

DOI: 10.32999/ksu2524-0838/2025-37-1

УДК 004.8:616.006.071

Жидко А.В., Шкуропат А.В.

## ПРОГНОСТИЧНІ МОДЕЛІ ДЛЯ ОБРОБКИ ТА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ В ОНКОЛОГІЇ

Херсонський, державний університет, м. Херсон, Україна,

e-mail: [nastya@ksu.ks.ua](mailto:nastya@ksu.ks.ua)

<https://orcid.org/0009-0003-0383-7471>

<https://orcid.org/0000-0001-6410-8588>

*У 2020 році кількість вперше встановлених онкопатологій у світі склала 19,29 мільйона випадків, кількість смертей – 9,96 мільйона. В Україні протягом 2023 року було зареєстровано 106151 випадок вперше виявлених злоякісних новоутворень, кількість смертей склала 42642 випадки. Останні десятиліття спостерігається збільшення ролі штучного інтелекту в скрінінгу, діагностиці, прогнозах виникнення та ускладнень онкопатологій. Різні моделі нейронних мереж демонструють спроможність працювати з різними типами даних, обробляти великий масиви даних. Метою статті є окреслити основні перспективи та проблеми використання нейронних мереж в аналізі та інтерпретації візуальних даних в онкології, а саме при діагностиці та прогнозуванні онкопатологій на основі візуальних даних. Літературні джерела для аналізу відбирали в загальнодоступній базі даних PubMed. Ключові слова для пошуку використовували «oncology», «artificial intelligence», «visualisation». Для аналізу відбиралися статті, опубліковані з 2020 по 2025 рік. Звернення до бази даних робили 21.03.2025 року. Загалом було знайдено 2131 дослідження. аналіз літературних джерел продемонстрував, що для інтерпретації зображень таких, як гістопатологічні знімки, ендоскопія, УЗД, МРТ, КТ, рентгенографія, переважно використовуються алгоритми deep learning. Всі проаналізовані статті, де ШІ використовувався для аналізу медичних зображень вказували на AUC вище 0,75. В дослідженнях, що проводили порівняння ефективності діагностики злоякісних новоутворень за допомогою ШІ та профільним лікарем, їх AUC не мала статистично значимої різниці. Проте, дослідження проводяться на ретроспективних даних, тобто навчання ШІ проходить у ідеалізованих умовах.*

**Ключові слова:** злоякісні новоутворення, нейромережі, deep learning, візуалізація, гістологічні зображення.

Zhydko A.V., Shkuropat A.V.

## PROGNOSTIC MODELS FOR IMAGE PROCESSING AND INTERPRETATION IN ONCOLOGY

*In 2020, the number of newly diagnosed oncological pathologies worldwide amounted to 19.29 million cases, with 9.96 million deaths. In Ukraine, 106,151 cases of newly detected malignant neoplasms were registered in 2023, with 42,642 deaths. In recent decades, the role of artificial intelligence in screening, diagnosis, and prognosis of oncological pathologies and complications has increased. Various neural network models demonstrate the ability to work*

with different types of data and process large datasets. The aim of the article is to outline the main prospects and challenges of using neural networks in the analysis and interpretation of visual data in oncology, specifically in the diagnosis and prognosis of oncological pathologies based on visual data. Literature sources for analysis were selected from the publicly accessible PubMed database. Keywords used for the search were «oncology», «artificial intelligence», «visualization». Articles published from 2020 to 2025 were selected for analysis. The database query was made on March 21, 2025. A total of 2131 studies were found. The analysis of literature sources demonstrated that deep learning algorithms are predominantly used for the interpretation of images such as histopathological images, endoscopy, ultrasound, MRI, CT, and radiography. All analyzed articles where AI was used for medical image analysis indicated an AUC above 0.75. In studies comparing the effectiveness of malignant neoplasm diagnosis using AI and specialized physicians, no statistically significant differences in AUC were observed. However, the studies are conducted on retrospective data, meaning AI training was performed under idealized conditions.

**Keywords:** malignant neoplasms, neural networks, deep learning, imaging, histological images.

Вивчення онкопатологій є актуальною проблемою, оскільки летальність від онкопатологій складає 1/6 всіх смертей в усьому світі [7, 29]. Так, у 2020 році кількість вперше встановлених онкопатологій у світі склала 19,29 мільйона випадків, кількість смертей склала 9,96 мільйона. В Україні протягом 2023 року було зареєстровано 106151 випадок вперше виявлених злоякісних новоутворень. Кількість смертей від злоякісних новоутворень в 2023 році склала 42642 випадки. На обліку на 2023 рік в Україні знаходиться 1153519 осіб, при чому 398440 стоять на обліку менше 5 років [29].

Останні десятиліття спостерігається збільшення ролі штучного інтелекту в скрінінгу, діагностиці, прогнозах виникнення та ускладнень онкопатологій. Різні моделі нейронних мереж демонструють спроможність працювати з різними типами даних, обробляти великий масиви даних. Через це їх використовують в різноманітних аспектах, пов'язаних із діагностикою та лікуванням онкопатологій.

На даний момент штучний інтелект досяг успіхів у розпізнаванні медичних зображень при діагностиці діабетичної ретинопатії, внутрішньочерепній аневризмі, захворювання молочної залози, тощо. Існуючі напрямки використання штучного інтелекту (ШІ) в діагностиці захворювань ще більше збагачуються з розвитком науки і техніки.

Визначення наявності злоякісного новоутворення, його стадії, меж, наявності метастазів у лімфовузлах, ураження оточуючої тканини часто спирається на візуальну інформацію. Наприклад, гістологічні зрізи біоптатів, зображення УЗД, КТ, МРТ, рентенограми. Оцінка часто залежить від досвіду конкретного лікаря, а це, в свою чергу, може знизити точність діагностики. Використання нейронних мереж може допомогти подолати суб'єктивність оцінки медичних зображень.

На даний момент методи прогнозування онкопатологій включають переважно наступні методи використання ШІ: традиційне машинне навчання (ML), радіоміку та глибоке навчання (DL). ML включає в себе наступні алгоритми - випадковий ліс (random forest), k-найближчих сусідів, логістична регресія та метод опорних векторів [15]. Вони є класичними алгоритмами класифікації. Ці методи в основному застосовуються до числових даних, вони зазвичай не можуть безпосередньо обробляти зображення та текстові дані, і задовольнити потреби клінічного застосування з точки зору швидкості та точності прогнозування важко. Випадковий ліс має розширену здатність виявляти та з'ясовувати взаємодії вищого порядку та нелінійні зв'язки [25]. Випадковий ліс широко використовують для прогнозу виживаності через легкість налаштування, інтерпретації, здатності до обробки нелінійних даних з високим рівнем узагальнення.

Радіоміка – метод, що використовується переважно для обробки та аналізу даних зображень. За допомогою технології обробки зображень, таких як ультразвук, КТ або МРТ, витягуються їх ознаки, які використовуються для діагностики та прогнозування розвитку онкопатологій. Цей метод є більш інтерпретованим для моделі, але коли пухлина не має значних змін, точність прогнозування моделі може знижуватися [2, 4, 6-9, 27.].

DL - використовує штучні нейронні мережі, що складаються з кількох шарів, імітуючи роботу нейронів. Така нейронна мережа є особливо придатною для обробки зображень і відео. DL може обробляти різну інформацію, таку як числові значення, текст та зображення, одночасно, і може точніше витягувати ознаки та будувати моделі, з кращою точністю прогнозування та стабільністю. Алгоритми DL включають рекурентні нейронні мережі (RNN), згорткові або конволюційні нейронні мережі (CNN), трансформери, тощо [19]. CNN краще працюють з розпізнаванням зображень, через це їх широко використовують в комп'ютерному зорі [10].

Моделі ШІ використовують методи самоконтрольованого навчання, що створює можливість впровадження методів адміністрування протягом всього процесу діагностики та лікування онкопатологій [5]. ШІ дозволяє інтегрувати різноманітні дані і забезпечити повноцінний різнобічний скрінінг пухлини, підібрати дозування ліків, побудувати персоніфікований прогноз. Окрім того, ШІ здатний до постійного навчання, що підвищує точність діагностики та прогнозів.

Проте, клінічне застосування ШІ в лікуванні онкопатологій ще досить обмежене. Але подальше вдосконалення, інтеграція ШІ з медичними технологіями сприятиме покращенню презиційної онкології.

**Метою** статті є окреслити основні перспективи та проблеми використання нейронних мереж в аналізі та інтерпретації візуальних даних в онкології, а саме при діагностиці та прогнозуванні онкопатологій на основі візуальних даних.

## МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Літературні джерела для аналізу відбирали в загальнодоступній базі даних PubMed. Ключові слова для пошуку використовували «oncology», «artificial intelligence», «visualisation». Для аналізу відбиралися статті, опубліковані з 2020 по 2025 рік. Звернення до бази даних робили 21.03.2025 року. Загалом було знайдено 2131 дослідження. Розподіл по роках наведений на рисунку. Кількість статей за досліджуваний період експоненційно зростає, за перший квартал 2025 року кількість статей складала практично третину (168) від кількості за 2024 рік (584).

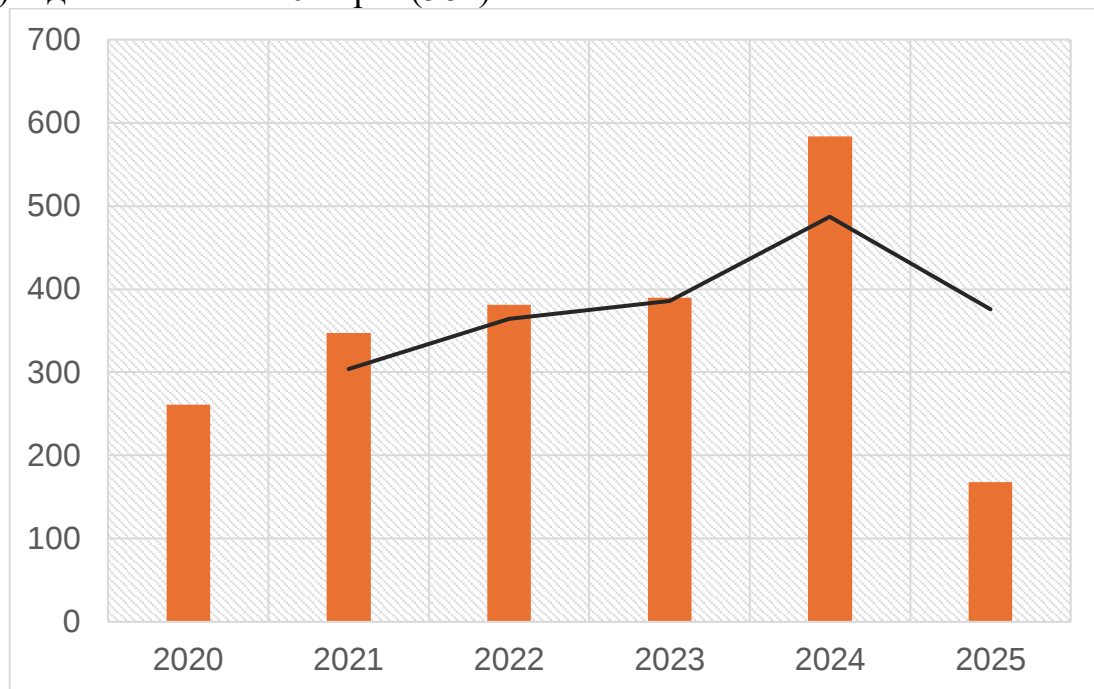


Рис. Розподіл кількості публікацій, присвячених обробці візуальних даних за допомогою нейронних мереж з 2020 по 2025 рік.

Аналіз літературних джерел використання нейронних мереж для аналізу візуальних медичних даних при онкопатологіях не виключав систематичні огляди. При перегляді списку частину статей було відкинуто через повтори або не пов'язані статті.

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

До візуальних медичних даних відносяться гістологічні мікрофотографії зрізів тканин, результати ендоскопічного огляду, УЗД, МРТ, КР, рентгенографії тощо. Як правило, їхня оцінка здійснюється лікарями відповідного профіля і точність діагностики залежить від його навичок, досвіду. Тривале перебування під високим робочим навантаженням призводить до когнітивної втоми і, як наслідок, зниження діагностичної точності. Застосування нейромереж може частково знизити робочий тиск та призвести до прогресу у області діагностики, лікуванні та прогнозуванні ускладнень злоякісних новоутворень. Застосування нейронних мереж для

діагностики злоякісних новоутворень на основі візуальних даних може призвести до вирішення проблеми суб'єктивізму ендоскопістів, патоморфологів, лікарів УЗД, МРТ, рентгенологів.

В проаналізованих статтях імовірність точності діагностики чи прогнозу, зробленого нейронною мережею на основі візуальних даних, оцінювали переважно за допомогою ROC-аналізу (receiver operating characteristic). Цей метод оцінки достовірності, відомий також як крива похибок, дозволяє оцінити співвідношення між часткою об'єктів, що мають ознаку, та загальною сукупністю, що не мають її. Кількісна інтерпретація ROC-аналізу є показник AUC (area under ROC curve). Чим вище значення AUC, тим вища діагностична здатність моделі. Показник менше за 0,5 вказує на неспроможність моделі відрізнити об'єкти з ознакою та без. Автори частини проаналізованих нами статей проводили порівняння AUC, отриманого при тестуванні моделі нейронної мережі та висновків профільних лікарів різних категорій. Всі проаналізовані статті використанні ШІ для медичних зображень вказували на AUC вище 0,75. В дослідженнях, що проводили порівняння ефективності діагностики злоякісних новоутворень за допомогою ШІ та профільним лікарем, їх AUC не мала статистично значимої різниці.

Аналіз літературних джерел показав, що DL є дуже перспективним напрямком при обробці медичних зображень. Так, DL продемонстрував гарну здатність ідентифікувати малопомітні при візуальному спостереженні зміни тканини молочної залози на ультразвукових зображеннях [21]. Поєднання результатів вивчення ультразвукових зображень та еластографії з використання алгоритмів DL показало спроможність прогнозу метастазування в підпахвові лімфатичні вузли [18]. В дослідження можливості алгоритмів DL прогнозувати індивідуальний розвиток онкопатологій молочної залози на основі вивчення МРТ молочних залоз AUC складав 0,544-0,772 [14]. Для діагностики злоякісних новоутворень молочних залоз є важливим гістохімічне виявлення HER2 на зрізах біопсій молочних залоз. Це може бути достатньо суб'єктивно, особливо при розрізненні стадії 0 та 1. Wu та співавт. використали DL для інтерпретації картин гістохімії, що підвищило точність інтерпретації на 13%, а для випадків HER2 1+ точність була збільшена на 21% [24]. Vachon та ін. використали алгоритм Transpara AI для прогнозування розвитку злоякісного новоутворення молочної залози на основі вивчення мамограм. Для побудови прогностичної моделі вони використали мамограми, зроблені за 5,5 -2 роки до виникнення злоякісного новоутворення молочної залози. Алгоритм був здатен ідентифікувати ті ділянки тканини молочної залози, що вірогідно зазнають злоякісної трансформації [22].

Тап та інші використали алгоритми DL на ендоскопічних відеоспостереженнях, але отриманих не традиційною візуалізацією, а вузькосмуговою візуалізацією (Narrow Band Imaging – NBI) та Blue Light

Imaging (BLI) у поєднанні зі збільшеною ендоскопією (ME). Ці методи візуалізації дозволяють краще охарактеризувати кровоносні судини слизової оболонки та визначити ділянку та ступінь ураженої тканини. ME дозволяє чітко візуалізувати структури слизової оболонки та мікроциркуляторного русла. Хоча ME має гарну здатність візуалізовувати мікроскопічну будову слизової оболонки, в реальній клінічній практиці вона вимагає величезного досвіду від ендоскопіста, нестача якого часто призводить до хибних тлумачень. В рандомізованих дослідженнях точності діагностики при застосування ME ендоскопісти продемонстрували від 40 до 85% точності [12]. Через це виникає необхідність у застосуванні нейромереж, що дозволить обробляти великі масиви даних. У тестуванні ШІ на зображеннях ME досягли AUC 0,888-0,951 [20]. В іншому дослідженні Li та ін. використали CNN для аналізу уражень слизової оболонки шлунка на основі поєднання ME-NBI. Навчання моделі вони проводили на 386 зображень без злоякісних новоутворень та 1702 зображень з верифікованими злоякісними новоутвореннями шлунка. Чутливість системи склала 0,918, точність – 0,909. При цьому вони не виявили суттєвої різниці в аналогічних показниках ендоскопістів [11].

Система діагностики, розроблена на основі DCNN продемонструвала діагностичну продуктивність при визначенні злоякісних новоутворень шлунка на основі ендоскопічних даних краще, ніж в ендоскопістів - точність 0,925 та чутливість 0,94 [23].

Boehm та ін. використали поєднання hyperspectral imaging (HSI) та нейромережі для визначення країв пухлин органів голови та шиї. Оцінка краю пухлини виконувалася алгоритмами на основі CNN та GNN. HSI - це неінвазивна методика візуалізації, що дозволяє аналізувати спектри відбитого білого світла, в тому числі, і за межами сприйняття людиною. Цим методом визначається метаболічні профілі здорової та ураженої тканини. Проте величезна кількість даних, що надає HSI, практично унеможливорює ручний аналіз. ШІ може стати незамінним помічником при роботі з таким методом. Автори протестували моделі на основі ШІ на 32 пацієнтах зі злоякісним новоутворенням органів голови та шиї та з'ясували, що модель на основі алгоритму CNN мала AUC (здоровий проти пухлини) = 0,91, а GNN AUC (здоровий проти пухлини) = 0,95. За висновками авторів CNN мала перевагу через те, що дозволяла аналізувати зв'язки між просторовими даними, але GNN має кращу точність прогнозу. Проте, на думку авторів, CNN має ряд інших переваг – не потребує великих обчислювальних потужностей, легше в навчанні та користуванні. Дуже часто в закладах охорони здоров'я обмежене фінансування на сучасні ІТ-системи, тому CNN буде мати переваги в умовах обмеженого фінансування через невибагливі системні вимоги [1, 17].

Namdar та колеги вивчили можливість використання CNN для визначення молекулярного підтипу pLGG (pediatric Low-Grade Glioma) гліом

у дітей. Пухлини головного мозку є одними із найпоширеніших пухлин дитячого віку. Визначення локалізації пухлини є важливим для подальшого ведення пацієнта. Для навчання нейромережі вони відібрали 214 зображень MPT FLAIR дітей (середній вік 8,54 роки). Запропонована модель із визначенням розташування пухлини досягла AUC чутливості, специфічності та точності 0,850 [13].

Yuan та колеги використали ШІ для діагностики 6 захворювань шлунка на основі ендоскопічних даних - ранні злоякісні новоутворення шлунку, поширений рак шлунку, підслизові поліпи, пептичні виразки та ерозії. Для тренування використали 29809 зображень 8947 пацієнтів, включаючи окрім зазначених патологій зображення незміненої слизової. Точність визначення раннього злоякісного новоутворення шлунку алгоритмами DL склала 0,935 що співставно із точністю визначення досвідчених ендоскопістів [26].

Zuo та колеги проаналізували можливість застосування ШІ при діагностиці злоякісних новоутворень шкіри з використанням інтеграції інформації різної модальності – клінічні зображення, дерматоскопічні зображення та метадані для остаточної класифікації. Дані двох модальностей зображень використовували для злиття, щоб виділити ознаки, що містять додаткову інформацію та корельовану. Використовували власну модель CoscatNet-with-Uncertainty та показали високу ефективність [28].

Серед проаналізованих досліджень зустрічалися присвячені вивченню можливостей використання ML. Наприклад, порівняння результатів прогнозування 10-річної виживаємості після злоякісного новоутворення молочної залози алгоритмів ML та моделі статистичної регресії продемонструвало, що традиційний підхід для прогнозування (модель статистичної регресії) виявився або таким за ефективністю, або кращим за алгоритми ML. Це говорить про те, що моделі ML потребують вдосконалення для широкого впровадження в клінічну практику, необхідність обережно підходити до такого впровадження та неспроможність сьогоденних моделей ML повністю витіснити традиційні прогностичні методи [3].

Natalie Halvorsen з колегами проаналізувала економічну доцільність використанні моделей ШІ про діагностиці колоректального раку. З одного боку, застосування ШІ під час ендоскопії може усунути надлишкові біопсії через підвищення точності, з іншого боку, робота із ШІ потребує ґрунтових знань від медичних працівників. Тобто для запровадження ШІ в медицині мають бути створене підґрунтя. Швен та співавтори продемонстрували, що використання ШІ на мамограмах суттєво зменшує кількість хибно позитивних результатів виявлення злоякісних новоутворень молочної залози на 37,3% та зменшує кількість діагностичних біопсій на 27,8% [16].

Аналіз публікацій, продемонстрував, що нейронні мережі мають широке застосування для діагностики злоякісних новоутворень на основі візуальних даних. ШІ знаходить застосування і при використанні зображень, отриманих

традиційними методами (наприклад, ендоскопія в білому світлі), і тих, що є складними для рутинної обробки (наприклад, hyperspectral imaging, збільшувальна ендоскопія).

Проаналізувавши літературні джерела, ми з'ясували, що в багатьох дослідженнях моделі на основі штучного інтелекту застосовуються для інформації однієї модальності. Проте, наявні певні дослідження, які дозволяють стверджувати, що ШІ добре інтегрує інформацію різної модальності, що є складними для ручного опрацювання і робить застосування нейронних мереж в медичній практиці дуже перспективним.

Нейронні мережі дозволяють інтегрувати дані різних модальностей для діагностики. Точність їхньої діагностики в багатьох випадках не відрізняється від такої у лікарів-професіоналів відповідного профілю. ШІ виявляє здатність до прогнозування розвитку в майбутньому злоякісного новоутворення на основі медичних зображень, тобто виявляє тонкі зміни тканини, що в подальшому можуть призвести до формування пухлини. Окрім того, використання нейронних мереж дозволяє знизити кількість діагностичних біопсій та хибно позитивних результатів, що може мати економічну доцільність. Це робить їх перспективними для використання в скринінгових дослідженнях.

Проте, наразі нейронні мережі не знаходять широкого застосування в рутинній практиці. Ми припускаємо, що причиною може бути те, що проаналізовані дослідження є ретроспективні з недостатньою перевіркою в клінічній практиці. Результати ретроспективних досліджень часто є кращими за фактичні. Наприклад, для навчання відбираються ті зображення, що мають гарну якість, виключаються ті, що містять зображення кровотеч, слиз, засвіти від освітлювання. Через це моделі ШІ працюють в ідеалізованих умовах. Включення до навчання зображень низької якості допоможе подолати цю проблему та наблизити умови навчання до реального клінічного застосування.

## **ВИСНОВКИ**

Отже, аналіз літературних джерел продемонстрував, що для інтерпретації зображень таких, як гістопатологічні знімки, ендоскопія, УЗД, МРТ, КТ, рентгенографія, переважно використовуються алгоритми deep learning. Всі проаналізовані статті, де ШІ використовувався для аналізу медичних зображень вказували на AUC вище 0,75. В дослідженнях, що проводили порівняння ефективності діагностики злоякісних новоутворень за допомогою ШІ та профільним лікарем, їх AUC не мала статистично значимої різниці. Проте, дослідження проводяться на ретроспективних даних, тобто навчання ШІ проходить у ідеалізованих умовах.

## **ЛІТЕРАТУРА**

1. Boehm F, Alperovich A, Schwamborn C, Mostafa M, Giannantonio T, Lingl J, Lehner R, Zhang X, Hoffmann TK, Schuler PJ. Enhancing surgical precision in squamous cell

- carcinoma of the head and neck: Hyperspectral imaging and artificial intelligence for improved margin assessment in an ex vivo setting. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc.* 2025 May 5;332:125817. doi: 10.1016/j.saa.2025.125817.
2. Ching T, Zhu X, Garmire LX. Cox-nnet: an artificial neural network method for prognosis prediction of high-throughput omics data. Markowitz F, editor. *PLoS Comput Biol.* 2018;14:e1006076. Dias R, Torkamani A. Artificial intelligence in clinical and genomic diagnostics. *Genome Med.* 2019;11(1):70. doi: 10.1186/s13073-019-0689-8.
3. Clift A. K., Dodwell D., Lord S., et al, Development and Internal-External Validation of Statistical and Machine Learning Models for Breast Cancer Prognostication: Cohort Study, *BMJ* 381 (2023): 073800, 10.1136/bmj-2022-073800
4. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare. *Nat Med.* 2019;25(1):24-29. doi: 10.1038/s41591-018-0316-z.
5. Gerstung M., Liu D., Ghassemi M., et al., Artificial Intelligence, *Cancer Cell* 42, no. 6 (2024): 915–918, 10.1016/j.ccell.2024.05.021
6. Hao J, Kim Y, Kim T-K, Kang M. PASNet: pathway-associated sparse deep neural network for prognosis prediction from high-throughput data. *BMC Bioinformatics.* 2018;19:510. doi: 10.1186/s12859-018-2500-z.
7. Huang S, Yang J, Fong S, et al. Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: opportunities and challenges. *Cancer Lett.* 2020;471:61-71. doi: 10.1016/j.canlet.2019.12.007.
8. Huang Z, Johnson TS, Han Z, Helm B, Cao S, Zhang C, et al. Deep learning-based cancer survival prognosis from RNA-seq data: approaches and evaluations. *BMC Med Genet.* 2020;13:41. doi: 10.1186/s12920-020-0686-1.
9. Katzman JL, Shaham U, Cloninger A, Bates J, Jiang T, Kluger Y. DeepSurv: personalized treatment recommender system using a Cox proportional hazards deep neural network. *BMC Med Res Methodol.* 2018;18:24. doi: 10.1186/s12874-018-0482-1.
10. Lei C, Sun W, Wang K, Weng R, Kan X, Li R. Artificial intelligence-assisted diagnosis of early gastric cancer: present practice and future prospects. *Ann Med.* 2025 Dec;57(1):2461679. doi: 10.1080/07853890.2025.2461679.
11. Li L, Chen Y, Shen Z. Convolutional neural network for the diagnosis of early gastric cancer based on magnifying narrow band imaging. *Gastric Cancer.* 2020; 23 (1): 126–132. doi: 10.1007/s10120-019-00992-2
12. Nakanishi H, Doyama H, Ishikawa H, et al. Evaluation of an e-learning system for diagnosis of gastric lesions using magnifying narrow-band imaging: a multicenter randomized controlled study. *Endoscopy.* 2017;49(10):957–967. doi: 10.1055/s-0043-111888.
13. Namdar K, Wagner MW, Kudus K, Hawkins C, Tabori U, Ertl-Wagner BB, Khalvati F. Improving Deep Learning Models for Pediatric Low-Grade Glioma Tumours Molecular Subtype Identification Using MRI-based 3D Probability Distributions of Tumour Location. *Can Assoc Radiol J.* 2025 May;76(2):313-323. doi: 10.1177/08465371241296834.
14. Portnoi T., Yala A., Schuster T., et al., «Deep Learning Model to Assess Cancer Risk on the Basis of a Breast MR Image Alone», *American Journal of Roentgenology* 213, no. 1 (2019): 227–233, 10.2214/Ajr.18.20813
15. Sarker IH, “Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions”, *SN Computer Science* 2, no. 3 (2021): 160, 10.1007/s42979-021-00592-x.
16. Shen Y., Shamout F. E., Oliver J. R., et al., «Artificial Intelligence System Reduces False-Positive Findings in the Interpretation of Breast Ultrasound Exams», *Nature*

- Communications 12, no. 1 (2021): 5645, 10.1038/s41467-021-26023
17. Shkuropat, A. V. Coherent relations in EEGs of adolescents with partial hearing loss under conditions of an orthostatic test. *Neurophysiology*, 2018, 50.5: 365-371. <https://doi.org/10.1007/s11062-019-09763-2>
  18. Sun S., Mutasa S., Liu M. Z., et al., «Deep Learning Prediction of Axillary Lymph Node Status Using Ultrasound Images», *Computers in Biology and Medicine* 143 (2022): 105250, 10.1016/j.combiomed.2022.105250.
  19. Swanson K., Wu E., Zhang A., Alizadeh AA, and Zou J., «From Patterns to Patients: Advances in Clinical Machine Learning for Cancer Diagnosis, Prognosis, and Treatment», *Cell* 186, no. 8 (2023): 1772–1791, 10.1016/j.cell.2023.01.035
  20. Tang D, Ni M, Zheng C, et al. A deep learning-based model improves diagnosis of early gastric cancer under narrow band imaging endoscopy. *Surg Endosc.* 2022;36(10):7800–7810. doi: 10.1007/s00464-022-09319-2.
  21. Trepanier C., Huang A., Liu M., and Ha R., «Emerging Uses of Artificial Intelligence in Breast and Axillary Ultrasound,» *Clinical Imaging* 100 (2023): 64–68, 10.1016/j.clinimag.2023.05.007.
  22. Vachon C. M., Scott C. G., Norman A. D., et al., «Impact of Artificial Intelligence System and Volumetric Density on Risk Prediction of Interval, Screen-Detected, and Advanced Breast Cancer», *Journal of Clinical Oncology* 41, no. 17 (2023): 3172–3183, 10.1200/Jco.22.01153
  23. Wu L, Zhou W, Wan X, et al. A deep neural network improves endoscopic detection of early gastric cancer without blind spots. *Endoscopy*. 2019;51(6):522–531. doi: 10.1055/a-0855-3532
  24. Wu S., Yue M., Zhang J., et al., «The Role of Artificial Intelligence in Accurate Interpretation of Her2 Immunohistochemical Scores 0 and 1+ in Breast Cancer», *Modern Pathology* 36, no. 3 (2023): 100054,
  25. Xiao J., Mo M., Wang Z., et al., “The Application and Comparison of Machine Learning Models for the Prediction of Breast Cancer Prognosis: Retrospective Cohort Study,” *JMIR Medical Informatics* 10, no. 2 (2022): e33440, 10.2196/33440.
  26. Yuan X-L, Zhou Y, Liu W, et al. Artificial intelligence for diagnosing gastric lesions under white-light endoscopy. *Surg Endosc.* 2022;36(12):9444–9453. doi: 10.1007/s00464-022-09420-6.
  27. Zhang H, Xi Q, Zhang F, Li Q, Jiao Z, Ni X. Application of Deep Learning in Cancer Prognosis Prediction Model. *Technol Cancer Res Treat.* 2023 Jan-Dec;22:15330338231199287. doi: 10.1177/15330338231199287.
  28. Zuo L, Wang Z, Wang Y. A multi-stage multi-modal learning algorithm with adaptive multimodal fusion for improving multi-label skin lesion classification. *Artif Intell Med.* 2025 Apr;162:103091. doi: 10.1016/j.artmed.2025.103091.
  29. РАК В УКРАЇНІ, 2022 – 2023 Захворюваність, смертність, показники діяльності онкологічної служби / *З.П.Федоренко, О.В.Сумкіна, О.В.Сумкіна, Є.Л.Горох, Л.О.Гулак, А.Ю.Рижов, В.О.Зуба* // дата звернення 24.03.2025

## REFERENCES

1. Boehm F, Alperovich A, Schwamborn C, Mostafa M, Giannantonio T, Lingl J, Lehner R, Zhang X, Hoffmann TK, Schuler PJ. Enhancing surgical precision in squamous cell carcinoma of the head and neck: Hyperspectral imaging and artificial intelligence for

- improved margin assessment in an ex vivo setting. *Spectrochim Acta A Mol Biomol Spectrosc.* 2025 May 5;332:125817. doi: 10.1016/j.saa.2025.125817.
2. Ching T, Zhu X, Garmire LX. Cox-nnet: an artificial neural network method for prognosis prediction of high-throughput omics data. Markowitz F, editor. *PLoS Comput Biol.* 2018;14:e1006076. Dias R, Torkamani A. Artificial intelligence in clinical and genomic diagnostics. *Genome Med.* 2019;11(1):70. doi: 10.1186/s13073-019-0689-8.
3. Clift A. K., Dodwell D., Lord S., et al, Development and Internal-External Validation of Statistical and Machine Learning Models for Breast Cancer Prognostication: Cohort Study, *BMJ* 381 (2023): 073800, 10.1136/bmj-2022-073800
4. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, et al. A guide to deep learning in healthcare. *Nat Med.* 2019;25(1):24-29. doi: 10.1038/s41591-018-0316-z.
5. Gerstung M., Liu D., Ghassemi M., et al., Artificial Intelligence, *Cancer Cell* 42, no. 6 (2024): 915–918, 10.1016/j.ccell.2024.05.021
6. Hao J, Kim Y, Kim T-K, Kang M. PASNet: pathway-associated sparse deep neural network for prognosis prediction from high-throughput data. *BMC Bioinformatics.* 2018;19:510. doi: 10.1186/s12859-018-2500-z.
7. Huang S, Yang J, Fong S, et al. Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: opportunities and challenges. *Cancer Lett.* 2020;471:61-71. doi: 10.1016/j.canlet.2019.12.007,
8. Huang Z, Johnson TS, Han Z, Helm B, Cao S, Zhang C, et al. Deep learning-based cancer survival prognosis from RNA-seq data: approaches and evaluations. *BMC Med Genet.* 2020;13:41. doi: 10.1186/s12920-020-0686-1.
9. Katzman JL, Shaham U, Cloninger A, Bates J, Jiang T, Kluger Y. DeepSurv: personalized treatment recommender system using a Cox proportional hazards deep neural network. *BMC Med Res Methodol.* 2018;18:24. doi: 10.1186/s12874-018-0482-1.
10. Lei C, Sun W, Wang K, Weng R, Kan X, Li R. Artificial intelligence-assisted diagnosis of early gastric cancer: present practice and future prospects. *Ann Med.* 2025 Dec;57(1):2461679. doi: 10.1080/07853890.2025.2461679.
11. Li L, Chen Y, Shen Z Convolutional neural network for the diagnosis of early gastric cancer based on magnifying narrow band imaging. *Gastric Cancer* 2020; 23 (1): 126–132. doi: 10.1007/s10120-019-00992-2
12. Nakanishi H, Doyama H, Ishikawa H, et al. Evaluation of an e-learning system for diagnosis of gastric lesions using magnifying narrow-band imaging: a multicenter randomized controlled study. *Endoscopy.* 2017;49(10):957–967. doi: 10.1055/s-0043-111888.
13. Namdar K, Wagner MW, Kudus K, Hawkins C, Tabori U, Ertl-Wagner BB, Khalvati F. Improving Deep Learning Models for Pediatric Low-Grade Glioma Tumours Molecular Subtype Identification Using MRI-based 3D Probability Distributions of Tumour Location. *Can Assoc Radiol J.* 2025 May;76(2):313-323. doi: 10.1177/08465371241296834.
14. Portnoi T., Yala A., Schuster T., et al., «Deep Learning Model to Assess Cancer Risk on the Basis of a Breast MR Image Alone», *American Journal of Roentgenology* 213, no. 1 (2019): 227–233, 10.2214/Ajr.18.20813
15. Sarker IH, «Machine Learning: Algorithms, Real-World Applications and Research Directions», *SN Computer Science* 2, no. 3 (2021): 160, 10.1007/s42979-021-00592-x.
16. Shen Y., Shamout F. E., Oliver J. R., et al., «Artificial Intelligence System Reduces False-Positive Findings in the Interpretation of Breast Ultrasound Exams,» *Nature Communications* 12, no. 1 (2021): 5645, 10.1038/s41467-021-26023

17. Shkuropat, A. V. Coherent relations in EEGs of adolescents with partial hearing loss under conditions of an orthostatic test. *Neurophysiology*, 2018, 50.5: 365-371. <https://doi.org/10.1007/s11062-019-09763-2>
18. Sun S., Mutasa S., Liu M. Z., et al., «Deep Learning Prediction of Axillary Lymph Node Status Using Ultrasound Images», *Computers in Biology and Medicine* 143 (2022): 105250, 10.1016/j.compbiomed.2022.105250.
19. Swanson K., Wu E., Zhang A., Alizadeh AA, and Zou J., «From Patterns to Patients: Advances in Clinical Machine Learning for Cancer Diagnosis, Prognosis, and Treatment», *Cell* 186, no. 8 (2023): 1772–1791, 10.1016/j.cell.2023.01.035
20. Tang D, Ni M, Zheng C, et al. A deep learning-based model improves diagnosis of early gastric cancer under narrow band imaging endoscopy. *Surg Endosc.* 2022;36(10):7800–7810. doi: 10.1007/s00464-022-09319-2.
21. Trepanier C., Huang A., Liu M., and Ha R., «Emerging Uses of Artificial Intelligence in Breast and Axillary Ultrasound», *Clinical Imaging* 100 (2023): 64–68, 10.1016/j.clinimag.2023.05.007.
22. Vachon C. M., Scott C. G., Norman A. D., et al., «Impact of Artificial Intelligence System and Volumetric Density on Risk Prediction of Interval, Screen-Detected, and Advanced Breast Cancer», *Journal of Clinical Oncology* 41, no. 17 (2023): 3172–3183, 10.1200/Jco.22.01153
23. Wu L, Zhou W, Wan X, et al. A deep neural network improves endoscopic detection of early gastric cancer without blind spots. *Endoscopy.* 2019;51(6):522–531. doi: 10.1055/a-0855-3532
24. Wu S., Yue M., Zhang J., et al., «The Role of Artificial Intelligence in Accurate Interpretation of Her2 Immunohistochemical Scores 0 and 1+ in Breast Cancer», *Modern Pathology* 36, no. 3 (2023): 100054,
25. Xiao J., Mo M., Wang Z., et al., «The Application and Comparison of Machine Learning Models for the Prediction of Breast Cancer Prognosis: Retrospective Cohort Study», *JMIR Medical Informatics* 10, no. 2 (2022): e33440, 10.2196/33440.
26. Yuan X-L, Zhou Y, Liu W, et al. Artificial intelligence for diagnosing gastric lesions under white-light endoscopy. *Surg Endosc.* 2022;36(12):9444–9453. doi: 10.1007/s00464-022-09420-6.
27. Zhang H, Xi Q, Zhang F, Li Q, Jiao Z, Ni X. Application of Deep Learning in Cancer Prognosis Prediction Model. *Technol Cancer Res Treat.* 2023 Jan-Dec;22:15330338231199287. doi: 10.1177/15330338231199287.
28. Zuo L, Wang Z, Wang Y. A multi-stage multi-modal learning algorithm with adaptive multimodal fusion for improving multi-label skin lesion classification. *Artif Intell Med.* 2025 Apr;162:103091. doi: 10.1016/j.artmed.2025.103091
29. Rak v Ukraini, 2022 – 2023 Zakhvoriuvanist, smertnist, pokaznyky diialnosti onkologichnoi sluzhby / Z.P.Fedorenko, O.V.Sumkina, O.V.Sumkina, Ye.L.Horokh, L.O.Hulak, A.Iu.Ryzhov, V.O.Zuba // data zvernennia 24.03.2025

*Стаття надійшла до редакції / The article was received 27.03.2025*