

Ярошенко М.О.

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ЗБІЛЬШЕННЯ КІЛЬКОСТІ ОДНОЧАСНО ЗАДІЯНИХ ПРОМЕНІВ ЗОНДУВАННЯ У РЕЙТРЕЙСИНГОВІЙ АБЕРОМЕТРІЇ ОКА ШЛЯХОМ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Для визначення аберації (відхилень оптичної системи) людського ока застосовуються аберометри, які здебільшого базуються на методах проектування регулярної світлової структури на сітківку та подальшого аналізу відбитків. Втім, за значних аберацій, постає проблема ідентифікації точок структури, що проєктуються, за відбитками на сітківці. Цей недолік долається рейтресинговим методом аберометрії, що застосовує один лазерний промінь для сканування оптичної системи ока. Однак, використання лише одного променя для зондування ока висуває вимоги до апаратного забезпечення – воно має бути швидкодіючим – та зменшує час експозиції на фоточутливому елементі аберометру, зменшуючи точність реєстрації відбитку від сітківки. З метою подолання вищезазначених обмежень пропонується збільшити кількість одночасно задіяних променів зондування рейтресинговим аберометром. Для вже існуючої конструкції пристрою з декількома лазерними випромінювачами розроблено класифікуючу нейронну мережу, яка здійснює співставлення променів сканування та відбитків на сітківці. Для навчання нейронної мережі використано набір офтальмологічних даних, який штучно згенеровано в спеціалізованому програмному забезпеченні для оптичних симуляцій на базі реальних вимірювань людського ока. Базовим шаром нейронної мережі є шар із довгою короткочасною пам'яттю (Long Short-Term Memory), який аналізує вхідний набір координат відбитків як послідовність даних. Задля запобігання ситуації, коли одному променю зондування співставлено два або більше відбитки, результат класифікації нейронною мережею додатково обробляється Угорським алгоритмом. Перевірка на тестовій вибірці підтверджує ефективність запропонованого рішення. В статті також наведено залежність якості класифікації від розміру згенерованої навчаючої вибірки. В якості найбільш пріоритетних напрямків подальших досліджень обрано розробку алгоритму корекції результатів класифікації, збільшення аберації, за яких нейронна мережа здатна надавати точний результат та уточнення навчаючої вибірки згідно із реальними клінічними даними.

Ключові слова: аберометрія, метод рейтресингу, коефіцієнти Церніке, штучна нейронна мережа, Угорський алгоритм.

Постановка проблеми. Найбільш ефективним методом коригування рефракційних похибок ока є лазерна хірургія, для коректного проведення якої необхідним є визначення аберацій – похибок оптичної системи людського ока. Їхнє вимірювання здійснюється різними методами, в основі багатьох з яких лежить визначення відхилень променів світла від ідеальної траєкторії. Серед цих методів вирізняється рейтресинговий метод аберометрії [1], заснований на швидкому скануванні людського ока одним лазерним променем, що проходить через різні точки на зіниці. По відбитках лазерного променя від сітківки визначають похибки оптичної системи ока. Застосування саме одного лазерного променя надає методу робастність до сильних аберацій вищих порядків – для інших методів, за якими одночасно зондують око у декількох місцях, як-от аберометрія із застосуванням сенсору

Гартманна-Шека [2], суттєве та різнонаправлене відхилення лазерних променів при одночасному засвічуванні декількох точок на зіниці може привести до некоректного співставлення вхідних променів та їхніх відбитків [3]. Але застосування лише одного зондуючого променя накладає обмеження на кількість точок на зіниці, просканованих під час однієї процедури вимірювання, і, як наслідок, меншої точності при визначенні хвильового фронту. Таким чином, актуальним є збільшення кількості просканованих позицій під час однієї процедури вимірювання рейтресинговим аберометром.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Як вже зазначалося раніше, запропонований в [1] метод рейтресингової аберометрії (рис. 1) базується на покроковому скануванні ока лазерним променем та вимірюванням його відхилення від ідеального проходження. Лазерний промінь

сканування відхиляється керованим комп'ютером акустооптичним дефлектором, а вирівнюється паралельно оптичній осі ока коліматором. Зміщені координати $(\delta x, \delta y)$ відбитку променю на сітківці – точки A – є поперечними абераціями променю. Потім відбиток потрапляє на світлочутливу поверхню фотоприймача. Для наочності, на рис. 2 показано хід відбитого від сітківки променя через вузлову точку N' , при виході з ока такий промінь не змінює напрямку розповсюдження. Даний метод втілено у серії рейтрейсингових aberометрів іTrace [5] фірми Tracey Technologies.



Рис. 1. Спрощена функціональна схема aberометру рейтрейсингового типу [4, с. 181]

З метою уникнення втрат потужності лазерного променя (які можуть сягати близько 50% на одному елементі оптичної системи), в [6] запропоновано конструкцію aberометра (рис. 2), в якій відсутній світлоподілювач, а функцію дефлектора замінює пучок лазерних діодів, заздалегідь напрямлених на різні точки зіниці. Відсутність світлоподілювачів забезпечує більшу потужність променів, які потрапляють до фотоприймача, що покращує точність визначення відхилень.

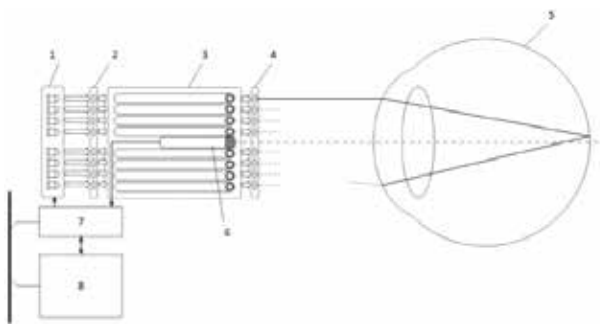


Рис. 2. Структурна схема пристрою для рейтрейсингової aberометрії ока. Позначення: 1 – блок світлових випромінювачів; 2 – вхідна оптика; 3 – багатоканальна оптоволоконна лінія; 4 – вихідна оптика; 5 – оптична система ока; 6 – фотоприймач; 7 – блок управління; 8 – пристрій обробки даних [6, с. 106]

Описані в [1] та [6] пристрої для рейтрейсингової aberометрії застосовуються для сканування

ока одним лазерним променем. Втім, aberометр, запропонований в [6], потенційно здатний зондувати зіницю в кількох місцях одночасно. Виходячи з цього, проблема збільшення кількості просканованих позицій під час однієї процедури вимірювання, вже попередньо вирішена на рівні конструкції рейтрейсингового aberометру. Однак, у випадку застосування декількох зондуючих променів, все ще залишається проблема співставлення вхідних променів та їхніх відбитків.

Постановка завдання. Виходячи з усього вищезазначеного, актуальною є розробка рішення для встановлення відповідності між зондуючими променями та їхніми відбитками на сітківці. Варто зазначити, що задача співставлення близька до задачі класифікації, яка в наш час успішно розв'язується штучними нейронними мережами. Втім, для результативного навчання нейронної мережі необхідна певна кількість реальних вимірювань: розмір навчаючої вибірки іноді має сягати тисяч наборів вхідних даних. Вибір офтальмологічних вимірювань, які містять інформацію про відхилення хвильового фронту, у відкритому доступі не знайдено. Однак, ці дані можуть бути змодельовані у спеціалізованому програмному забезпеченні.

Таким чином, завданням даної роботи є вирішення проблеми співставлення вхідних променів та їхніх відбитків для процесу рейтрейсингової aberометрії шляхом застосування нейронної мережі, навченої на штучно згенерованих офтальмологічних даних.

Викладення основної частини

1. Загальний опис запропонованого методу

З метою збільшення кількості точок для одночасного сканування та більшої точності реєстрації відбитків на сітківці, пропонується взяти за основу конструкцію рейтрейсингового aberометра, запропоновану в [6]. Після фотофіксації координат відбитків, та розрахунку їхнього положення на сітківці, пропонується встановити відповідність між променями та їхніми відбитками шляхом застосування розробленої нейронної мережі. Після розрахунку вірогідності належності кожного відбитку до променя, для визначення однозначної відповідності, використовується Угорський алгоритм [7] із максимізацією сум вірогідностей, які вказують на належність відбитка зондуючому променю. Для навчання нейронної мережі та перевірки роботи алгоритму згенеровано набори коефіцієнтів Церніке та координат відбитків на сітківці у спеціалізованому програмному забезпеченні для рейтрейсингової симуляції оптичних систем.

2. Генерування даних

В якості шаблону для засвічування на зіниці обрано набір концентричних кіл (рис. 3). Перевагою саме цього набору є можливість утворення більших за кількістю точок шаблонів шляхом повороту та накладання, оптимальний розрахунок яких наведений в [8]. Сканувати око пропонується лазерними променями із довжиною хвилі 0.67 мкм, як це конструктивно зроблено в [6].

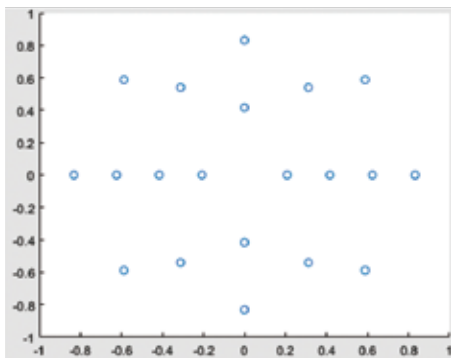


Рис. 3. Шаблон сканування ока шляхом засвічування точок на зіниці. Усі одиниці в 1/радіус зіниці

Відбитки від сітківки формують зображення на фотоприйнятному обладнанні, які, очевидно, доречно обробляти згортковою нейронною мережею. Однак, наявність великих за розміром «пустих місць» на знімку – областей зі значенням, близьким до 0 – негативно впливатиме на результат класифікації згортковими шарами, оскільки вони навчаються реагувати на певні шаблони на зображенні, а світлові плями на однорідному темному фоні не здатні зформувати якийсь безперервний шаблон. Тому інформація про відбитки надходитиме до нейронної мережі у вигляді координат на сітківці.

Через те, що для нейронних мереж порядок запису вхідних даних має значення, його уніфіковано шляхом сортування відбитків по осі Oy . Тому, в даній роботі інформація про відбитки променів подається в формі матриці:

$$X = \begin{bmatrix} x_0 & y_0 \\ x_1 & y_1 \\ \vdots & \vdots \\ x_N & y_N \end{bmatrix},$$

де N – кількість точок в шаблоні, (x_0, y_0) – координати відбитку на сітківці із найменшим значенням по осі Oy , (x_N, y_N) – координати відбитку на сітківці із найбільшим значенням по осі Oy . Значення x та y зберігаються у мікрометрах.

Навчаючу та валідаційну вибірки підготовлено у спеціалізованому програмному забезпеченні для оптичних рейтресингових симуляцій Zemax [9] із використанням спрощеної моделі релаксованого ока (фокальна відстань оптичної системи ока майже збігається з сітківкою) за авторством Н.-Л. Liou та N.A. Brennan [10, 11] (рис. 4), до якої включено віртуальний шар для додавання аберрацій.

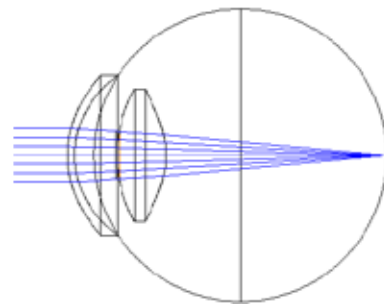


Рис. 4. Використана модель ока в програмі Zemax

Для генерування вхідних даних (координати точок сканування, набори коефіцієнтів Церніке, і т.д.) розроблено програму на мові Matlab. Коефіцієнти поліномів Церніке (рис. 5) згенеровано як набори випадкових чисел за нормальним розподілом із середнім значенням 0, зі стандартними відхиленнями та максимальними і мінімальними значеннями, які є збільшеними відносно клінічних даних, наведених у [12, с. 6]. Розрахунок координат відбитків променів на сітківці здійснюється у середовищі Zemax за програмою на мові Zemax Programming Language. Файл із вхідними даними зберігається у .dat форматі, вихідний файл зберігається в форматі .csv для подальшого навчання нейронної мережі.

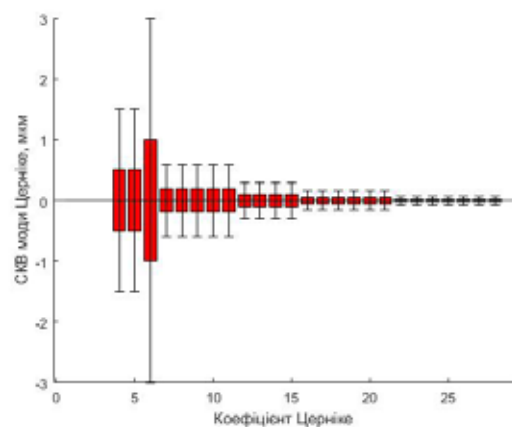


Рис. 5. Налаштування генерування наборів коефіцієнтів Церніке. Червоним кольором позначено межі 1 СКВ, чорним – межі мінімального та максимального значень коефіцієнтів. Нумерація коефіцієнтів за Ноллом [13]

Синтетична генерація навчаючої вибірки має певну перевагу над застосуванням вимірювань в якості навчаючої вибірки, а саме – гнучкість і контрольованість її налаштувань: кількість вхідних наборів, межі значень параметрів, та ін. Втім, очевидно, така вибірка не є точним відображенням реального розподілу аберацій людського ока серед населення. З іншого боку, для навчання нейронної мережі може знадобитися більше вхідних наборів, ніж доступно реальних вимірювань. Тож, штучне урізноманітнення та генерування даних (data augmentation) доволі часто є необхідністю. Таким чином, генерування цілком синтетичної навчаючої вибірки в даній роботі хоч і не є точним відображенням реальності, втім, може бути прийнятним до отримання навчаючої вибірки зібраної виключно з клінічних вимірювань.

3. Структура нейронної мережі

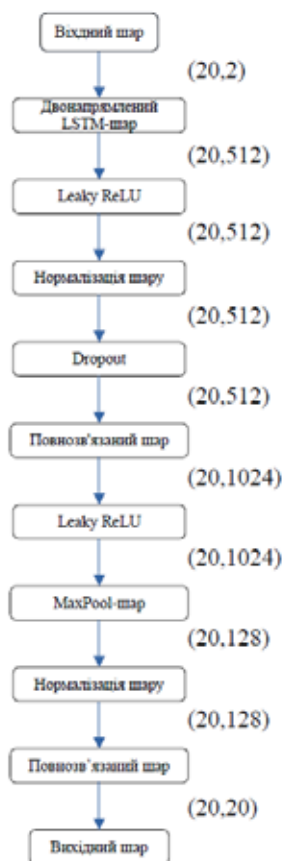


Рис. 6. Структура нейронної мережі для визначення відповідностей променів та відбитків. Окрім видів шарів наведено також розміри матриць даних

Для визначення ймовірності належності відбитку зондуєму променю, розроблено нейронну мережу, структуру якої наведено на

рис. 6. Імплементацію мережі виконано на мові програмування Python із використанням спеціалізованої бібліотеки TensorFlow [14]. Програмним середовищем для навчання та аналізу виступає Google Colaboratory [15] – спеціальний ресурс, який надає віддалений доступ до високопродуктивних графічних прискорювачів.

Проблему, яка має вирішуватись нейронною мережею в даній роботі, можна сформулювати як класифікацію кожного елементу певного вхідного набору даних із урахуванням інформації про інші елементи у тому ж наборі. У розв’язанні цієї задачі доцільним є використання LSTM-шарів [16], характерною особливістю яких є збереження довгострокових залежностей між елементами послідовності. З метою охоплення всього вхідного набору при класифікації кожного відбитку, застосовано двонаправлений LSTM-шар [17]. Потім, дані оброблюються повнозв’язним шаром, за яким йде MaxPool-шар задля зменшення кількості параметрів для навчання без втрати інформації. Наступним повнозв’язним шаром розраховуються остаточні вірогідності. В ході випробувань виявилось, що використання функції активації Leaky ReLU [18] та шарів нормалізації [19] покращує точність розпізнавання, тому їх додано після двонаправленого LSTM-шару та одного з повнозв’язаних шарів. Шар dropout, який з налаштованою частотою множить на 0 виходи попереднього шару, додано з метою запобігання перенавчанню (overfitting) – ситуації, за якої нейронна мережа значно краще класифікує навчаючу вибірку, ніж валідаційну.

4. Навчання нейронної мережі

Для навчання нейронної мережі використовується бінарна кросентропійна функція (Binary Crossentropy) втрат:

$$L = -\sum_i^M y_i \log(p_i),$$

де L – значення функції втрат, M – кількість класів, y_i – очікувана вірогідність належності вхідного набору до i -го класу, p_i – передбачувана нейронною мережею вірогідність вхідного набору до i -го класу.

Оптимізатором обрано Adam [20] – широко вживаний алгоритм для оптимізації нейронних мереж. Він поєднує два методи градієнтного спуску: градієнтний спуск з моментом (Gradient Descent with Momentum) та середньоквадратичне розповсюдження (Root Mean Square Propagation – RMSProp). Для даної роботи коригуючі параметри β_1 та β_2 дорівнюють значенням, запропонованим в [20, с. 2] –

0.9 та 0.999 відповідно. Коефіцієнт навчання експоненційно зменшується за формулою:

$$\alpha_t = \alpha_0 \cdot \text{decay_rate}^{\frac{t}{t_{decay}}}$$

де α_0 – початкове значення коефіцієнту навчання (в даній роботі обраний 0.001), decay_rate – параметр, який вказує, у скільки разів зменшиться α після t_{decay} ітерацій роботи оптимізатора. Для даної нейронної мережі дослідним шляхом обрано $\text{decay_rate} = 0.95$, t_{decay} дорівнює кількості міні-вибірок (mini-batch) в одній епосі навчання, оскільки на одній ітерації роботи оптимізатора ваги мережі оновлюються по усередненій функції втрат по всій міні-вибірці, розмір якої обрано 128.

5. Результати навчання нейронної мережі

Експериментально встановлено, що 10 епох достатньо для навчання нейронної мережі. Оскільки, в даному випадку, навчаюча вибірка отримана не шляхом реальних вимірювань, а є штучно згенерованою і може налаштовуватись, то адекватним є пошук достатньої кількості наборів вхідних даних у вибірці. Залежність між розміром навчаючої вибірки та якістю класифікації наведено в табл. 1.

Як можна побачити, найвища точність класифікації досягається за 144000 вхідних наборів координат на сітківці.

Загальна точність класифікації є високою, що вказує на ефективність запропонованого рішення. Втім, існує ймовірність того, що протягом застосування запропонованого методу з'являться окремі випадки з певною кількістю некоректно класифікованих відбитків. Це можна подолати кількома шляхами, серед яких:

- вдосконалення архітектури нейронної мережі;
- збільшення розміру навчаючої вибірки;
- корекція результату класифікації іншими методами після застосування нейронної мережі.

Висновки

У даній роботі запропоновано нейронну мережу для встановлення відповідності «зондуєчий промінь-відбиток на сітківці» для збільшення кількості одночасно сканованих позицій під час вимірювань рейтрейсинговим аберометром, що має на меті збільшення роздільної здатності визначеного хвильового фронту похибок. Для генерації наборів вхідних даних для навчання та перевірки нейронної мережі залучено спеціалізоване програмне забезпечення для рейтрейсингових оптичних симуляцій із моделлю людського ока. Для уникнення визначення кількох відбитків у вхідному наборі одним класом (в даному випадку – номером променя), до результатів класифікації – таблиці вірогідностей відповідності між променями та відбитками – застосовується Угорський алгоритм.

За результатами навчання нейронної мережі встановлено, що запропоноване рішення є доволі ефективним – середня точність класифікації дорівнює 100 %. Цього вдалося досягти використанням штучної генерації навчаючої вибірки у спеціалізованому програмному забезпеченні, що, у випадку обмеженості реальних вимірювань у відкритому доступі, є прийнятним. Однак, точні показники якості запропонованого рішення можна отримати лише шляхом реальних дослідів.

Наступним кроком є дослідження запропонованої нейронної мережі за більш жорстких умов вимірювань (більших абераций) та уточнення навчаючої вибірки згідно з клінічними даними. Також, через те, що медична сфера застосування потребує якомога вищої точності вимірювань, в якості майбутніх етапів збільшення роздільної здатності рейтрейсингового методу аберометрії, пропонується розробити новий або застосувати існуючий алгоритм корекції відповідності між двома наборами даних: номерів зондуєчих променів та відбитків на сітківці.

Таблиця 1

Залежність якості класифікації від розміру навчаючої вибірки

Кількість вх. наборів в навчаючій/тестовій вибірці, шт.	Середня точність співставлення нейр. мережею, %	Середня точність співставлення після застосування Угорського алгоритму, %	Найбільша кількість некоректно класифікованих точок в одній вибірці, шт.
14400/3600	83.33	84.91	20
28800/7200	85.54	86.92	19
57600/14400	87.46	88.56	20
115200/28800	96.15	96.48	20
144000/36000	100	100	0

Список літератури:

1. Молебний В.В., Чиж І.Г., Сокурєнко В.М. Однопроменевий метод вимірювання локального розподілу аберацій ока. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. Хмельницький, 1998. № 4. С. 130 – 135.
2. Liang J., Grimm B., Goelz S., Bille J. Objective measurement of wave aberrations of the human eye with the use of a Hartmann-Shack wavefront sensor. *Journal of the Optical Society of America A*. 1994. V. 11. P. 1949 – 1957.
3. The iTrace vs. The Pentacam® AXL Wave. *Tracey Technologies*. URL: <https://www.traceytechnologies.com/itrace-vs-pentacam/> (дата звернення 21.09.2022)
4. Аберометрія оптичної системи ока людини: моногр. / І.Г. Чиж, Г.С. Тимчик, Т.О. Шиша та ін. К.: НТУУ «КПІ». 2013. 292 с.
5. V. Molebny, I. Pallikaris, S. Panapogoulou, I. Chyzh, V. Sokurenko. Eye refraction distribution: studies with Tracey-1. *Physiological Optics. Topical Meetings Digest Series*. 1999. Vol. 23. P. 51-52.
6. Ковальський В.І., Яганов П.О. Пристрій для рейтрейсингової аберометрії ока. *Вісник Київського політехнічного інституту. Серія : Приладобудування*. 2018. Вип. 56(2). С. 103–111.
7. Harold W. K. The Hungarian Method for the assignment problem. *Naval Research Logistics Quarterly*. 1955. V. 2. P. 83–97.
8. Ковальський В. І. Метод розміщення променів зондування при рейтрейсинговій аберометрії. *Перспективи телекомунікацій: збірник матеріалів Міжнародної науково-технічної конференції, м.Київ, 16-20 квітня 2018 р.* Київ, 2018. URL: <http://conferenc.its.kpi.ua/proc/article/view/131975>
9. Zemax. *An Ansys Company*. URL: <https://www.zemax.com/> (дата звернення 22.09.2022)
10. Liou H.-L., Brennan N.A. Anatomically accurate, finite model eye for optical modeling. *Journal of the Optical Society of America A*. 1997. V. 14. P. 1684-1695.
11. OpticStudio models of the human eye. *An Ansys Company*. URL: <https://support.zemax.com/hc/en-us/articles/1500005575082-OpticStudio-models-of-the-human-eye> (дата звернення 22.09.2022)
12. Du R. et al. Wave front aberrations induced from biomechanical effects after customized myopic laser refractive surgery in finite element model. *International Ophthalmology*. 2022. V. 42(1). P. 81-94. DOI: 10.1007/s10792-021-02003-9
13. Noll R.J. Zernike polynomials and atmospheric turbulence. *Journal of the Optical Society of America*. 1976. V. 66. P. 207-211.
14. TensorFlow. *Google Brain Team*. URL: <https://www.tensorflow.org/> (дата звернення 22.09.2022)
15. Google Colaboratory. *Google Research*. URL: <https://colab.research.google.com/> (дата звернення 22.09.2022)
16. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-term Memory. *Neural computation*. 1997. V. 9. P. 1735-1780.
17. Graves, A., Schmidhuber J. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM networks. *Proceedings of the 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks*. 2005. V. 4. P. 2047–2052.
18. Maas, A.L., Hannun, A.Y., Ng, A.Y. Rectifier Nonlinearities Improve Neural Network Acoustic Models. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*. 2013. V. 28(3). URL: https://ai.stanford.edu/~amaas/papers/relu_hybrid_icml2013_final.pdf (дата звернення 22.09.2022)
19. Ba J. L., Kiros J. R., Hinton G. E. Layer Normalization. *arXiv*. 2016. URL: <https://arxiv.org/abs/1607.06450> (дата звернення 22.09.2022)
20. Kingma D. P., Ba J. L. Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980> (дата звернення 22.09.2022)

Yaroshenko M.O. INCREASE OF THE AMOUNT OF SIMULTANEOUSLY USED PROBING BEAMS FOR EYE'S RAYTRACING ABERROMETRY WITH NEURAL NETWORK

To determine aberrations (deviations of the optical system) of the human eye, aberrometers are used, which are mostly based on the methods of projecting a regular light structure onto the retina and subsequent analysis of prints. However, in case of significant aberrations, the problem of identifying the points of the projected structure based on the imprints on the retina arises. This drawback is overcome by the raytracing method of aberrometry, which uses a single laser beam to scan the optical system of the eye. However, the usage of only one beam for the eye probing imposes requirements on the hardware – it must be fast – and reduces the exposure time on the photosensitive element of the aberrometer, reducing the accuracy of registration of the light spots on the retina. In order to overcome the above-mentioned limitations, it is proposed to increase the number of simultaneously used probing beams with a raytracing aberrometer. For the already existing design of the aberrometer with several laser emitters, a classification neural network was developed, which matches the scanning beams with light spots on the retina. To train the neural network, a set of ophthalmological data

was artificially generated in specialized software for optical simulations based on real measurements of the human eye. The basic layer of the neural network is a layer with long short-term memory, which analyzes the input set of fingerprint coordinates as a sequence of data. In order to prevent situations where two or more light spots are matched to one probing beam, the neural network classification result is additionally processed by the Hungarian algorithm. Verification on a test sample confirms the effectiveness of the proposed solution. Dependence of the classification quality on the size of the generated training sample is also displayed on the article. The development of an algorithm for the correction of classification results, the increase of aberrations under which the neural network is able to provide an accurate result, and the refinement of the training sample according to real clinical data were selected as the most priority areas of further research.

Key words: *aberrometry, raytracing method, Zernike coefficients, artificial neural network, Hungarian algorithm.*