

PACS: 42.25.Dd, 42.25.Fx, 42.30.-d, 42.30.Tz, 42.50.Ar, 07.05.Mh, 07.05.Pj, 07.05.Tr ISSN 1729-4428 (Print)
ISSN 2309-8589 (Online)

К.Ю. Зенкова¹, Д.І. Іванський¹, О.В. Ангельський¹, П.А. Рябий¹, А.О. Коняхін¹,
М.Ю. Дяченко², Ксіндженг Джанг³

Нові розв'язки відтворення структури розсіювальних середовищ з використанням технології машинного навчання

¹Чернівецький національний університет, Чернівці, Україна, k.zenkova@chnu.edu.ua;

²ОКНП "Чернівецький обласний клінічний кардіологічний центр", Чернівці, Україна;

³Ключова лабораторія нелінійної фотоніки, Інститут прикладної фізики, Університет Нанкай, Тяньцзінь, Китай

Робота присвячена розвитку ідеї використання технології машинного навчання, яка поєднується з алгоритмічним методом Монте-Карло, для відтворення просторового розташування розсіювальних центрів рогівки ока, щільності розподілення центрів в об'ємі при скануванні зразка у повздовжньому напрямку. Спостерігається сприятливий прогноз по відтворенню значення товщини зразка з визначенням місця розташування розсіювального центра. Отримана, методом Монте-Карло, «теплова карта» ймовірності координат виходу фотонів з досліджуваного середовища, використовується як набір вхідних даних для тренування нейронної мережі. Запропонована архітектура згорткової нейронної мережі дозволило досягнути точності відтворення просторового розміщення розсіювальних центрів, щільності розподілу центрів, при повздовжньому скануванні, до 98%.

Ключові слова: Нейромережа, машинне навчання, Монте-Карло, амплітудна (фазова) функція, ОКТ.

Подано до редакції 11.01.2026 р.; прийнято до друку 01.09.2026 р.; опубліковано 16.09.2026 р..

Вступ

Оптична когерентна томографія (ОКТ) є безконтактним методом візуалізації структури середовища, який дозволяє отримати зображення поперечного та поздовжнього зрізів тканини з високою роздільною здатністю [1-3]. Зокрема методами ОКТ вивчають прозорі (напівпрозорі) об'єкти на прикладі рогівки ока [2].

Особливе місце серед методів ОКТ займають поляризаційно-чутливі (ПЧ) методи досліджень [4], які дозволяють вивчати зміну стану поляризації пучка при взаємодії з поляризаційним об'єктом і за відповідними змінами в інтерференційних каналах, у двох плечах використовуваного інтерферометра Маха-Цандера, відтворювати структуру тонких наночарів рогівки навіть при глибинах сканування, менших за довжину повздовжньої когерентності. В контексті запропонованих підходів, нами було

продемонстровано [5-7], унікальна можливість, неінвазивно, отримати інформацію про структуру тонких шарів прозорих об'єктів, коли вони зруйновані або пошкоджені. Наші найновіші дослідження [8-10] спрямовані на подальший розвиток методу поляризаційно-чутливої когерентної томографії, через введення понять геометричної та динамічної фаз [8-10] із використанням модифікованої конфігурації інтерферометра Маха-Цандера [5-10], коли вдалося запропонувати підходи збільшення величини поперечної та повздовжньої роздільної здатності через усунення деполяризації сигналу [9,10], що виникає внаслідок розсіювання випромінювання на розсіювальних центрах структури рогівки. У цих роботах нами, у рамках розробленої моделі поляризаційного методу Монте-Карло, проведена оцінка деполяризації сигналу та запропоновано шляхи збільшення точності відтворення структури на 22% [9,10].

У той самий час для побудови повної картини

томографічного зображення, в контексті ПЧ методів, необхідно визначити просторову локацію центрів розсіювання, щільність розташування розсіювальних центрів, розподіл по глибині шару, при скануванні зразка у повздовжньому напрямку, що на етапі раніше представлених досліджень було відкритим питанням.

На даний момент відомі роботи [11,12], які передбачали комбінацію методу Монте-Карло з використанням нейромереж для відтворення просторових властивостей розсіювального середовища. Але вони вимагали додаткової оцінки величини інтенсивності розсіяного випромінювання для різних відстаней (товщин) середовища, використовуючи або інформацію про профіль інтенсивності розсіяного назад випромінювання (інтенсивність зворотно розсіяного випромінювання в залежності від відстані між приймачем та джерелом) [11], або кутовий розподіл інтенсивності [12].

У даній роботі запропоновано оригінальне рішення, яке ґрунтується на використанні інформації про ймовірнісні значення координат виходу фотонів, отримані методом Монте-Карло, без врахування енергетики фотонів, для побудови «теплової карти», що комбінується з розробленим нами алгоритмом машинного навчання, та дозволяє відтворити з точністю порядку 98% об'ємне розташування розсіювальних центрів. Тим самим вирішується актуальна задача відтворення координат центрів по всій глибині повздовжнього сканування. Цей підхід може бути використаний для дослідження просторової структури прозорих/напівпрозорих середовищ не лише у зворотно відбитому/розсіяному випромінюванні, але і у пропущеному вперед випромінюванні.

І. Формування бази даних порівняння для тренування та тестування нейромережі в поєднанні з методом Монте-Карло

Розсіювальні центри роївки, які є об'єктами дослідження даної роботи, а саме, епітеліальні ядра епітелію та кератоцити, які розташовані між ламелями строми [5], задають розсіювання падаючого на частинки фотонного пакету, що в підходах Монте-Карло [13,14] описується амплітудною та фазовою функціями розсіювання. Частинки є оптично м'якими, виконується умова $|m - 1| \ll 1$, де m – її відносний показник заломлення, розсіяння світла на яких задається в наближенні теорії Ван де Хюлста або теорії «аномальної дифракції» [15-20].

В наближенні даного методу розглядають набір випадкових чисел для моделювання стохастичних процесів, які задають ймовірнісний характер розсіювання фотонів на розсіювальних центрах. У задачах переносу фотонів цей підхід забезпечується, шляхом симуляції великої кількості траєкторій окремих фотонів, які випадковим чином проходять крізь середовище, зазнаючи розсіювання, поглинання або відбивання. Характер кожної взаємодії задається статистичними параметрами середовища - такими як

коефіцієнт розсіювання (μ_s), коефіцієнт поглинання (μ_a), показником послаблення ($\mu = \mu_s + \mu_a$) та параметром анізотропії (g), що задає напрямок ймовірного відхилення фотона після розсіювання. Як правило, модель Монте-Карло [5-10] передбачає оцінку таких параметрів, як довжини вільного пробігу фотона $l = -\frac{\ln \xi}{\mu}$ до наступного акту взаємодії (ξ – випадкова величина, що рівномірно розподілена в інтервалі $[0; 1]$) азимутального (φ) та полярного (θ) кутів розсіювання, які узгоджуються із розподілом фазової функції $P(\theta, \varphi)$, та яка ототожнюється з функцією густини ймовірності, ваги фотонних пакетів після i -го акту розсіяння: $W_i = P(\theta_i, \varphi_i) \cdot W_{i-1}$. При розсіюванні під кутами θ, φ вага фотонного пакету зменшується відповідно до значення фазової функції $P(\theta, \varphi)$, i – номер акту розсіювання. Середня кількість актів розсіювання N_s пропорційна відношенню z/l_s [5], $l_s = 1/\mu_s$ - довжина розсіювання (середня відстань між розсіювальними центрами). Серед параметрів розсіювання, які вибираються, для оцінки, та використовувалася нами для формування бази порівняння для тренування нейромережі, є коефіцієнт та довжина розсіювання. Максимально можлива концентрація розсіювальних центрів буде обмежуватись розміром частинок: $\rho_N^{max} = 1/V_0$, де V_0 – об'єм частинки (у випадку сферичних частинок $V_0 = \frac{4}{3}\pi a^3$, тут a – радіус частинки). Моделювання взаємодії фотонного пакету з розсіювальним середовищем, здійснювалася нами з урахуванням фазової функції, в наближенні теорії Ван де Хюлста (аномальної дифракції).

Як вхідні параметри вибиралися початкова вага фотонних пакетів $W = 1$, кількість пакетів – 10^5 . Початкове положення фотонів у площині x - y підпорядковане гаусівському закону, з напівшириною пучка $w_0 \approx 15$ мкм. Середня початкова інтенсивність пучка $I_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N W_i = 1$, де N – кількість фотонів у фотонному пакеті (у першому наближенні задаємо $N = 1000$). Вважалось, що початкова вага всіх фотонних пакетів однакова по всьому поперечному перетину, хвильовий фронт приймався як плоский. Тоді щільність ймовірності розподілу фотонів визначається як

$$p(x, y) = \frac{e^{-\frac{x^2+y^2}{2w_0^2}}}{2\pi w_0^2},$$

що безпосередньо пов'язано з ймовірністю координат виходу фотонів.

Статистичні параметри розподілу фотонів змінюються відповідно до зміни товщини середовища (z), розміру частинок (a або $\chi = ka$, де $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ – хвильове число, λ – довжина хвилі у вакуумі) та коефіцієнту розсіяння (μ_s).

Розподіл ймовірності координат виходу фотонів представляємо у вигляді так званої «теплової карти», тобто теплового колірною розподілу, що наведено на рис. 1. По осях x, y зазначаються нормовані на величину w_0 , значення отриманих координат, що дозволяє представити теплову карту, не

прив'язуючись до абсолютних поперечних розмірів пучка. Колірна шкала відповідає локальній щільності ймовірності розподілу фотонів $p(x, y)$. Для тренування нейромережі, координати на «тепловій карті» нормуються в межах від 0 до 1 (Рис.2). Такі розподіли (нормовані «теплові карти») задаються кроком усереднення ($\Delta x, \Delta y$), розмірним параметром частинок (χ) та відповідають різним співвідношенням z/l_s (Рис. 2). Зменшення кроку усереднення формує більш виражені картини відтворення інформації про координатний розподіл виходу фотонів (Рис. 1, 2(а, б)).

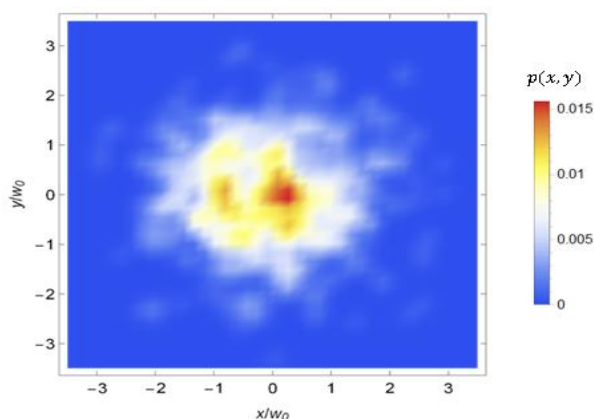


Рис.1. Гістограма ймовірності координатного розподілу виходу 1000 фотонів. Усереднення з кроком $\Delta x, \Delta y = 0.14w_0$.

Зміна положення фотонів в просторі (траєкторії)

(рис.2(в)), що відповідають різним тепловим картам (рис.2а, б) отримані для різних товщин шару d . Зокрема, на рис.2 (а, б) представлено вибірка для двох значень товщин шару (d), що відповідає скануванню у поздовжньому напрямку (z): $2l_s$ та $3l_s$ з кроком усереднення $\Delta x, \Delta y = 0.06$ в.о. (нормовані координати) та розмірного параметру частинок $\chi = 24$.

Отримані траєкторії руху фотонів сприяють позитивним прогнозам щодо розташування розсіювальних центрів, виходячи з умовних ділянок зміни траєкторії руху фотонів. Природньо, що зміна траєкторії руху фотонів (відмічено овалами (Рис. 2, в) відбувається в деяких площинах (Рис. 2, г), які розташовані в околі центрів розсіювання, на відстанях кратних l_s .

II. Тренування нейронної мережі

Отриманий набір з тисяч «теплових карт» використовуються нами для тренування нейронної мережі, без використання додаткової інформації про енергетичні зміни потоку фотонів на виході з досліджуваного середовища. В якості робочої нейронної мережі була вибрана згорткова нейронна мережа (CNN), яка дозволила спрогнозувати ключові характеристики тканини рогівки ока, опираючись на дані, отримані методом Монте-Карло. Побудована архітектура нейромережі аналізує локальні закономірності розподілу, такі як піки густини

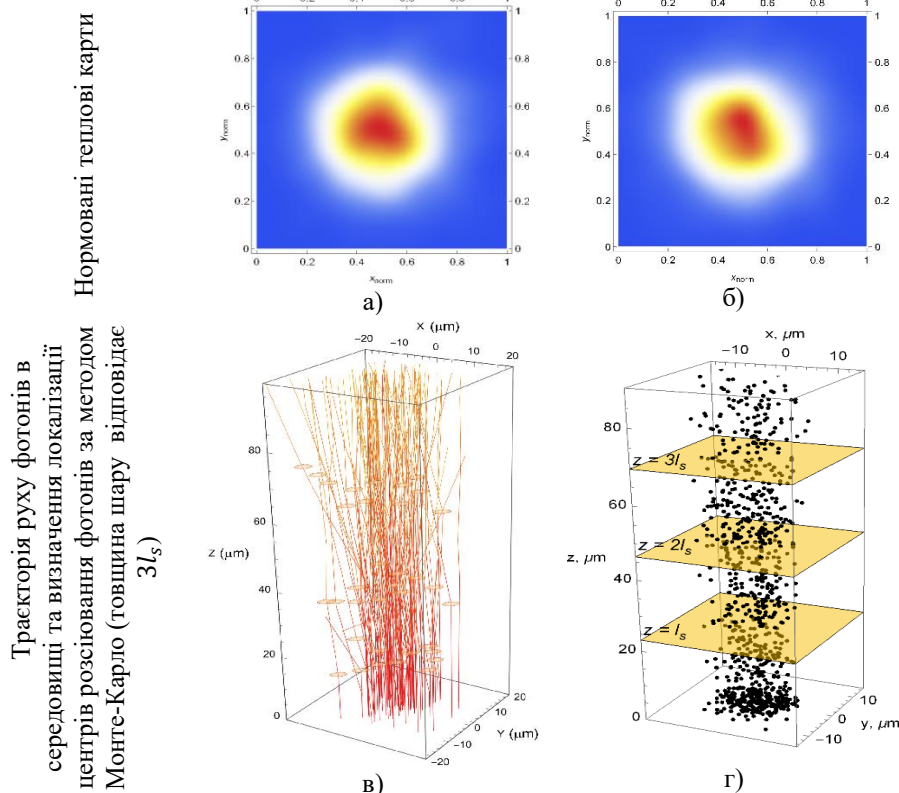


Рис. 2. Нормовані «теплові карти» для товщин шару $2l_s$ та $3l_s$ (а, б) та траєкторії руху фотонів в середовищі (в) (овалами відмічено зміна траєкторії) та реконструйовані положення площин, що відповідають локалізації центрів розсіювання (г).

ймовірності розподілу фотонів, що можуть вказувати на товщину шару та розподіл розсіювальних центрів.

Модель побудована на балансі між точністю та обчислювальною ефективністю, що дозволила уникати перенавчання та "мертвих нейронів". У процесі формування алгоритму було застосовано низку ключових функцій, а саме, функція Dropout, яка запобігає перенавчанню, випадково ігноруючи 40% зв'язків, сформованих на кожному етапі ітерації навчання, функція стандартної ReLU-активації, що дозволяє вилучити від'ємні значення інтенсивності та функція Batch Normalization, яка стабілізує статистику активацій, усуваючи внутрішнє ковзне зміщення між ітераціями навчання, сприяє швидкій збіжності та підвищенню стійкості моделі, забезпечуючи усереднення сигналу, відтворюваність дрібних елементів зі значним прискоренням процесу навчання нейромережі. Використовувана функція MaxPooling відіграє роль фільтра, що дозволяє виділити ділянки з найбільшою ймовірністю виходу фотонів, поступово уточнюючи та зменшуючи розмір ділянок аналізу, але при цьому зберігаючи повну інформацію про ключові локальні екстремуми, що відображають області максимальної інтенсивності.

У процесі реалізації алгоритму формувався «вектор ознак», як набір чисел, які відтворювали інформацію про ймовірність розсіювання світла за глибиною вивчаемого шару та задавали ймовірнісну оцінку виходу фотонів. Сформований «вектор ознак» відповідає дискретизованим зонам розподілу фотонів, пов'язаних з анізотропією оптичних властивостей. Це дозволило нейромережі зробити висновок про те, як саме світло розсіювалось у рогівці.

Поточна модель архітектури нейромережі ґрунтується на використанні послідовності згорткових шарів для обробки зображення, і подальшим об'єднанням з параметрами середовища та повнозв'язаними шарами для регресії. Нейромережа «не бачить» окремих фотонів, але в процесі навчання, робить прогнози про структуру середовища. Модель є оптимізованою та розвинутою версією наближень, що передбачає використання або меншої кількості фільтрів (32–64), або альтернативних функцій активації/регуляризації, під час апаратної реалізації процесу машинного навчання. В цілому, згідно з архітектурою нейромережі, згорткові шари аналізують «теплові» карти для виявлення макроскопічних закономірностей, наприклад, зони високої концентрації розсіяних фотонів, що вказують на ймовірні значення товщини шару тканини та розташування самих розсіювальних центрів. Повнозв'язані шари об'єднують отримані області розподілу ймовірності з параметрами середовища (μ , g) для відновлення товщини шару (z), коефіцієнта розсіювання (μ_s) та координат центрів розсіювання. Функція активації ReLU додає нелінійність, дозволяючи моделі «відчувати» складні взаємозв'язки між планарною структурою карти та фізичними властивостями тканини. Dropout (0.4) робить модель стійкою до варіацій вхідних даних, шумів у тепловій карті, різної кількості фотонів або незначних зсувів. Загальна кількість параметрів моделі $\sim 8 \times 10^5$, що є достатнім для точного відтворення оптичних

властивостей рогівки без надлишкової обчислювальної складності. Використання функції $\text{batch_size} = 64$, дозволяє здійснити одночасний аналіз 64 теплових карт за один крок, суттєво прискорюючи процес навчання. Як було зазначено, всі значення ймовірностей виходу фотонів на «тепловій карті» представлено в діапазоні значень $[0, 1]$, тобто найтемніший піксель $= 0$, найяскравіший $= 1$. Формування нейромережі відбувалося у середовищі Python з використанням бібліотеки TensorFlow. Модель тренувалася з оптимізатором Adam (швидкість навчання 10^{-3}) та розподілом даних: 70% тренувальні, 20% валідаційні, 10% тестові. Для зупинки навчання моделі використовували функцію EarlyStopping, яка активізувалась зі зростанням валідаційної похибки, тобто коли точність в процесі тренування моделі переставала збільшуватись, а подальші ітерації лише збільшували шум. Тим самим нейромережа була захищена від перенавчання зі збереженням оптимальної моделі. Під час процесу навчання нейромережі ефективність моделі оцінюється на кожному етапі навчання функцією втрат L , з врахуванням функції ваги W_i кожного відтворюваного параметру P_i моделі та відносної похибки $\varepsilon(P_i)$ відтворення $L = \sum_{i=1}^3 W_i \cdot \varepsilon(P_i)$.

Поступове вдосконалення архітектури та збільшення кількості фотонів у пакеті (N) дозволяє зменшити ймовірнісний характер моделювання, який є результатом використання методу Монте-Карло. Наприклад, збільшення кількості фотонів у фотонному пакеті зумовлює також зменшення абсолютної σ похибки відтворення розташування розсіювальних центрів, визначення товщини шару, де центри розподілені, в порівнянні з даними, по яких відбувалось тренування нейромережі, від 13% для 1000 фотонів до 2% для 5000 фотонів у фотонному пакеті.

Результатом моделювання методом Монте-Карло та тренування нейронної мережі було відтворення розташування центрів розсіювання для 5000 фотонів у вхідному фотонному пакеті з визначенням товщини шару z для різної довжини вільного пробігу фотонів, що представлено на рис.3.

Цікавим є факт, що нейромережа відтворює розташування центрів розсіювання не лише в площині XY, але прогнозує локалізацію зі зміною товщини досліджуваного шару, формуючи цілісну тримірну картину розташування розсіювальних центрів рогівки ока.

Як видно з наведених зображень (Рис.3) по мірі тренування нейромережі, відбувається уточнення позицій розсіювальних центрів з досягненням максимальної ймовірності визначення їх просторового положення. Нейромережа здатна передбачити тримірний розподіл центрів розсіювання та неоднорідність їх розташування. Причому запропонована архітектура дозволяє відтворити характеристики шарів незалежно від траєкторії руху фотонів всередині шару. Відповідно координати центрів розсіювання допомагають спрогнозувати положення структурних розсіювальних елементів, деформацію структури, об'ємну щільність розташування, що порівнюється з картиною ОКТ, отриману для нормованих (ідеальних) зображень

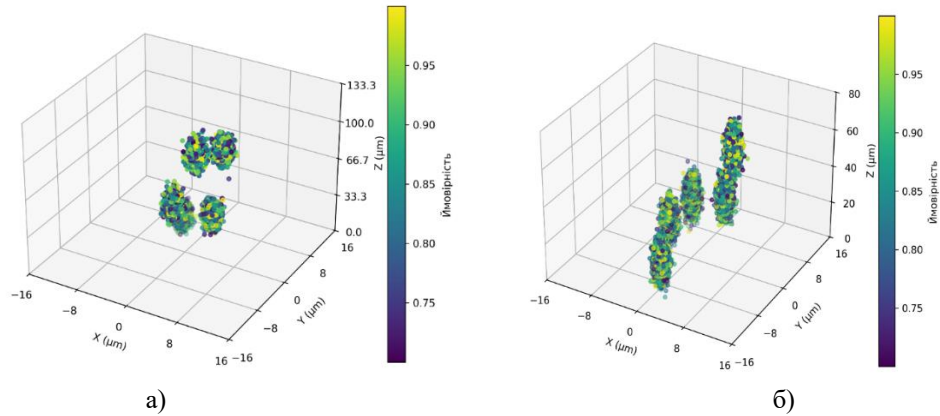


Рис. 3. Прогноз розташування центрів розсіювання для $N = 5000$ та різної товщини шарів а) $1.2l_s$ б) $2l_s$.

існуючої бази даних когерентної томографії. Таким чином, навчання нейронної мережі дозволяє підвищити точність відновлення структури до 98%, практично досягаючи рівня повної повторюваності результатів.

Висновки

У дослідженні розвинуто підхід, що інтегрує алгоритмічний метод Монте-Карло із запропонованою та розробленою в роботі моделлю машинного навчання для реконструкції просторового розподілу розсіювальних центрів рогівки ока, що супроводжується оцінкою координат їх об'ємного розподілу, визначення товщини зразка, що реалізується під час повздовжнього сканування зразка. Запропонований алгоритм розрахунку «теплової карти» за методом Монте-Карло дозволяє надати ймовірнісні координати виходу фотонів із досліджуваного середовища, що використовується як вхідний набір даних для навчання нейронної мережі. Розвинута модель згорткової нейронної мережі демонструє високу точність реконструкції просторового розташування та щільності розташування розсіювальних центрів при повздовжньому скануванні на рівні до 98%, незалежність від траєкторії руху фотонів у середовищі та не вимагає інформації про інтенсивність фотонів або профіль інтенсивності пучка на виході

середовища при побудові алгоритму.

Посилання на проєкт, який фінансово підтримує дане дослідження: Робота була виконана за підтримки Національного фонду досліджень України (НФДУ), проєкт No. 2025.07/0069 'Новітні застосування структурованих оптичних полів в поляризаційно-інтерференційних методах вирішення задач телекомунікацій та біомедицини'.

Зенкова К.Ю. – доктор фізико-математичних наук, професор кафедри поліграфічних, мультимедійних та оптичних технологій;

Іванський Д.І. – кандидат фізико-математичних наук, старший науковий співробітник кафедри кореляційної оптики;

Ангельський О.В. – доктор фізико-математичних наук, професор, член-кореспондент НАН України, завідувач кафедри кореляційної оптики;

Рябий П.А. – кандидат фізико-математичних наук, асистент кафедри кореляційної оптики;

Коняхін А.О. – студент бакалаврату спеціальності «ІТ5 Інформаційно-вимірювальні технології»;

Дяченко М.Ю. – лікар-інтервенційний кардіолог, ОКНП "Чернівецький обласний клінічний кардіологічний центр";

Ксіндженг Джанг – професор, Директор Лабораторії надшвидкої фотоники, Інститут прикладної фізики TEDA.

- [1] S. Aumann, S. Donner, J. Fischer, F. Müller, *Optical coherence tomography (OCT): Principle and technical realization*. In J. F. Bille (Ed.) in *High resolution imaging in microscopy and ophthalmology* (Springer, pp. 59-85, (2019); https://doi.org/10.1007/978-3-030-16638-0_3.
- [2] R. Bernarders, J. Cunha-Vaz, *Optical coherence tomography* (Springer-Verlag, 2012); <https://doi.org/10.1007/978-3-642-27410-7>.
- [3] Z. Chen, T.E. Milner, X. Wang, S. Srinivas, J.S.Nelson, *Optical Doppler tomography: imaging in vivo blood flow dynamics following pharmacological intervention and photodynamic therapy*, *Photochem Photobiol*, 67(1), 56-60 (1998); <https://doi.org/10.1111/j.1751-1097.1998.tb05167.x>.
- [4] B. Baumann, *Polarization sensitive optical coherence tomography: A review of technology and applications*, *Applied Sciences*, 7(5), 474 (2017); <https://doi.org/10.3390/app7050474>.
- [5] O.V. Angelsky, A.Ya. Bekshaev, C.Yu. Zenkova, D.I. Ivanskyi, J. Zheng, M.M. Chumak, *Modeling of the high-resolution optical-coherence diagnostics of bi-refractive biological tissues*, *Frontiers in Physics*, 11, 1260830, (2023); <https://doi.org/10.3389/fphy.2023.1260830>.

- [6] C.Yu. Zenkova, O.V. Angelsky, D.I. Ivanskyi, M.M. Chumak, *Geometric phase for investigation of nanostructures in approaches of polarization-sensitive optical coherence tomography*, Physics and Chemistry of Solid State, 24(4), 729 (2023); <https://doi.org/10.15330/pcss.24.4.729-734>.
- [7] C. Zenkova, O. Angelsky, D. Ivanskyi, *New possibilities of polarization-sensitive optical coherence tomography using geometric phase approach for diagnostics of thin surface (subsurface) biological layers*, Optica Applicata, 54(3), 303 (2024); <https://doi.org/10.37190/oa240302>.
- [8] O.V. Angelsky, C.Y. Zenkova, D.I. Ivanskyi, et al. *Monte Carlo Model for Describing Photon Interactions with Biological Tissue in New Approaches of Polarization-Sensitive Optical Coherence Tomography*, Opt. Mem. Neural Networks, 34, 30 (2025); <https://doi.org/10.3103/S1060992X24602045>.
- [9] C. Yu. Zenkova, O. V. Angelsky, D. I. Ivanskyi, P. A. Ryabyi, Yu. Ursuliak, *Novel applications of the Monte Carlo method in polarization-sensitive optical coherence tomography approach*, Journal of Optoelectronics and Advanced Materials, 27(5-6), 200 (2025).
- [10] O.V. Angelsky, C.Yu. Zenkova, A.Ya. Bekshaev, D.I. Ivanskyi, M. Diachenko, Jun Zheng, Xinzhen Zhang, *New Solutions for Polarization-Sensitive Optical Coherence Tomograph*, Ukr. J. Phys. Opt., 26, 03067 (2025); <https://doi.org/10.3116/16091833/Ukr.J.Phys.Opt.2025.03067>.
- [11] S.P. Kotova, I.V. Mayorov, A.M. Mayorov, *Application of neural networks for determining optical parameters of strongly scattering media from the intensity profile of backscattered radiation*, Quantum Electronics, 37(1); 22 (2007).
- [12] B.A. Veksler, I.V. Meglinski, *Application of the artificial neural network for reconstructing the internal-structure image of a random medium by spatial characteristics of backscattered optical radiation*, Quantum Electronics, 38 (6), 576 (2008).
- [13] J.Ramella-Roman, S.Prahl, S.Jacques, *Three Monte Carlo programs of polarized light transport into scattering media: Part I.*, Optics Express, 13(12), 4420 (2005); <https://doi.org/10.1364/OPEX.13.004420>.
- [14] Y.Zhang, B.Chen, D. Li, *Propagation of polarized light in the biological tissue: A numerical study by polarized geometric Monte Carlo method*, Applied Optics, 55(10), 2681 (2016); <https://doi.org/10.1364/AO.55.002681>.
- [15] H.C. van de Hulst, *Light scattering by small particles* (John Wiley and Sons, 1957).
- [16] L.V. Wang, S. L. Jacques, Zheng, , *Monte Carlo modeling of light transport in multi-layered tissues*, Computer Methods and Programs in Biomedicine 47(2), 131 (1995); [https://doi.org/10.1016/0169-2607\(95\)01640-F](https://doi.org/10.1016/0169-2607(95)01640-F).
- [17] V. Turzhitsky, L. Qiu, I. Itzkan, A.A. Novikov, M.S. Kotelev, M. Getmanskiy, V.A. Vinokurov, A.V. Muradov, L.T. Perelman, *Spectroscopy of scattered light for the characterization of micro and nanoscale objects in biology and medicine*, Applied Spectroscopy, 68(2), 133 (2014); <https://doi.org/10.1366/13-07395>.
- [18] V. V. Tuchin, *Tissue Optics: Light Scattering Methods and Instruments for Medical Diagnostics*, 3rd ed. (SPIE Press, 2015).
- [19] C. F. Bohren and D. R. Huffman, *Absorption and Scattering of Light by Small Particles* (Wiley, 1998).
- [20] O.V. Angelsky, C.Y. Zenkova, S.G. Hanson, D.I. Ivansky, V.M. Tkachuk, J. Zheng, *Random object optical field diagnostics by using carbon nanoparticles*, Opt Express, 29(2), 916-928 (2021); <https://doi.org/10.1364/OE.411118>.

C.Yu. Zenkova¹, D.I. Ivanskyi¹, O.V. Angelsky¹, P.A. Ryabyi¹, A.O. Koniakhin¹,
M.Yu. Diachenko², Xinzhen Zhang³

Novel approaches to structural reconstruction of scattering media using machine learning

¹Chernivtsi National University, Chernivtsi, Ukraine, k.zenkova@chnu.edu.ua;

²Municipal Enterprise Chernivtsi Regional Clinical Cardiological Center, Chernivtsi, Ukraine, mihailyd77@gmail.com;

³The MOE Key Laboratory of Weak-Light Nonlinear Photonics and International Sino-Slovenian Joint Research Center on Liquid Crystal Photonics, TEDA Institute of Applied Physics and School of Physics, Nankai University, Tianjin, China, zxz@nankai.edu.cn

The work is devoted to advancing the idea of using machine learning technology combined with the algorithmic Monte Carlo method to reconstruct the spatial location of scattering centers in the corneal tissue, as well as the density distribution of these centers within the volume during longitudinal scanning of the sample. A favorable prediction is observed for reproducing the sample thickness along with determining the location of each scattering center. The Monte Carlo generated “heat map” of the probability of photon exit coordinates from the investigated medium is used as a set of input data for training the neural network. The proposed convolutional neural network architecture made it possible to achieve up to 98% accuracy in reconstructing the spatial location of scattering centers and the density distribution of these centers during longitudinal scanning.

Keywords: Neural network, machine learning, Monte Carlo, amplitude (phase) function, OCT.