

УДК 681.7: 616-71

В.В. ШОЛОТА

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В СИСТЕМАХ ПОЛЯРИЗАЦІЙНОЇ ІНТРОСКОПІЇ БІОЛОГІЧНИХ ТКАНИН ТА РІДИН

*Вінницький національний технічний університет,
21021, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна
E-mail: lada.sholota@vntu.edu.ua*

Анотація. В статті розглянуто особливості застосування методів підтримки прийняття рішень на основі машинного навчання, нечіткої логіки та нейронних мереж в системах поляризаційної інтроскопії біологічних об'єктів. Наводиться порівняльний аналіз їх характеристик точності з урахуванням вхідних даних, програмної реалізації та типу діагностованих в системі інтроскопії патологій. Було визначено, що такі методи, як нечітка логіка, деякі методи машинного навчання (дерева рішень, XGBoost) та нейронні мережі (багатошаровий перцептрон) дозволяють досягти підвищення точності поляризаційної діагностики БШ до рівня 81-98%. Проте отримані результати точності можуть бути завищеними через недосконалість моделей оцінювання та способи формування вибірок, що потребує подальшого дослідження.

Ключові слова: метод підтримки прийняття рішень, машинне навчання, нейронні мережі, нечітка логіка, біологічний шар, система, поляризаційна інтроскопія.

Abstract. The article discusses the features of the application of decision support methods based on machine learning, fuzzy logic and neural networks in polarization introscopy systems of biological objects. It was determined that methods such as fuzzy logic, some machine learning methods (decision trees, XGBoost) and neural networks (multilayer perceptron) allow to achieve an increase in the accuracy of polarization diagnostics of BS to the level of 81-98%. However, the obtained accuracy results may be overestimated due to the imperfection of the evaluation models and methods of sample formation, which requires further research. A comparative analysis of their accuracy characteristics is presented, taking into account the input data, software implementation and the type of pathologies diagnosed in the introscopy system.

Key words: decision support method, machine learning, neural networks, fuzzy logic, biological layer, system, polarization introscopy.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-185-192

ВСТУП

Однією з сучасних тенденцій у медицині є використання інтроскопії як неруйнівного методу дослідження для встановлення діагнозу пацієнта. Важливої ролі набуває задача підвищення достовірності таких досліджень біологічних тканин (БТ) та біологічних рідин (БР) людини для виявлення різноманітних патологій, зокрема, новоутворень у внутрішніх органах людини.

Поляризаційна інтроскопія БТ та БР є сучасним методом діагностики, що дозволяє одержати набори поляризаційних зображень як внутрішніх органів людини, так і гістологічних зрізів біологічних тканин [1-4]. Проте здійснення візуального аналізу отриманих даних з біологічних шарів (БШ) може бути недостатньо для подальшого формування експертної (лікарської) оцінки та постановки діагнозу. Таким чином, існує потреба в подальшому автоматизованому аналізі отриманих зображень та використанні сучасних інтелектуальних методів підтримки прийняття рішень (ППР) для збільшення кількості та якості інформації, на основі якої лікар встановлює діагноз. Вдала імплементація ППР у системи поляризаційної інтроскопії БТ і БР сприятиме підвищенню достовірності діагностики.

Важливу роль у виділенні інформації зі зразку БШ відіграють як методи поляриметричної візуалізації розподілів об'єктних параметрів БШ (матриці Мюллера [3-6], матриці Джонса [7-9], орієнтаційні [5, 10] та фазові [5, 11] мапи БШ), так і методи отримання їх інформативних ознак (статистичних, кореляційних, фрактальних) [4, 5], які використовують як вхідні дані для обраного методу ППР. Часто візуальне сприйняття мікроскопічного поляризаційного зображення БТ (БР) є недостатнім для виявлення патологій, тоді як, дослідження його кореляційних та фрактальних характеристик дає можливість здійснювати діагностику новоутворень на ранніх стадіях [5, 11, 12]. Так як різні види методів ППР (статистичні, нейромережіві, на основі нечіткої логіки) [13-15] можуть обробляти різні структури подання інформації, це є вагомим фактором для їх обрання та імплементації в діагностичних системах.

Для подальшого розвитку методів і підсистем ППР в системах поляризаційної інтроскопії БШ необхідно враховувати особливості високочутливих поляризаційних методів отримання інформації про структурну неоднорідність БШ в поєднанні з можливостями інформаційних технологій для її оброблення, аналізу та рекомендаційних діагностичних рішень. Це сприятиме підвищенню достовірності діагностики захворювань.

Таким чином, актуальним є вивчення ефективності задіяння широкого спектру методів ППР до діагностичних систем на основі поляризаційної інтроскопії та варіантів їх реалізації.

Метою роботи є аналіз відомих результатів застосування методів ППР в системах поляризаційної інтроскопії БТ та БР і визначення перспектив подальших досліджень.

ОСНОВНІ ПІДХОДИ ДО СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Вагоме місце серед сучасних медико-технологічних інформаційних систем займають біомедичні інформаційні системи, здатні здійснювати автоматичний синтез рекомендованого рішення. На сучасному рівні розвитку інформаційних технологій (ІТ) та штучного інтелекту (ШІ) остаточне рішення приймається лікарем як експертом в предметній області. Проте підсистеми ППР не лише є опорою для лікаря при діагностиці, а й за рахунок застосування різноманітних алгоритмів можуть виділяти та обробляти ознаки, непомітні для людського ока (навіть з апаратним підсиленням за допомогою мікроскопії), таким чином підвищуючи ймовірність виявлення патології у пацієнта.

Будь-який метод ППР, що використовується в подібних підсистемах, повинен бути попередньо навченим або адаптованим до предметної області. Для виведення математичної моделі ППР в інтроскопічних діагностичних системах використовуються як теоретичні знання про об'єкт дослідження, так і набори даних, зокрема, підготовлені лікарем нативні зразки БШ, в тому числі попередньо промарковані експертами на основі проведених медичних досліджень. Наявність таких наборів дозволяє вивести математичні правила або здійснити навчання моделей перед їх застосуванням в підсистемі ППР.

Суттєвою проблемою у медичній галузі є невелика кількість елементів вибірок, на основі яких здійснюється дослідження [16]. Це спричинено обмеженнями медичної етики, складністю отримання та обробки зразків, необхідністю наявності верифікованого лікарського діагнозу, тощо. Попри це, існує багато методів ППР, які можна використовувати у системах поляризаційної інтроскопії.

Враховуючи існуючі обмеження, особливості фізичного об'єкту і сучасні тенденції в сфері машинного навчання (МН), ІТ та ШІ, варто зосередити увагу на таких методах: нечіткі множини (в тому числі застосування нечіткої логіки), дерева рішень, штучні нейронні мережі (ШНМ) та інші алгоритми машинного навчання (метод опорних векторів, логістична регресія, рандомні ліси, градієнтне спускання, тощо) [13-17].

МН – це галузь досліджень ШІ, яка застосовується, зокрема, для оптимізації відомих математичних моделей в процесі навчання. Одним з варіантів використання є так зване кероване навчання, що включає в себе активне навчання, класифікування та регресію. Таким чином, алгоритми МН можуть бути застосованими до маркованих вхідних даних, в тому числі і для наборів поляризаційних зображень та/або виведених на їх основі за допомогою математичних розрахунків ознак.

До популярних алгоритмів МН, що здійснюють класифікацію на основі ознак, можна віднести XGBoost, SVM, LDA, Logistic regression, тощо. Їх перевагою у застосуванні як ППР для поляризаційної інтроскопії є можливість навчатись на відносно невеликих наборах даних. Окрім того, вони вимагають в середньому менше обчислювальних ресурсів, аніж ШНМ.

Дерева рішень також можуть будуватися на основі машинного навчання. Вони являють собою сукупність знань про досліджуваний об'єкт, представлених з допомогою гілок та вузлів. Фінальне рішення ухвалюється у «листу» – вузлу дерева, від якого не йде жодна інша гілка. Окрім переваг, перелічених для описаних вище алгоритмів МН, дерева рішень є більш легко інтерпретованими людиною, що може виділяти їх як більш зручний метод ППР у системах поляризаційної інтроскопії.

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

ШНМ – обчислювальні системи, що з певною мірою подібності відтворюють функціонування людського мозку. Їх навчання також може здійснюватися за допомогою принципів МН. Існує багато видів ШНМ, зокрема: згорткові, спайкінгові, генеративні мережі, багатошаровий перцептрон, тощо. Не всі нейронні мережі можуть слугувати методом ППР.

Враховуючи особливості вхідних даних у поляризаційній інтроскопії, варто зосередити увагу на двох видах нейронних мереж: згорткових ШНМ та багатошаровому перцептрону.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) – клас ШНМ, максимально адаптований до аналізу зображень, що дозволяє застосовувати їх безпосередньо до мюллер-матричних або джонс-матричних зображень, отриманих в системах поляризаційної інтроскопії для подальшої класифікації. Головною перешкодою для використання ЗНМ є потреба у великому об'ємі даних навчальної вибірки. Існують підходи, що дозволяють збільшити кількість даних, зокрема, при огляді так званих «зон інтересу» (наприклад, отриманні кількох БШ від різних ділянок досліджуваної БТ), а також при аналізі не повного зображення, а окремих груп пікселів, проте вони теж мають свої недоліки, зокрема, у малій репрезентативності вибірки.

Багатошаровий перцептрон – так звана «класична» нейронна мережа, що містить взаємопов'язані шари простих нейронів. Така ШНМ може застосовуватись не безпосередньо до зображення, а до наборів ознак, отриманих з них. Актуальною залишається потреба у великих навчальних вибірках.

В основі математичного апарату теорії нечітких множин лежить поняття ступені належності елемента до множини, що визначається за допомогою спеціальної функції. Функції належності апроксимуються з допомогою тригонометричних, кусково-лінійних, трикутних, сигмоїдальних залежностей, тощо. Як і більшість перерахованих вище моделей ППР, нечітка логіка працює з ознаками, а не безпосередньо з зображеннями. Перевагою застосування методів нечіткої логіки є можливість виведення правил на відносно невеликих вибірках даних та уникнення вимоги строгої відповідності ознак визначеним межах, так як дані описуються за допомогою нечітких термів. Недоліком є висока залежність алгоритму від функцій нечітких термів, що повинні надаватися або узгоджуватися з експертами.

Таким чином, існує велика кількість методів ППР, придатних для застосування у системах поляризаційної інтроскопії. Інформативність усіх перелічених моделей залежить не лише від особливостей їх реалізації та математичного апарату, а й від підготовки та особливостей організації даних, що надаються на вхід системи ППР.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТА ЇХ ПРОГРАМНИХ РЕАЛІЗАЦІЙ В СИСТЕМАХ ПОЛЯРИЗАЦІЙНОЇ ІНТРОСКОПІЇ БШ

Класична автоматизована система поляризаційної інтроскопії БШ [5], наведена на рисунку 1, складається, як правило, із джерела частково поляризаційного світла 1, поляризаційної оптики (модуля 3 генерації поляризації та модуля 8 аналізу поляризації), двопротенезаломлювального БШ 6, об'єктиву 7, камери 9 роздільної здатності ($M \times N$) для фіксації інтенсивностей поля, трансформованого зразком, комп'ютера 10 та мікроконтролерного модуля 11. Лінійні поляризатори $4_1 - 4_3$ та фазові $\lambda/4$ -пластинки $5_1 - 5_2$ з можливостями обертальних рухів та горизонтальних переміщень застосовують для реалізації модулів 3 та 8, функції керування якими покладено на модуль 11 через крокові двигуни $12_1 - 12_4$ та серводвигуни $13_1 - 13_2$.

Базуючись на формалізмі Стокс-Мюллера [5], в наведеній системі для кожного досліджуваного БШ можна визначити два класи характеристик його двопротенезаломлюючої структури. По-перше, визначити поляризаційні характеристики самого об'єкта (двовимірні розподіли повного або часткового набору елементів матриць Мюллера, розподіли амплітудних та фазових значень елементів матриці Джонса, орієнтаційні мапи, фазові мапи), а по-друге, визначити поляризаційні характеристики поля трансформованого випромінювання (азимутальні мапи та мапи еліптичностей, мапи фазових зсувів). З детальними алгоритмами їх формування можна ознайомитись в роботах [4, 5, 10, 11].

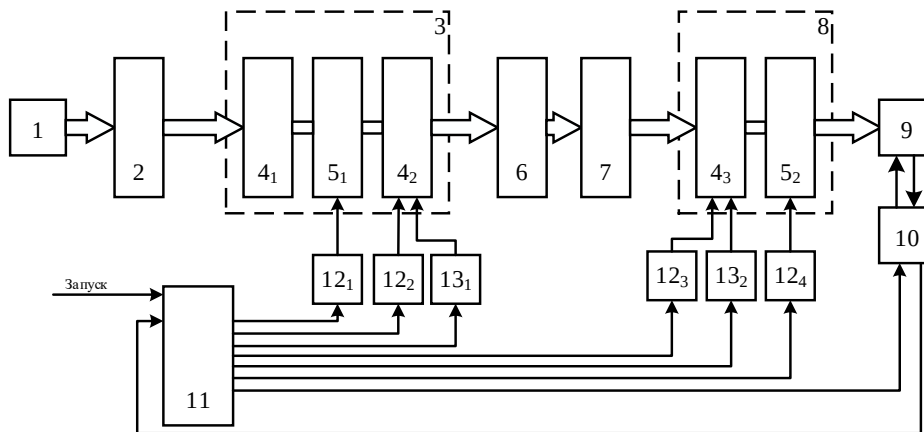


Рисунок 1 – Схема автоматизованої системи поляризаційної інтроскопії БШ

Структура елементів матриці Мюллера $Z(4 \times 4)$ для кожної точки перерізу двопротенезаломлюючого зразка БШ має вигляд [4, 5]:

$$Z(4 \times 4) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & z_{22} & z_{23} & z_{24} \\ 0 & z_{32} & z_{33} & z_{34} \\ 0 & z_{42} & z_{43} & z_{44} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Проте для систем інтроскопії із застосуванням матриці фоточутливих приймачів у вигляді цифрової камери роздільної здатності $(M \times N)$ часто вимірюють та аналізують двовимірні розподіли елементів матриці Мюллера або мюллер-матричні зображення (ММЗ) для перерізу БШ [5].

Вимірюючи матрицю Джонса у вигляді значень її комплексних елементів J_{ij} ($i = 1:2$; $j = 1:2$) із амплітудами $R_{ij}(x, y)$ та фазами $\theta_{ij}(x, y)$, подану у вигляді

$$J = \begin{bmatrix} J_{11}(x, y) = R_{11}(x, y)e^{i\theta_{11}(x, y)} & J_{12}(x, y) = R_{12}(x, y)e^{i\theta_{12}(x, y)} \\ J_{21}(x, y) = R_{21}(x, y)e^{i\theta_{21}(x, y)} & J_{22}(x, y) = R_{22}(x, y)e^{i\theta_{22}(x, y)} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

також отримують інформацію про орієнтаційно-фазову структуру досліджуваного БШ.

Розглянемо порівняльні характеристики існуючих варіантів реалізацій методів та підсистем ППР у системах поляризаційної інтроскопії (таблиця 1).

У [17] було розглянуто виявлення ракового ураження ділянок шийки матки на основі ММЗ за допомогою машинного навчання. Характерною особливістю роботи є те, що в підсистемі ППР здійснюється оцінювання не цілої ділянки або зразка БШ, а окремих пікселів зображення.

В якості вибірки, на основі якої здійснювалось машинне навчання, використовували 23 зразки шийки матки, збережених у формаліні. Кожен зі зразків було попередньо верифіковано за методом гістопатологічного дослідження. На зображеннях з роздільною здатністю 600×800 пікселів, отриманих на трьох довжинах хвиль (450, 550 та 600 нм), було визначено зони ураження раком 3-ї стадії та здорові зони. З них було виділено групи пікселів, які в подальшому вносились до датасету, промарковані як норма або патологія (рак 3-ї стадії). Зони, визначені як ті, що мають 1-шу та 2-гу стадію, відкидалися. В якості ознак автори статті використали 16 параметрів матриці Мюллера для кожного пікселя.

Для машинного навчання було використано три методи ППР: дерева рішень, багатосаровий перцептрон та згорткову нейронну мережу. Варто відзначити особливість використання ЗНМ: класично цей тип ШНМ аналізує цілісне зображення доволі великої розмірності, але в даному випадку ЗНМ застосовується для матриці Мюллера кожного пікселя (всього 16 елементів). Авторами було використано

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

одношарову ЗНМ з простою структурою. Загальний об'єм вибірки становив 57 925 зразків пікселів з раком 3-ї стадії та 133 910 пікселів стану «норма».

На етапі оцінювання точності моделі ППР у статті [17] було зазначено, що стандартна оцінка асигуру на тренувальній та тестовій вибірці схильна до завищення показнику моделі, тому використано оцінку на основі крос-валідації. Визначено, що найбільшій точності моделі ППР за оцінкою пікселів досягла ЗНМ, що показала результати $81.2\% \pm 21\%$.

У даній роботі перехід до попиксельного аналізу дозволив вирішити проблему нестачі даних: при використанні невеликої кількості зразків БШ було отримано датасет, придатний для машинного навчання. Проте такий підхід не дозволяє врахувати кореляційні зв'язки між різними пікселями. Крім того, в статті не описано методику виведення фінального рішення.

У [16] було розглянуто підсистему ППР на основі методів машинного навчання для зображень «зон інтересу» (region-of-interest, ROI). На відміну від [17], автори здійснювали оцінку не окремих пікселів, а всього зразка БШ. Вибірка складалась з 356 зображень «зон інтересу». Зразки було взято у 38 пацієнтів (від 3 до 14 ROI у кожного). Для кожного ROI було виміряно 16 матриць Мюллера і 9 додаткових поляризаційних параметрів. Авторами було обрано такі методи МН: XGBoost, Random forest, SVM, LDA, Logistic regression. Дані методи призначені до роботи на основі ознак, а не зображень, тому для кожного з ММЗ було пораховано середнє значення. Найвищу точність продемонструвала XGBoost: 86%. За допомогою машинного навчання авторами було визначено 5 найбільш інформативних ознак; після підготовчого етапу здійснювалось відсіювання зразків, що є викидами. Модель XGBoost, навчена та оцінена вже на 333 відібраних зразках, продемонструвала 96%. Суттєвим недоліком даної моделі виявилась висока чутливість до викидів.

Таблиця 1

Порівняльні характеристики відомих методів та підсистем ППР у системах поляризаційної інтроскопії БТ і БР

Метод вимірювання	Вхідні параметри методу ППР	Метод ППР	Вид та оцінка достовірності діагностики	Програма реалізація	Література
ММЗ зразку БШ	Для кожного пікселя зображення, означеного як «здоровий» або «рак третьої стадії», розглядаються шістнадцять елементів матриці Мюллера	Дерева рішень; багатопаровий перцептрон; згорткова нейронна мережа	Рак шийки матки. Найефективніше на основі крос-валідаційної оцінки точності: згорткова нейронна мережа, $81,2\% \pm 21\%$	Python	[17]
Визначення ММЗ та параметрів поляризаційної декомпозиції, трансформації та інваріанти зразку БШ	Усереднене (медіанне) значення кожного з вимірних параметрів (16 ММЗ + 9 додаткових параметрів, всього 25 ознак)	Методи машинного навчання: XGBoost, Random forest, SVM, LDA, Logistic regression	Діагностика коло-ректального раку на основі БШ. Найефективніший метод ППР з перелічених: XGBoost, 86% на повному наборі вхідних даних, 96% на наборі, очищеному від викидів	Python	[16]
Визначення ММЗ та матриць Джонса	Оцінка статистичних моментів 1-4-го порядків	Дерева рішень	Діагностика фіброаденоми молочної залози на основі плівок плазми крові, точність 90,4%	Python	[18]

Продовження таблиці 1

Порівняльні характеристики відомих методів та підсистем ППР у системах поляризаційної інтроскопії БТ і БР

Визначення ММЗ та мюллер-матричних інваріантних суперпозицій	Оцінка статистичних, кореляційних, спектральних моментів 1-4-го порядків	Нечітка логіка	Діагностика патологій шийки матки на основі БТ, точність 98%	Python	[19, 20]
Вектори довжин елементів (мюллер-матричні інваріанти) на основі ММЗ	Оцінка статистичних та кореляційних моментів 1-4-го порядків	Логістична регресія	Діагностика раку шийки матки на основі БТ, точність 97.8%	Java	[21]

У [18] було розроблено підсистему ППР для діагностики фіброаденоми грудей з використанням методу дерев рішень на основі оцінок статистичних моментів 1-4-го порядків для наборів зображень матриць Мюллера та матриць Джонса. Дерева рішень було побудовано на основі вибірки зі 100 зразків плазми крові, попередньо оцінених за методом золотого стандарту: 50 зразків стану «норма» та 50 зразків стану «фіброаденома». Було визначено, що використання даних обох видів матриць дозволяє досягти вищого показника точності (90,4%), ніж окремо мюллер-матричної (85,35%) або джонс-матричної (87,6%) поляриметрії.

У [19, 20] було розглянуто підсистему ППР для діагностики патологій шийки матки на основі нечіткої логіки. В якості входних параметрів було використано оцінку спектральних, кореляційних і статистичних параметрів 1-4го порядків, отриманих з наборів мюллер-матричних інваріант. Для проведення дослідження було використано 102 зразки (51 стану «норма», 51 стану «патологія»). Було визначено, що нечітка логіка дозволяє створювати гнучкі моделі ППР з використанням невеликої кількості входних даних без машинного навчання. За допомогою нечіткої логіки досягнуто 98% точності при прийнятті рішення на основі інваріантної суперпозиції виду «сума».

У [21] було використано підсистему ППР на основі логістичної регресії для діагностики раку шийки матки на основі БТ. В якості входних даних ППР використовувалися оцінки статистичних та кореляційних моментів. Машинне навчання здійснювалось з використанням 46 зразків (23 зразки з верифікованим станом «норма», 23 зразки з верифікованим станом «рак шийки матки»). Прийняття рішення моделлю здійснювалось на основі векторів довжин мюллер-матричних елементів. Було досягнуто точності 97,8%.

Спираючись на порівняльні характеристики відомих методів ППР та їх реалізацій, можна визначити, що доцільним є використання Мюллер- та Джонс-матричних зображень та отриманих на їх основі ознак як входних даних для моделей машинного навчання, нейронних мереж та нечіткої логіки.

ВИСНОВКИ

Проведений аналіз методів ППР в системах поляризаційної інтроскопії довів, що актуальним напрямком є застосування інтелектуальних методів ППР, які базуються на визначенні істотних ознак двовимірних розподілів параметрів оптико-анізотропної структури БШ, отриманих в результаті багатопараметричного поляризаційного вимірювання.

Було визначено, що такі методи, як нечітка логіка, деякі методи машинного навчання (дерева рішень, XGBoost) та нейронні мережі (багатошаровий перцептрон) дозволяють досягти підвищення точності поляризаційної діагностики БШ до рівня 81-98%. Проте отримані результати точності можуть бути завищеними через недосконалість моделей оцінювання та способи формування вибірок, що потребує подальшого дослідження.

Отже, в результаті проведеного аналізу було визначено ряд моделей ППР, доцільних до застосування у системах поляризаційної інтроскопії, проаналізовано відомі рішення та визначено перспективи подальшого розвитку.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Alalia, S., Vitkin, A., "Polarized light imaging in biomedicine: emerging Mueller matrix methodologies for bulk tissue assessment," *J. Biomed. Opt.* 20(6), 061104 (2015).
2. Znan, H., Voelz, G., and M. Kupinski, "Parametr-based imaging from passive multispectral polarimetric measurements," *Opt. Express* 27, 28832 (2019).
3. Lee, H. R., Li, P., Yoo, T.S. et al., "Digital histology with Mueller microscopy: how to mitigate an impact of tissue cut thickness fluctuations," *J. Biomed. Opt.* 27 (7), 076004 (2019).
4. Vasyuk, V.L., Kalashnikov, A.V., Ushenko, A.G. et al., "Digital Information Methods of Polarization, Mueller-Matrix and Fluorescent Microscopy," Springer Nature Singapore, 2023. 102 p.
5. Zabolotna, N.I., Sholota, V.V., Okarskyi H.H., "Methods and systems of polarization reproduction and analysis of the biological layers structure in the diagnosis of pathologies," *Proceedings of SPIE*. 11369, 113691S, P. 501-513 (2020).
6. Khan, S., Qadir, M., Khalid, A. et al., "Characterization of cervical tissue using Mueller matrix polarimetry," *Lasers in Med Scienc.* 38 (1) (2023)
7. Jiao, S., Wang, L. V. "Jones-matrix imaging of biological tissues with quadruple-channel optical coherent tomography," *J. Biomed. Opt.* 7(3), 350-358 (2002) doi: 10.1117/1.1483878.
8. Zabolotna, N. I., Radchenko, K. O. and Karas, O.V., "Method and system of Jones-matrix mapping of blood plasma films with "fuzzy" analysis in differentiation of breast pathology changes," *Proc. SPIE* 10612, 106121P (2018).
9. Ushenko, A.G., Zhytaryuk V.G., Vanchulyak, Ya. O. et al., "Statistical and cross-correlation structure of Jones-matrix images of polycrystalline films of biological fluids," *Proc. SPIE* 10977, Advanced Topics in Optoelectronics, Microelectronics, and Nanotechnologies IX, 109773T, December 2018. <https://doi.org/10.1117/12.2323586>.
10. Zabolotna, N.I., Dovhaliuk, R.Y., "Orientational tomography of optical axes directions distributions of multilayer biological tissues birefringent polycrystalline networks," *Proc. SPIE* 8873, 887313 (2013).
11. Zabolotna, N.I., Oliinychenko, B.P., Radchenko, K.O. et al., "System of polarization phasometry of polycrystalline blood plasma networks in mammary gland pathology diagnostics," *Proc. of SPIE* 9613, 961311; (2015).
12. Ushenko, Y. A. et al., "Diagnostics of Structure and Physiological State of Birefringent Biological Tissues: Statistical, Correlation and Topological Approaches," *Handbook of Coherent_Domain Optical Methods*, New York: Springer Science+Business Media, 107–148 (2013).
13. Qin, Z. et. al., "How convolutional neural network see the world: a survey of convolutional neural network visualization methods," *CoRR* abs/1804.11191 (2018).
14. Zadeh, Lotfi A., "Fuzzy logic: principles, applications, and perspectives," *Proc. SPIE*. Vol.1468. (1991).
15. Osisanwo, F. et al., "Supervised machine learning algorithms: classification and comparison", *Int. J. Comput. Trends Technol.* 48 (3), 128-138 (2017).
16. Majumdar, A., Lad, J., Tumanova, K. et al., "Machine learning based local recurrence prediction in colorectal cancer using polarized light imaging," *J. Biomed. Opt.* 29(15), 052915 (2024).
17. Robinson, D., Hoong, K., Kleijn, W. B. et al., "Polarimetric imaging for cervical pre-cancer screening aided by machine learning: ex vivo studies," *J. Biomed. Opt.* 28(10), 102904 (2023).
18. Radchenko, O.K., "Intellectualized Mueller-Jones matrix system of laser polarimetry for breast fibroadenoma diagnosis," *Proc. SPIE* 10750, 107500M (2018); doi: 10.1117/12.2320130.
19. Заболотна, Н.І., Шолота, В.В. "Метод та підсистема підтримки прийняття рішення для мюллер-матричної лазерної поляризаційної діагностики біологічних тканин", *Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології* 1, 43-52 (2022).
20. Zabolotna, N. I., Sholota, V. V., Satymbekov, M., Komada, P., "Azimuthally invariant system of Mueller-matrix polarization diagnosis of biological layers with fuzzy logical methods of decision-making," *Proc.of SPIE*, 12476, 1247608 (2022) doi: 10.1117/12.2659208.
21. Zabolotna, N., Sholota, V., Zhumagulova, S. et. al., "System of polarization mapping and intellectual analysis of Mueller matrix invariants of biological layers in the assessment of pathologies," *Proc. SPIE* 12985, 129850Q. (2023) doi.org/10.1117/12.3023049.

REFERENCES

1. Alalia, S., Vitkin, A., "Polarized light imaging in biomedicine: emerging Mueller matrix methodologies for bulk tissue assessment," *J. Biomed. Opt.* 20(6), 061104 (2015).
2. Znan, H., Voelz, G., and M. Kupinski, "Parametr-based imaging from passive multispectral polarimetric measurements," *Opt. Express* 27, 28832 (2019).
3. Lee, H. R., Li, P., Yoo, T.S. et al., "Digital histology with Mueller microscopy: how to mitigate an impact of tissue cut thickness fluctuations," *J. Biomed. Opt.* 27 (7), 076004 (2019).
4. Vasyuk, V.L., Kalashnikov, A.V., Ushenko, A.G. et al., "Digital Information Methods of Polarization, Mueller-Matrix and Fluorescent Microscopy," Springer Nature Singapore, 2023. 102 p.
5. Zabolotna, N.I., Sholota, V.V., Okarskyi H.H., "Methods and systems of polarization reproduction and analysis of the biological layers structure in the diagnosis of pathologies," *Proceedings of SPIE*. 11369, 113691S, P. 501-513 (2020).
6. Khan, S., Qadir, M., Khalid, A. et al., "Characterization of cervical tissue using Mueller matrix polarimetry," *Lasers in Med Scienc.* 38 (1) (2023)

7. Jiao, S., Wang, L. V. "Jones-matrix imaging of biological tissues with quadruple-channel optical coherent tomography," J. Biomed. Opt. 7(3), 350–358 (2002) doi: 10.1117/1.1483878.
8. Zabolotna, N. I., Radchenko, K. O. and Karas, O.V., "Method and system of Jones-matrix mapping of blood plasma films with "fuzzy" analysis in differentiation of breast pathology changes," Proc. SPIE 10612, 106121P (2018).
9. Ushenko, A.G., Zhytaryuk V.G., Vanchulyak, Ya. O. et al., "Statistical and cross-correlation structure of Jones-matrix images of polycrystalline films of biological fluids," Proc. SPIE 10977, Advanced Topics in Optoelectronics, Microelectronics, and Nanotechnologies IX, 109773T, December 2018. <https://doi.org/10.1117/12.2323586>.
10. Zabolotna, N.I., Dovhaliuk, R.Y., "Orientational tomography of optical axes directions distributions of multilayer biological tissues birefringent polycrystalline networks," Proc. SPIE 8873, 887313 (2013).
11. Zabolotna, N.I., Oliinychenko, B.P., Radchenko, K.O. et al., "System of polarization phasometry of polycrystalline blood plasma networks in mammary gland pathology diagnostics," Proc. of SPIE 9613, 961311; (2015).
12. Ushenko, Y. A. et al., "Diagnostics of Structure and Physiological State of Birefringent Biological Tissues: Statistical, Correlation and Topological Approaches," Handbook of Coherent_Domain Optical Methods, New York: Springer Science+Business Media, 107–148 (2013).
13. Qin, Z. et al., "How convolutional neural network see the world: a survey of convolutional neural network visualization methods," CoRR abs/1804.11191 (2018).
14. Zadeh, Lotfi A., "Fuzzy logic: principles, applications, and perspectives," Proc. SPIE. Vol.1468. (1991).
15. Osisanwo, F. et al., "Supervised machine learning algorithms: classification and comparison", Int. J. Comput. Trends Technol. 48 (3), 128-138 (2017).
16. Majumdar, A., Lad, J., Tumanova, K. et al., "Machine learning based local recurrence prediction in colorectal cancer using polarized light imaging," J. Biomed. Opt. 29(15), 052915 (2024).
17. Robinson, D., Hoong, K., Kleijn, W. B. et al., "Polarimetric imaging for cervical pre-cancer screening aided by machine learning: ex vivo studies," J. Biomed. Opt. 28(10), 102904 (2023).
18. Radchenko, O.K., "Intellectualized Mueller-Jones matrix system of laser polarimetry for breast fibroadenoma diagnosis," Proc. SPIE 10750, 107500M (2018); doi: 10.1117/12.2320130.
19. Zabolotna, N.I., Sholota, V.V. "Metod ta pidsystema pidtrymky pryiniattia rishennia dlia miuller-matrychnoi lazernoi poliaryzatsiinoi diahnozyky biolohichnykh tkanyn", Optyko-elektronni informatsiino-enerhetychni tekhnolohii 1, 43-52 (2022).
20. Zabolotna, N. I., Sholota, V. V., Satymbekov, M., Komada, P., "Azimuthally invariant system of Mueller-matrix polarization diagnosis of biological layers with fuzzy logical methods of decision-making," Proc.of SPIE, 12476, 1247608 (2022) doi: 10.1117/12.2659208.
21. Zabolotna, N., Sholota, V., Zhumagulova, S. et. al., "System of polarization mapping and intellectual analysis of Mueller matrix invariants of biological layers in the assessment of pathologies," Proc. SPIE 12985, 129850Q. (2023) doi.org/10.1117/12.3023049.

Надійшла до редакції 10.03.25 р.

ШОЛОТА ВЛАДИСЛАВА ВЛАДИСЛАВІВНА – асистент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна,
e-mail: lada.sholota@vntu.edu.ua

V.V.SHOLOTA

ANALYSIS OF DECISION SUPPORT METHODS IN POLARIZATION INTROSCOPY SYSTEMS OF BIOLOGICAL TISSUES AND FLUIDS

Vinnitsia National Technical University