

УДК 004.032.26

С.М. КВАТЕРНЮК, О.Є. КВАТЕРНЮК

ЦИФРОВА КОЛОРИМЕТРІЯ ТА ГЛИБОКЕ МАШИННЕ НАВЧАННЯ У ДІАГНОСТИЦІ ПОШКОДЖЕНЬ БІОТКАНИН

Вінницький національний технічний університет, Вінниця, Україна

Вінницький державний педагогічний університет ім. М. Коцюбинського, Вінниця, Україна

Анотація. У статті виконано дослідження проблеми судово-медичної експертизи та клінічної дерматології – автоматизованого та об'єктивного встановлення давності поверхневих пошкоджень біологічних тканин на основі цифрових та мультиспектральних зображень. Традиційні емпіричні підходи, що базуються на візуальній оцінці динаміки кольорних змін ушкоджених ділянок шкіри, демонструють критично низьку точність та надвисоку залежність від суб'єктивного досвіду експерта, оптичних характеристик освітлення і фізіологічних особливостей пацієнта. У роботі обґрунтовано та розроблено комплексну інноваційну парадигму, що концептуально об'єднує математичний апарат цифрової колориметрії у перцептивно рівномірному просторі CIELAB із передовими архітектурами глибокого машинного навчання. Деталізовано розроблено математичну модель нейро-нечіткої системи класифікації, яка ефективно моделює просторово-часову еволюцію травми, враховуючи нечіткість меж між стадіями деградації крові. Особливу увагу приділено впровадженню концепції фізично-інформованих нейронних мереж, що дозволяють інтегрувати систему диференціальних рівнянь у частинних похідних, які описують біохімічну кінетику розпаду гемоглобіну та дифузії білірубину, безпосередньо у багатокомпонентну функцію втрат нейромережі. Здійснено глибокий аналіз використання передових архітектур семантичної сегментації для виокремлення складних спектрально-просторових ознак. Наведено оптимізований програмно-апаратний конвеєр для розгортання та ітеративного навчання моделей з використанням тензорних процесорів (TPU) у хмарному середовищі. На основі гіперспектрального аналізу доведено, що перехід від евристичних підходів до наскрізної регресії віку травми з урахуванням фізичних обмежень дозволяє суттєво знизити середню абсолютну похибку та вивести наукову доказовість судово-медичної експертизи на принципово новий рівень достовірності.

Ключові слова: судова медицина, мультиспектральна візуалізація, фізико-інформовані нейронні мережі, нейронечіткі системи, глибоке навчання, кольорний простір, кінетика деградації гемоглобіну.

Abstract. This paper investigates a critical challenge in forensic medical examination and clinical dermatology: the automated and objective estimation of the age of superficial biological tissue injuries based on digital and multispectral imaging. Traditional empirical approaches, grounded in the visual assessment of color dynamics in damaged skin areas, exhibit critically low precision and an excessive dependence on the expert's subjective experience, ambient lighting conditions, and the patient's physiological characteristics. The study substantiates and develops a comprehensive innovative paradigm that conceptually integrates the mathematical apparatus of digital colorimetry within the perceptually uniform CIELAB space with advanced deep machine learning architectures. A mathematical model of a neuro-fuzzy classification system is developed in detail to effectively simulate the spatio-temporal evolution of trauma, accounting for the inherent fuzziness of boundaries between the stages of blood degradation. Particular emphasis is placed on the implementation of Physics-Informed Neural Networks, which enable the integration of a system of partial differential equations – describing the biochemical kinetics of hemoglobin decay and bilirubin diffusion – directly into the multi-component loss function of the neural network. A profound analysis is conducted on the utilization of state-of-the-art semantic segmentation architectures for extracting complex spectral-spatial features. Furthermore, an optimized hardware-software pipeline is presented for the deployment and iterative training of models using Tensor Processing Units (TPUs) in a cloud environment. Based on hyperspectral analysis, it is demonstrated that the transition from heuristic approaches to end-to-end regression of injury age, considering physical constraints, significantly reduces the Mean Absolute Error and elevates the scientific evidence base of forensic medical expertise to a fundamentally new level of reliability.

Keywords: forensic medicine, multispectral imaging, physics-informed neural networks, neuro-fuzzy systems, deep learning, color space, hemoglobin degradation kinetics.

ВСТУП

У сучасній судово-медичній експертизі, клінічній травматології, дерматології та юридичній практиці фундаментальною і досі не вирішеною повною мірою проблемою залишається забезпечення абсолютної об'єктивності, високої статистичної достовірності та математичної відтворюваності результатів діагностування стану біологічних тканин *in vivo* [1, 2]. Традиційні підходи до ідентифікації, класифікації та точного оцінювання давності виникнення поверхневих пошкоджень, таких як гематоми (синці), садна, еритеми та крововиливи, історично та методологічно спиралися виключно на візуальний огляд. Цей класичний процес характеризується надзвичайною суб'єктивністю та вразливістю до величезного спектра зовнішніх та внутрішніх факторів, що робить його результати предметом гострих дискусій під час судових засідань.

Точне визначення давності гематоми має безпрецедентне, критичне значення у правоохоронній та судовій діяльності. У випадках підозри на нанесення тілесних ушкоджень під час перебування під вартою, у справах про жорстоке поводження з жінками та дітьми, а також при розслідуванні обставин дорожньо-транспортних пригод, судово-медичний експерт повинен надати чітку відповідь щодо часового проміжку отримання травми [3]. Ця інформація дозволяє слідчим органам звузати коло підозрюваних, реконструювати хронологічну послідовність подій, а також підтвердити або безапеляційно спростувати покази свідків, потерпілих чи підозрюваних. Судові інстанції та юридичні органи можуть використовувати ці висновки як вагомні докази в суді, що безпосередньо впливає на винесення вироку [3].

Проте масштабні клінічні та криміналістичні дослідження переконливо доводять, що точність візуальної оцінки давності пошкодження навіть висококваліфікованим, досвідченим експертом з багаторічним стажем становить не більше 40-50% для травм, отриманих менш ніж за 48 годин до огляду [1, 2]. Цей показник достовірності стрімко знижується в міру того, як вік травми зростає та процеси регенерації прискорюються. Більш того, статистичний аналіз показує, що точність результатів візуального визначення віку гематоми не має прямої кореляції з рівнем досвіду судово-медичного експерта [4].

Фізіологічно та біохімічно еволюція гематоми зумовлена масивною екстравазацією еритроцитарної маси з пошкоджених кровоносних судин (капілярів, венул, артеріол) у навколишній дермальний матрикс та підшкірну жирову клітковину [5]. Після виходу з судинного русла запускається складний каскад біохімічних реакцій та фагоцитарної активності. Еритроцити піддаються гемолізу, вивільняючи макромолекули гемоглобіну у міжклітинний простір. Оксигемоглобін (який надає свіжий травмі яскраво-червоного кольору) швидко деоксигенується, перетворюючись на дезоксигемоглобін (синьо-фіолетовий відтінок). Далі під дією ферментативних систем тканинних макрофагів, зокрема мікросомальної гемоксигенази, порфіринове кільце гемоглобіну розривається з утворенням білівердину – пігменту, що зумовлює появу характерного зеленуватого забарвлення. Згодом білівердин за участю цитозольного ферменту білівердинредуктази відновлюється до білірубину (жовтий відтінок), а залізо, що вивільнилося, секвеструється у вигляді гемосидерину (коричневий відтінок) [6].

Ця складна, багатостадійна хімічна кінетика формує безперервну просторово-часову зміну кольору на поверхні шкіри. Однак людське око, через індивідуальні фізіологічні особливості сприйняття кольору, наявність меланінової фоновієї пігментації шкіри потерпілого, явище метамерії, а також критичну неоднорідність зовнішнього освітлення під час огляду, фізично не здатне точно квантифікувати ці тонкі хроматичні переходи.

Перехід від якісних описових характеристик до строгих кількісних інструментальних вимірювань став можливим завдяки впровадженню оптичних методів дослідження, зокрема цифрової колориметрії у стандартизованих колірних та спектральних просторах [1]. Використання гіперспектральної візуалізації (Hyperspectral Imaging, HSI) дозволяє фіксувати детальні спектральні сигнатури біохімічної еволюції гематом, які недоступні для звичайних RGB-камер [5]. Додаткові інструменти, такі як білірубінметри, дозволяють вимірювати локальну концентрацію білірубину, що є критично важливим маркером старіння синця, особливо в діапазоні інтенсивності 885 нм, який демонструє ранній мінімум інтенсивності на 3-5 день після травми [6]. Проте колориметричні та спектральні дані самі по собі являють собою гігантські масиви неструктурованої інформації, що потребують складного математичного апарату для адекватної інтерпретації. Експоненційне зростання обчислювальних потужностей та стрімкий розвиток алгоритмів штучного інтелекту (ШІ) відкривають абсолютно нові горизонти для обробки цих біомедичних зображень [7].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

На сьогодні у медичній практиці та освіті широко використовуються різноманітні автоматизовані системи управління, які ефективно візуалізують дані, керують потоками інформації та будують моделі на основі реляційних баз даних. Проте, коли мова заходить про обробку біомедичних візуальних даних для судово-медичної експертизи, класичних алгоритмів стає абсолютно недостатньо. Більшість існуючих інструментів у судовій медицині обмежуються послідовним використанням чотирьох застарілих методів: традиційна ідентифікація кольору неозброєним оком, фотографічна ідентифікація, базовий аналіз зображень за допомогою програмного забезпечення та спрощена колориметрія.

Незважаючи на високу теоретичну ефективність методів цифрової колориметрії, викладених у фундаментальних монографіях, класична піксельна сегментація ушкоджень на основі простої колірної відмінності має низку серйозних математичних та практичних обмежень. По-перше, вона вимагає ретельного контролю умов освітлення під час зйомки, що на практиці на місці злочину або у відділенні невідкладної допомоги забезпечити практично неможливо. По-друге, класичні евристичні алгоритми часто хибно ідентифікують анатомічні тіні, відблиски від спалаху, родимки, ластовиння або природні пігментні плями як елементи гематоми, що призводить до похибок у визначенні площі ушкодження.

Сучасна парадигма обробки медичних зображень зміщується в бік глибокого машинного навчання (Deep Learning). Проте впровадження цих методів у судово-медичну експертизу стикається з фундаментальною перешкодою – проблемою малих вибірок. Збір десятків тисяч ідеально анованих фотографій гематом із абсолютно точним, документально або відеографічно підтвердженим часом травмування є вкрай складним. Класичні нейромережі, навчаючись на малих масивах даних, швидко перенавчаються, втрачаючи здатність до узагальнення.

Метою роботи є розробка та наукове обґрунтування інформаційно-інтелектуальної системи автоматизованого встановлення давності поверхневих ушкоджень біологічних тканин. Система базується на інтеграції методів просторової цифрової колориметрії, згорткових нейронних мереж та фізично-інформованого машинного навчання для підвищення об'єктивності та точності судово-медичної експертизи в умовах обмежених вибірок даних та нестабільних умов зйомки.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі науково-практичні завдання:

- розробити метод семантичної сегментації зони ушкодження, адаптувавши архітектуру нейронної мережі для точного виокремлення травмованих ділянок. Метод має забезпечувати стійкість до фонових шумів, наявності волоссяного покриву та індивідуальної пігментації шкіри.
- дослідити та змодельовати нелінійні взаємозв'язки між просторово-спектральними ознаками цифрових зображень та біохімічними процесами еволюції гематоми (розпадом гемоглобіну).
- побудувати математичну модель нейро-нечіткої класифікації, яка дозволить ефективно інтерпретувати результати аналізу в умовах «розмитих» часових меж між стадіями загоєння травми, що характерно для біологічних процесів.
- впровадити концепцію фізично-інформованих нейронних мереж через розробку спеціалізованої композитної функції втрат. Це необхідно для інтеграції біофізичних законів у процес навчання нейромережі, що дозволить уникнути перенавчання на малих наборах даних.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ КЛАСИФІКАЦІЇ ДАВНОСТІ ПОШКОДЖЕНЬ

Останні досягнення в галузі комп'ютерного зору відкривають нові перспективи для автоматизації судово-медичної експертизи. Використання методів глибокого машинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж (ЗНМ), дозволяє виявляти складні нелінійні залежності між просторовим розподілом координат кольору та давністю виникнення поверхневих пошкоджень, мінімізуючи вплив суб'єктивного фактора експерта.

Для автоматизованого встановлення давності пошкоджень пропонується розгорнута математична модель на основі глибокої згорткової нейронної мережі, що аналізує сегментовані ділянки біотканин на різних рівнях абстракції. Нехай вхідне цифрове зображення поверхневого пошкодження (після проходження попередньої радіометричної нормалізації) подається у вигляді багатовимірного тривимірного тензора $I \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, де H та W – просторові розміри зображення (висота та ширина у пікселях, що зазвичай інтерполюються до стандартизованих розмірів, наприклад 256x256), а $C = 3$ – кількість кольорних каналів (у базовій апаратно-залежній системі RGB або концептуально перетвореній системі перцептивної рівномірності LAB).

Процес виділення семантичних ознак здійснюється через каскад згорткових шарів. Згортка являє собою математичну операцію, що дозволяє виявляти локальні патерни: від простих кольорних градієнтів

та країв на перших шарах до складних текстурних утворень гематоми на глибших рівнях. Значення активації нейрона в l -му згортковому шарі з просторовими координатами (i, j) для k -го фільтра описується наступним рівнянням:

$$z_{i,j,k}^{(l)} = \varphi \left(\sum_{u=0}^{f-1} \sum_{v=0}^{f-1} \sum_{c=1}^{C_{l-1}} w_{u,v,c,k}^{(l)} z_{i-s+u,j-s+v,c}^{(l-1)} + b_k^{(l)} \right), \quad (1)$$

де $w_{u,v,c,k}^{(l)}$ – багатовимірна матриця ваг (ядро згортки) розміром $f \times f$; $b_k^{(l)}$ – коефіцієнт зміщення для k -го фільтра; s – крок згортки; φ – нелінійна функція активації, яка вирішує проблему затухання градієнтів під час зворотного поширення помилки.

Для зменшення розмірності просторових даних, запобігання надмірному перенаванчання та забезпечення структурної інваріантності до дрібних просторових зсувів камери чи пацієнта застосовується операція агрегації:

$$p_{i,j,k}^{(l)} = \max_{u,v \in \{0, \dots, p-1\}} z_{i-p+u,j-p+v,k}^{(l)}, \quad (2)$$

де p – розмір вікна агрегації (найчастіше матриця 2×2).

Використання оператора максимуму дозволяє мережі реагувати на найбільш виражені ознаки (наприклад, піки концентрації білівердину), ігноруючи фоновий шум.

Після проходження через серію згорткових та агрегуючих шарів, де формується глибоке представлення зображення, багатовимірний тензор ознак математично розгортається (flattening) у одновимірний вектор $h \in \mathbb{R}^N$. Цей вектор подається на вхід повнозв'язного шару багатошарового перцептрона, який інтегрує принципи нечіткої логіки.

Оскільки фізіологічні межі між стадіями «цвітіння» кровопідтіку (від початкової еритеми до пізньої гемосидеринової пігментації) є розмитими та концептуально нечіткими, жорстка детермінована класифікація є науково некоректною. Вихідний шар мережі формує неперервні ймовірності приналежності вхідного зображення до одного з $M = 9$ часових інтервалів (класів віку) T_m за допомогою функції нечіткої приналежності:

$$\mu_{T_m}(I) = P(T_m | I; \Theta) = \frac{\exp(w_m^T h + \beta_m)}{\sum_{k=1}^M \exp(w_k^T h + \beta_k)}, \quad (3)$$

де w_m та β_m – ваги зміщення вихідного класифікаційного шару,

Θ – повний набір параметрів нейромережі, що ітеративно оптимізуються під час машинного навчання за допомогою мінімізації функції перехресної ентропії:

$$L(\Theta) = -\frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \sum_{m=1}^M y_{b,m} \log \mu_{T_m}(I_b), \quad (4)$$

де B – розмір пакету, що використовується під час стохастичного спуску, $y_{b,m}$ – бінарний індикатор істинної приналежності b -го медичного зображення до часового інтервалу m .

Програма цієї комплексної нейро-нечіткої системи класифікації давності пошкоджень реалізована на мові Python та адаптована для платформи Google Colab. Отримана динаміка точності нейро-нечіткої системи класифікації давності пошкоджень наведена на рис. 1,а, а динаміка функції втрат на рис. 1,б. Зростання точності на валідаційній вибірці свідчить про успішну екстракцію релевантних колориметричних ознак.

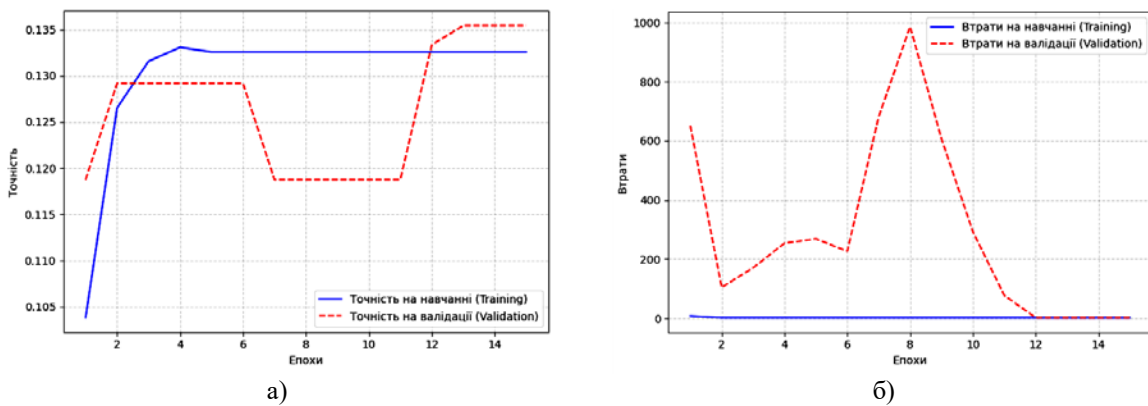


Рис. 1. Результати моделювання нейро-нічіткої мережі класифікації давності пошкоджень: динаміка точності нейро-нечіткої системи класифікації давності пошкоджень (а); динаміка функції втрат (б)

КОМПЛЕКСНИЙ АНАЛІЗ МЕТОДІВ ЦИФРОВОЇ КОЛОРИМЕТРІЇ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕРХНЕВИХ ПОШКОДЖЕНЬ БІОТКАНИН

Сучасна парадигма обробки медичних зображень зміщується в бік глибокого машинного навчання (Deep Learning), де згорткові нейронні мережі (CNN) та інноваційні трансформери (Vision Transformers) здатні самостійно виділяти ієрархічні семантичні ознаки з сирих масивів даних. У задачах відокремлення патологічної ділянки від інтактної шкіри (семантична сегментація) архітектура U-Net та її численні модифікації (UNet++, Attention U-Net) залишаються світовим стандартом [8]. Архітектура U-Net складається з енкодера (шляху стиснення), який шляхом послідовних згорток та операцій пулінгу витягує глибокі контекстуальні ознаки (наприклад, розпізнає загальну макроскопічну форму та текстуру гематоми, градієнтні переходи на краях), і декодера (шляху відновлення), який відновлює початкову просторову роздільну здатність для попиксельної класифікації. Критичною, фундаментальною перевагою U-Net є використання skip-зв'язків. Ці зв'язки передають інформацію про просторові межі безпосередньо з рівнів енкодера в симетричні рівні декодера, повністю запобігаючи її втраті під час стиснення [9].

Для покращення роботи зі складними дерматологічними зображеннями, де фонові пігментації може імітувати травму, дослідники впроваджують спеціалізовані модулі та модифікації архітектури [10-12]:

- Мультиколірні входи (Multi-color input networks). Аналогічно до фундаментальних ідей про критичну важливість кольорних просторів у цифровій колориметрії, сучасні передові архітектури, такі як TICU-Net (Triple Input Color U-Net), DICU-Net (Dual Input) та SICU-Net (Single Input), кардинально змінюють підхід до вхідних даних. Модель TICU-Net приймає на вхід досліджуване зображення одночасно в трьох математичних просторах: апаратно-залежному RGB, перцептивному HSV та колориметрично стандартизованому CIELAB. Мережа має три паралельні суб-енкодери. Ознаки, виділені кожним з суб-енкодерів, математично зливаються за допомогою спеціалізованих механізмів уваги (channel-wise attention) перед подачею в єдиний декодер. Цей процес дозволяє моделі динамічно зважувати, який колірний простір є найбільш інформативним для конкретного пікселя, що забезпечує безпрецедентну інваріантність до умов зовнішнього освітлення та оптичних характеристик шкіри.
- Гібридні CNN-трансформери (UNETR, Swin-UNETR). Згорткові мережі надзвичайно ефективні для виділення локальних морфологічних ознак, але через обмежений розмір ядра згортки вони мають обмежене рецептивне поле. На протипагу їм, архітектури на базі трансформерів дозволяють моделювати глобальні взаємозв'язки (long-range dependencies) між віддаленими просторовими пікселями. Інтеграція механізму внутрішньої уваги (Self-Attention) дозволяє неймережі аналізувати весь контекст зображення. Завдяки цьому мережа здатна концептуально "розуміти", що зеленувата пляма на периферії ділянки шкіри є хронологічною частиною єдиного процесу еволюції гематоми, а не окремим артефактом, родимкою чи тінню.
- Антиаліасингові та локальні механізми (MAAU). Для оперативного використання систем безпосередньо на місці огляду потерпілого на мобільних пристроях (смартфонах експертів) активно розробляються алгоритмічно полегшені моделі з антиаліасинговими шарами та модулями просторової уваги. Ці моделі оптимізовані для периферійних обчислень і досягають надзвичайно високої точності сегментації (понад 96%) при радикально зменшеному розмірі моделі – всього 4,2 мільйона параметрів [13].

Слід зазначити, що у сучасних умовах доцільним є комбінування декількох моделей (ансамблеве навчання) для підвищення надійності прогнозів. Ансамбль дозволяє компенсувати слабкі сторони окремих алгоритмів та згладити дисперсію результатів.

МОДЕЛЮВАННЯ БІОХІМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ЕВОЛЮЦІЇ ГЕМАТОМИ ТА РОЗПАДУ ГЕМОГЛОБІНУ

Фундаментальною проблемою медичного машинного навчання загалом та судово-медичного моделювання зокрема є проблема малих вибірок. У судово-медичній експертизі збір десятків тисяч ідеально клінічно анотованих гематом з відомим, документально підтвердженим до хвилини точним часом травмування є вкрай складним, тривалим та дорогим завданням. Традиційні неймережеві моделі схильні до перенавчання на таких вузьких наборах даних. Замість вивчення універсальних закономірностей, вони "запам'ятовують" шуми та специфічні ознаки тренувальної вибірки. Революційним підходом до вирішення цієї кризової проблеми є застосування фізично-інформованих неймереж (Physics-Informed Neural Networks - PINN). Архітектура PINN концептуально відрізняється

тим, що вона вбудовує фундаментальні фізичні та хімічні закони, що об'єктивно керують процесом у природі, безпосередньо в граф обчислень нейромережі як додатковий регулятор функції втрат [14].

Біохімічна деградація гемоглобіну та подальша макроскопічна дифузія білірубину в шкірних тканинах не є випадковими процесами – вони суворо підпорядковуються класичним законам кінетики та масоперенесення. Математично цей взаємопов'язаний процес описується системою жорстких диференціальних рівнянь у частинних похідних типу реакції-дифузії [15]:

$$\frac{\partial C_{Hb}(x,t)}{\partial t} = D_{Hb} \nabla^2 C_{Hb}(x,t) - k_1 C_{Hb}(x,t), \quad (5)$$

$$\frac{\partial C_{Bil}(x,t)}{\partial t} = D_{Bil} \nabla^2 C_{Bil}(x,t) + k_1 C_{Hb}(x,t) - k_2 C_{Bil}(x,t), \quad (6)$$

де C_{Hb} , C_{Bil} – просторово-часові концентрації гемоглобіну та білірубину, ∇^2 – оператор Лапласа, що описує просторову дифузію, D_{Hb} , D_{Bil} – коефіцієнти дифузії, k_1 , k_2 – константи швидкості ферментативних реакцій розщеплення.

Під час навчання PINN, алгоритм оптимізації мінімізує не лише стандартну статистичну розбіжність між прогнозованим віком і реальними мітками даних, але й так звану "фізичну нев'язку". Нейромережа, використовуючи математичний механізм автоматичного диференціювання на графах обчислень, обчислює точні аналітичні похідні своїх вихідних прогнозів по просторових координатах та по часу. Це обмежує величезний простір можливих рішень мережі лише тими топологіями, які фізично можливі і не суперечать законам фізіології біотканин, радикально покращуючи узагальнюючу здатність моделі навіть при навчанні на дуже малих вибірках.

Важливим кроком є адаптація класичної функції втрат згорткових мереж під специфічні оптичні задачі колориметрії. Навчання CNN генерувати або сегментувати кольорові зображення з використанням простої середньоквадратичної похибки (MSE) у тривимірному просторі RGB є субоптимальним, оскільки евклідова відстань MSE в RGB абсолютно не відображає візуального та біохімічного значення кольорових відхилень [16].

Передові дослідницькі моделі впроваджують диференційовані аналітичні версії конвертації колірних тензорів RGB в простір CIELAB безпосередньо всередині архітектури нейромережі. Оптимізація параметрів проводиться шляхом мінімізації стандартизованої колориметричної похибки. Це примушує мережу приділяти особливу, домінуючу увагу змінам хроматичного тону, який є прямим індикатором біохімічного переходу від червоного оксигемоглобіну до зеленого білівердину, та математично ігнорувати варіації світлості, спричинені простою нерівномірністю геометричного освітлення під час фіксації доказів.

Об'єднавши здобутки оптичної колориметрії з передовими досягненнями архітектур Deep Learning, формується комплексна математична модель визначення давності поверхневого пошкодження. Нехай вхідним даним є цифрове зображення пошкодження у вигляді тривимірного масиву (тензора) $\mathbf{I} \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$ у просторі RGB. Нашою стратегічною метою є оптимізація складної функції відображення $\mathcal{F}_\Theta: \mathbf{I} \rightarrow (S, \hat{t})$, де $S \in \mathbb{R}^{H \times W}$ – ймовірнісна маска попиксельної сегментації ушкодження, $\hat{t} \in \mathbb{R}^+$ – регресійна оцінка давності травми (в годинах), а Θ – параметри (ваги) нейронної мережі.

Функція \mathcal{F}_Θ проектується як мультизадачна архітектура на базі U-Net. Енкодер $\mathcal{E}_{\theta_e}(\mathbf{I})$ математично витягує латентне просторове представлення \mathbf{Z} . Декодер $\mathcal{D}_{\theta_d}(\mathbf{Z})$, активно використовуючи скіп-зв'язки для відновлення контурів, реконструює просторову маску сегментації S . Паралельна гілка обчислень, що складається з шару глобального просторового пулінгу (Global Average Pooling, GAP) та щільного багатозарового перцептрона $\mathcal{R}_{\theta_r}(\mathbf{Z})$, виконує безпосередню регресію віку \hat{t} .

Процес ітеративного навчання мережі жорстко керується композитною функцією втрат \mathcal{L}_{total} , яка поєднує три наступних компоненти:

– Просторова втрата (Spatial Segmentation Loss). Базується на гібридній комбінації бінарної перехресної ентропії (BCE) та індексу подібності Соренсена-Дайса (Sørensen-Dice coefficient). Цей підхід застосовується для усунення дисбалансу класів, оскільки пікселі гематоми зазвичай займають значно меншу площу кадру, ніж пікселі інтактної здорової шкіри [17]:

$$\mathcal{L}_{seg} = \lambda_{bce} \cdot \text{BCE}(S, Y) + \lambda_{dice} \cdot \left(1 - \frac{2 \sum_{i,j} S_{i,j} Y_{i,j} + \epsilon}{\sum_{i,j} S_{i,j} + \sum_{i,j} Y_{i,j} + \epsilon} \right), \quad (7)$$

де Y – еталонна маска, ϵ – згладжувальна константа для запобігання помилці ділення на нуль.

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

– Колориметрична втрата (CIELAB Color Consistency Loss). Використовує математичний апарат конвертації RGB-тензорів у нелінійний простір CIELAB \mathcal{T}_{LAB} . Алгоритм штрафує модель за відхилення кольору на рівні відновлених ознак або при автоенкодерній реконструкції виключно ушкодженої зони $\mathbf{I}_{roi} = \mathbf{I} \odot S$:

$$\mathcal{L}_{color} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta E_{ab}^*(\mathcal{T}_{LAB}(\tilde{\mathbf{I}}_k), \mathcal{T}_{LAB}(\mathbf{I}_k)), \quad (8)$$

Фізично-інформована втрата (PINN Residual Loss). Інтегрує термодинамічні закони біохімічної кінетики гемоглобіну. Нехай $\hat{M}_{Hb}(\mathbf{I}, S)$ – оціночна маса гемоглобіну, отримана шляхом інтегрування інтенсивності певних спектральних каналів у межах маски S . Фізичний закон хімічної кінетики першого порядку безапеляційно задає рівність $dM/dt = -kM$. Мережа штрафується під час зворотного поширення помилки, якщо її внутрішні градієнти не задовольняють це рівняння:

$$\mathcal{L}_{phys} = \left\| \frac{\partial \hat{M}_{Hb}}{\partial t} + k \hat{M}_{Hb} \right\|_2^2, \quad (9)$$

Загальний глобальний критерій оптимізації має вигляд лінійної зваженої суми цих втрат, де адаптивні гіперпараметри α, β, γ балансують вплив та масштаб градієнтів кожної з компонент:

$$\mathcal{L}_{total} = \alpha \mathcal{L}_{seg} + \beta \mathcal{L}_{color} + \gamma \mathcal{L}_{phys}. \quad (10)$$

Оптимізація цієї комплексної цільової функції дозволяє отримати універсальну модель, яка є надзвичайно стійкою до шумів, високоточно сегментує складні та розмиті краї травм, враховує перцептивні властивості сприйняття кольору та суворо дотримується біофізичних законів еволюції гематоми.

МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНИЙ ТА ГІПЕРСПЕКТРАЛЬНИЙ АНАЛІЗ

Традиційна цифрова фотографія обмежується захопленням світла у трьох широких діапазонах (RGB). Однак, для максимально точного відтворення біохімічних змін застосовується гіперспектральна візуалізація (Hyperspectral Imaging, HSI). HSI фіксує відбите світло у сотнях вузьких спектральних смуг, створюючи тривимірний гіперкуб даних, де кожен піксель містить детальний спектр відбиття. Це дозволяє безпосередньо виявляти унікальні спектральні сигнатури специфічних хромофорів шкіри, таких як оксигемоглобін (піки поглинання біля 415, 542 та 577 нм), дезоксигемоглобін, білірубін та меланін [5].

Дослідження показують, що гіперспектральні дані містять величезну кількість надлишкової інформації, що може призвести до "прокляття розмірності" під час машинного навчання. Тому критичним етапом є виокремлення найбільш інформативних спектральних смуг. Використання методів пояснювального штучного інтелекту (Explainable AI), таких як SmoothGrad та аналіз чутливості до перекриття (occlusion sensitivity), дозволило ідентифікувати лише 20 високоінформативних довжин хвиль із початкового масиву у 204 смуги. Застосування цього редукованого, але фізіологічно обґрунтованого набору довжин хвиль дозволяє моделі не лише зберігати, але й перевищувати точність класифікації повного 204-канального гіперкуба на ранніх, середніх та пізніх стадіях еволюції гематоми [5].

Перехід від сегментації до безпосереднього оцінювання давності травми також успішно вирішується за допомогою розроблених згорткових нейромереж, що аналізують гіперспектральні патчі (наприклад, розміром 64x64 пікселі з 204 або оптимізованими 20 спектральними каналами). Екстракція ознак відбувається у два етапи: спочатку одновимірні (1D) згортки вздовж спектрального виміру виокремлюють біохімічні сигнатури, а потім двовимірні (2D) згортки захоплюють просторову морфологію плями. У перехресній перевірці такий підхід, інтегруючи просторово-спектральне моделювання, продемонстрував кардинальне зниження середньої абсолютної похибки з 3,24 днів до 2,29 днів. Цей результат відкриває шлях до створення компактних, недорогих портативних мультиспектральних камер для об'єктивної клінічної та судово-медичної оцінки безпосередньо на місці огляду [5].

Математично складні архітектури, такі як 3D-згорткові мережі, ансамблі TICU-Net або моделі PINN, що працюють з тензорами високої розмірності, потребують значних обчислювальних ресурсів, які на порядки перевищують можливості стандартних центральних процесорів (CPU). Програма нейронечіткої системи сегментації та класифікації давності пошкоджень біотканин реалізована на високорівневій мові програмування Python із використанням передового фреймворку глибинного навчання TensorFlow та Keras API. Програмний комплекс був адаптований та оптимізований для розгортання на платформі хмарних обчислень Google Colab.

БІОМЕДИЧНІ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННІ СИСТЕМИ ТА ПРИЛАДИ

Центральним елементом архітектури пайплайну є глибока інтеграція підтримки тензорних процесорів (Tensor Processing Units - TPU). TPU – це спеціалізовані інтегральні схеми, розроблені для прискорення складних тензорних та матричних обчислень у нейронних мережах. На відміну від GPU, їх архітектура дозволяє виконувати величезну кількість операцій множення-додавання за один такт з високою ефективністю, що дозволяє значно пришвидшити обчислення.

Приклад результатів моніторингу навчання нейромережі для встановлення давності поверхневих пошкоджень біотканин наведено на рис. 2.

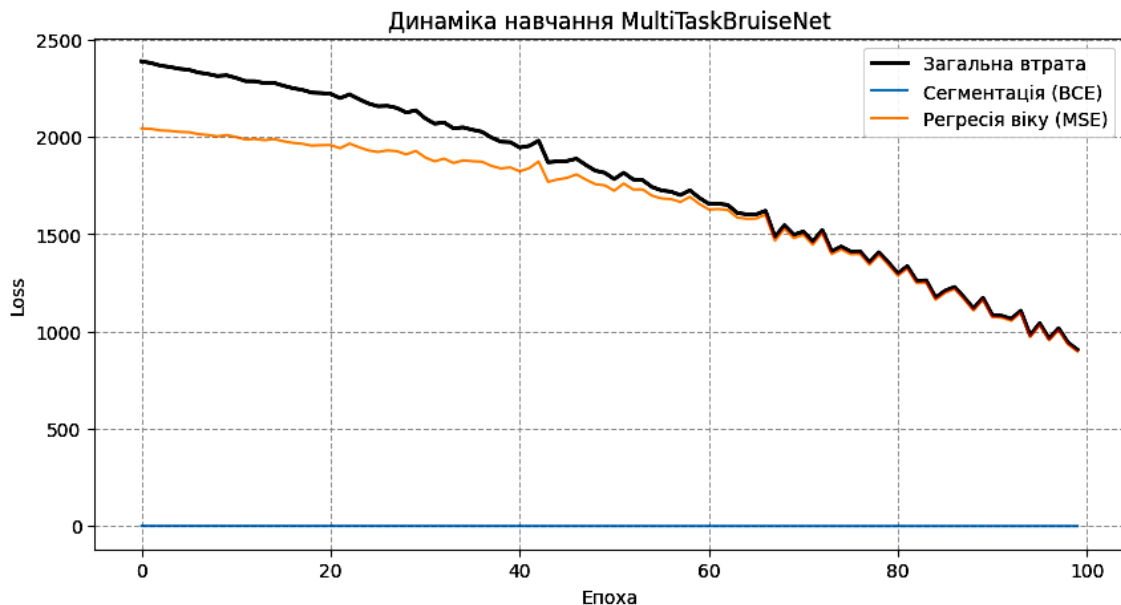


Рис. 2. Приклад навчання нейромережі для встановлення давності поверхневих пошкоджень біотканин

Програма є високопродуктивним базовим шаблоном для вирішення широкого спектра завдань комп'ютерного зору, зокрема для інтелектуального аналізу зображень біологічних тканин. Інтеграція підтримки масивних кластерів TPU, асинхронного оптимізованого конвеєра даних та сучасної архітектури згорткової нейромережі забезпечує швидке навчання та ефективну, масштабовану обробку великих масивів візуальної інформації.

ВИСНОВКИ

Впровадження автоматизованих інформаційно-інтелектуальних систем у процеси управління та аналізу в медичній сфері є невід'ємною вимогою сьогодення. Дослідження поверхневих пошкоджень біологічних тканин для потреб правоохоронних органів, судово-медичної експертизи та клінічної дерматології вимагає забезпечення максимального рівня наукової об'єктивності, математичної відтворюваності результатів та бездоганної точності.

Комплексний аналіз показав, що класична візуальна оцінка віку травм є абсолютно неадекватною сучасним вимогам криміналістики через низьку точність (близько 40-50%) та високу суб'єктивність. Класична цифрова колориметрія створила міцний науковий фундамент для вирішення цієї проблеми, дозволивши перевести встановлення давності травми з площини суб'єктивних описових припущень у площину строгих інструментальних вимірювань (підвищивши достовірність до 93%). Запропоновані інженерні підходи до забезпечення стандартизованої геометрії освітлення та апарат конвертації RGB-зображень у перцептивно рівномірний простір CIELAB стали першим кроком до автоматизації.

Водночас стрімка еволюція технологій медичної візуалізації, включаючи створення компактних гіперспектральних сенсорів, диктує абсолютну необхідність інтеграції методів глибокого машинного навчання (Deep Learning). Застосування ансамблів згорткових нейронних мереж, зокрема мультиколірних архітектур PICU-Net та гібридних CNN-трансформерів, повністю усуває критичні недоліки класичної колориметрії. Нейромережі здатні автоматично, без втручання оператора, видобувати ієрархічні просторово-спектральні ознаки, що гарантує вищу точність семантичної сегментації гематом, успішно ігноруючи тіні, відблиски та меланінову пігментацію.

Найбільш значущим, парадигмальним проривом у цій галузі є синтез оптико-фізичних підходів та штучного інтелекту через концепцію фізично-інформованих нейромереж (PINN). Інтеграція жорстких диференціальних рівнянь просторової кінетики ферментативного розпаду гемоглобіну та дифузії білірубину безпосередньо у функцію втрат нейромережі дозволяє ефективно регуляризувати процес навчання. Це вирішує проблему малих медичних вибірок, гарантуючи, що оцінка давності травми базуватиметься не на випадкових кореляціях у даних, а буде суворо підпорядкована фундаментальним законам біофізики.

Розроблена просторово-спектральна математична модель та її програмна реалізація, оптимізована для паралельних обчислень на тензорних процесорах (TPU), формують надзвичайно потужний, гнучкий інструментарій. Впровадження таких комплексів у практику дозволить створити експертні судово-медичні системи нового покоління, здатні забезпечити наукову доказовість.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. Tirado, J., Mauricio, D., 2021. Bruise dating using deep learning. *Journal of Forensic Sciences* 66, 336–346. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14578>
2. Saini, B., Venkatesh, D., Ganesh, A., Parameswaran, A., Patil, S., Kamat, P., Choudhury, T., 2024. Colorizing Multi-Modal Medical Data: An Autoencoder-based Approach for Enhanced Anatomical Information in X-ray Images. *EAI Endorsed Trans Perv Health Tech* 10. <https://doi.org/10.4108/eetpht.10.5540>
3. Guler, C., Kartal, E., Ünal, S., Aybar, G., Arslan, M., Gökalp, M.A., Asirdizer, M., 2026. Investigation of the Aging of Post-Traumatic Bruises Using Traditional and Computerized Digital Color Comparison Methods. *Eastern J Med* 31, 53–63. <https://doi.org/10.5505/ejm.2026.70094>
4. Rasel, M.A., Kareem, S.A., Obaidallah, U., 2024. Integrating color histogram analysis and convolutional neural networks for skin lesion classification. *Computers in Biology and Medicine* 183, 109250. <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2024.109250>
5. Keshavarz, A., Bieber, G., Wulff, D., Babian, C., Lütke, S., 2026. Age Prediction of Hematoma from Hyperspectral Images Using Convolutional Neural Networks. *J. Imaging* 12, 78. <https://doi.org/10.3390/jimaging12020078>
6. Al-Arabi, S., Lütke, S., Dreßler, J., Babian, C., 2025. Age prediction of hematoma using hyperspectral imaging (HSI). *Forensic Sci Med Pathol* 21, 1699–1708. <https://doi.org/10.1007/s12024-025-01076-7>
7. Sharma, V., Rani, R., Pathak, P., Chakraborty, S., 2024. Epidermis Bruise Analysis Using Deep Learning, in: 2024 Sixth International Conference on Computational Intelligence and Communication Technologies (CCICT). Presented at the 2024 Sixth International Conference on Computational Intelligence and Communication Technologies (CCICT), IEEE, Sonapat, India, pp. 324–330. <https://doi.org/10.1109/CCICT62777.2024.00060>
8. Nesheli, S.J., Sabet, M., Koozari, A., Mirzaghavami, P., Eftekhar, A., Elhaie, M., Rouhi, S., Lariche, N.J., Abidi, M., Rezaeijo, S.M., 2025. Transformer-based and CNN-based models for clinically effective 2D and 3D pelvic bone segmentation in CT imaging. *BMC Musculoskelet Disord* 27, 68. <https://doi.org/10.1186/s12891-025-09444-8>
9. Semantic Segmentation with PyTorch: U-NET from scratch. Available at: <https://medium.com/@alessandromondin/semantic-segmentation-with-pytorch-u-net-from-scratch-502d6565910a> (accessed 05.03.2026).
10. Mehdar, K.M., Soomro, T.A., Ali, A., Bin Ubaid, F., Irfan, M., Halawani, H.T., Mashraqi, A.M., Mohammed Elshafie, S.E., Asiri, A.A., Abdelkafi Magzoub, M., 2026. Deep neural network-based robust framework for automated skin lesion segmentation and analysis. *Digital Health* 12, 20552076261427501. <https://doi.org/10.1177/20552076261427501>
11. Shad, R., Cunningham, J.P., Ashley, E.A., Langlotz, C.P., Hiesinger, W., 2021. Designing clinically translatable artificial intelligence systems for high-dimensional medical imaging. *Nat Mach Intell* 3, 929–935. <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00399-8>
12. Hou, J., Che, Y., Fang, Y., Bai, H., Sun, L., 2024. Early Bruise Detection in Apple Based on an Improved Faster RCNN Model. *Horticulturae* 10, 100. <https://doi.org/10.3390/horticulturae10010100>
13. Le, P.T., Pham, B.-T., Chang, C.-C., Hsu, Y.-C., Tai, T.-C., Li, Y.-H., Wang, J.-C., 2023. Anti-Aliasing Attention U-net Model for Skin Lesion Segmentation. *Diagnostics* 13, 1460. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13081460>
14. Carini, L., Jensen, M., Nürnberg, R., 2023. Deep learning for gradient flows using the Brezis–Ekeland principle. *Arch. Math. (Brno)* 249–261. <https://doi.org/10.5817/AM2023-3-249>

15. Zhao, A., Fattahi, D., Hu, X., 2025. Physics-informed neural networks for physiological signal processing and modeling: a narrative review. *Physiol. Meas.* 46, 07TR02. <https://doi.org/10.1088/1361-6579/adf1d3>.
16. Kucuk, A., Finlayson, G.D., Mantiuk, R., Ashraf, M., 2023. Performance Comparison of Classical Methods and Neural Networks for Colour Correction. *J. Imaging* 9, 214. <https://doi.org/10.3390/jimaging9100214>
17. Skin Lesion Segmentation using Unet – Kaggle. Available at: <https://www.kaggle.com/code/hashbanger/skin-lesion-segmentation-using-unet> (accessed 05.03.2026).

Дата надходження: 14.04.2026

Дата прийняття до друку після рецензування: 10.05.2026

Дата публікації: 18.06.2026

*Ця робота ліцензується відповідно до
[Creative Commons Attribution 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)*

КВАТЕРНЮК СЕРГІЙ МИХАЙЛОВИЧ – д.т.н., професор кафедри екології, хімії та технологій захисту довкілля, Вінницький національний технічний університет, ***e-mail: kvaternuk@vntu.edu.ua***, **<https://orcid.org/0000-0003-1296-8249>**

КВАТЕРНЮК ОЛЕНА ЄВГЕНІВНА – кандидат техн. наук, старший викладач кафедри математики та інформатики, Вінницький державний педагогічний університет ім. М. Коцюбинського, ***e-mail: kvaternuikolena@vspu.edu.ua***, **<https://orcid.org/0000-0002-0174-4189>**

Serhii KVATERNIUK, Olena KVATERNIUK

DIGITAL COLORIMETRICITY AND DEEP MACHINE LEARNING IN THE DIAGNOSTICS OF BIOTISSUES DAMAGE

*Vinnitsia National Technical University
Vinnitsia Mykhailo Kotsiubynskyi State Pedagogical University*