: 057 702 1013, e-mail: viprochukhan@gmail.com
ORCID ID: 0000-0002-4622-1015

УДК 004.391

Синтез згорткових нейронних мереж та довгої короткочасної пам'яті для детектування профілеративної ретинопатії / Прочухан Д.В. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2024. – № 1 – 2 (11 – 12). – С. 76 – 86.

Досліджено ефективність комбінації згорткових нейронних мереж та довгої короткочасної пам'яті в діагностиці профілеративної ретинопатії. Розглянуто способи синтезу вказаних видів мереж. Наведено переваги використання згорткової нейронної мережі ResNeXt-101 у порівнянні з моделлю ResNet-101. Розроблено нейромережеву модель, що синтезує вказану мережу з мережею довгої короткочасною пам'яті. Проведено навчання моделі. Наведено механізми функціонування вказаної моделі. За допомогою розробленої моделі розв'язана задача детектування профілеративної ретинопатії. Отримано високі показники точності класифікації. Іл.: 3. Рис.:2. Табл.: 2. Бібліогр.: 14 назв.

Ключові слова: згорткові нейронні мережі; довга короткочасна пам'ять; детектування; ретинопатія.

UDC 004.391

Synthesis of the physical neural terms and long short-hour memory for detection of prophylerative retinopathies/ Prochukhan D. // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2024. – № 1 – 2 (11 – 12). – P. 76 – 86.

The effectiveness of a combination of hypopharyngeal neural measures and long-term short-hour memory in the diagnosis of profilerative retinopathy has been studied. The methods of synthesis of the indicated types of measures are examined. The advantages of the vicorsynthetic neural network ResNeXt-101 have been established using ResNet-101. A neural boundary model has been developed that synthesizes the indicated boundary with the dimension of long-term short-term memory. The model was developed. Indicated by the functioning mechanisms of the specified model. Behind this additional fragmented model is the task of detecting profilerative retinopathy. High indicators of classification accuracy were obtained. Figs.: 3.Tabl.: 2. Refs.: 14 titles.

Keywords: convolutional neural networks; long short-term memory; detection; retinopathy.