

**О. Л. Боророва^{1, 2}, М. І. Гуменюк², О. Я. Дзюблик², Г. Б. Капітан²,
М. І. Линник², Р. Є. Сухін², В. А. Ячник²**
РАДІОМІКА І ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ У ДІАГНОСТИЦІ ЛЕГЕНЕВОЇ ПАТОЛОГІЇ

¹ Національний університет охорони здоров'я України імені П. Л. Шупика, Київ, Україна

² ДУ «Національний науковий центр фтизіатрії, пульмонології та алергології імені Ф. Г. Яновського
Національної академії медичних наук України», Київ, Україна

**РАДІОМІКА І ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ
У ДІАГНОСТИЦІ ЛЕГЕНЕВОЇ ПАТОЛОГІЇ**

**О. Л. Боророва, М. І. Гуменюк, О. Я. Дзюблик, Г. Б. Капітан,
М. І. Линник, Р. Є. Сухін, В. А. Ячник**

Резюме

Стаття присвячена сучасним методам візуалізації органів грудної порожнини та їхньому розвитку в контексті пандемії COVID-19 і нових викликів пульмонології. Автори аналізують традиційні методи — рентгенографію, ультразвукове дослідження та магнітно-резонансну томографію (МРТ), наголошуючи на їхніх перевагах і обмеженнях. Основна увага приділяється комп'ютерній томографії високої роздільної здатності (КТВРЗ), яка забезпечує найточнішу оцінку анатомічних структур і патологічних змін, але залишається залежною від суб'єктивної інтерпретації лікаря.

У цьому контексті розглядається радіоміка — інноваційний напрямок, що поєднує комп'ютерну томографію (КТ), математичне моделювання та алгоритми машинного навчання для перетворення зображень у кількісні характеристики. Радіомічні ознаки дозволяють виявляти приховані патофізіологічні зміни, прогнозувати перебіг хвороби та створювати цифровий «відбиток» патології. Важливим є застосування глибокого навчання та згортоків нейронних мереж (CNN), які демонструють високу точність у діагностиці туберкульозу, ураженні легень при COVID-19 та інших пневмоніях. Додатково підкреслюється потенціал радіоміки в онкології, де вона дозволяє неінвазивно визначати фенотип пухлин і сприяти персоналізованому вибору терапії. Також відзначається важливість стандартизації даних та розвитку алгоритмів штучного інтелекту для забезпечення їх надійності та клінічної застосовності.

Стаття демонструє, що майбутнє діагностики легеневої патології полягає у поєднанні високочутливих методів КТ із радіомікою та штучним інтелектом. Це відкриває нові можливості для точнішої диференційної діагностики, прогнозування перебігу захворювань і персоналізованої терапії, але водночас потребує вирішення проблем стандартизації даних та підвищення надійності алгоритмів.

Ключові слова: радіоміка, штучний інтелект, комп'ютерна томографія, ураження легень.

Укр. пульмонол. журнал. 2026;34(2):28–36.

Боророва Олена Леонідівна
Національний університет охорони здоров'я України
імені П. Л. Шупика, Київ, Україна
Кафедра респіраторної медицини та фтизіопульмонології
Доктор філософії, асистент
ДУ «Національний науковий центр фтизіатрії, пульмонології та алергології імені Ф. Г. Яновського Національної академії медичних наук України», Київ, Україна
Доктор філософії, молодший науковий співробітник
10, М. Амосова стр., 03038, Kyiv, Ukraine
Tel.: +380 44 2703561
elena_bororova@ukr.net
https://orcid.org/0000-0003-2930-6735

**RADIOMICS AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE
IN THE DIAGNOSIS OF PULMONARY PATHOLOGY**

**O. L. Bororova, M. I. Gumeniuk, O. Ya. Dziublyk, G. B. Kapitan,
M. I. Lynnyk, R. E. Sukhin, V. A. Yachnyk**

Abstract

The article is devoted to modern methods of chest imaging and their development in the context of the COVID-19 pandemic and new challenges in pulmonology. The authors analyze traditional methods — X-ray, ultrasound, and magnetic resonance imaging (MRI) — emphasizing their advantages and limitations. Particular attention is given to high-resolution computed tomography (HRCT), which provides the most accurate assessment of anatomical structures and pathological changes but remains dependent on the subjective interpretation of the physician.

In this context, radiomics is considered — an innovative approach that combines CT, mathematical modeling, and machine learning algorithms to transform images into quantitative features. Radiomic features allow the detection of hidden pathophysiological changes, prediction of disease progression, and creation of a digital “fingerprint” of pathology. The use of deep learning and convolutional neural networks (CNN) is highlighted as crucial, demonstrating high accuracy in diagnosing tuberculosis, COVID-19, and other pneumonias. Additionally, the potential of radiomics in oncology is emphasized, where it enables non-invasive determination of tumor phenotypes and supports personalized therapy selection. The importance of data standardization and the advancement of artificial intelligence algorithms is also noted to ensure their reliability and clinical applicability.

The article demonstrates that the future of lung disease diagnostics lies in the integration of highly sensitive CT methods with radiomics and artificial intelligence. This opens new opportunities for more precise differential diagnosis, disease progression prediction, and personalized therapy, while simultaneously requiring solutions to challenges of data standardization and algorithm reliability.

Key words: radiomics, artificial intelligence, computed tomography, lung lesions.

Ukr. Pulmonol. J. 2026;34(2):28–36.

Olena L. Bororova
Shupyk National Healthcare University of Ukraine, Kyiv, Ukraine
Respiratory Medicine and Phthisiopulmonology Department
MD, PhD, Assistant Professor
SO “National Scientific Center of Phthisiatry, Pulmonology and Allergology named after F.G. Yanovskiy National Academy of Medical Sciences of Ukraine”,
Department of technologies of treatment of nonspecific lung diseases
Kyiv, Ukraine
MD, PhD, junior research associate
10, M. Amosova str., 03038, Kyiv, Ukraine
Tel.: +380 44 2703561
elena_bororova@ukr.net
https://orcid.org/0000-0003-2930-6735

Сучасна медицина перебуває на етапі глибокої трансформації, коли традиційні методи діагностики поступово доповнюються інноваційними технологіями штучного інтелекту та математичного моделювання. Пандемія COVID-19 стала каталізатором цього процесу, висвітливши обмеження класичних підходів та актуалізувавши потребу у більш точних, стандарти-

зованих і відтворюваних методах аналізу легеневої патології. У цьому контексті особливого значення набуває КТВРЗ та радіоміка, які відкривають нові горизонти для клінічної практики.

Радіологічні методи візуалізації посідають ключове місце у стандартному клінічному обстеженні пацієнтів із підозрою на патологію легень. Їхня основна перевага полягає у можливості здійснювати неінвазивну, просто-риво та часово деталізовану оцінку анатомічних структур і патологічних змін у легеневої тканині [1–2].

www.search.crossref.org

DOI: 10.31215/2306-4927-2026-34-2-28-36

Широкого використання набули базові методи візуалізації. Проте традиційні методи діагностики, що ґрунтуються на візуальній оцінці зображень, мають обмеження у точності, відтворюваності та можливості прогнозування перебігу хвороби. Переваги та обмеження широко доступних на сьогодні методів візуалізації органів грудної клітки (ОГК) детально розглянуті у роботі D. L. Tárnoki та співавт. [3].

Так, основним недоліком рентгенологічних методів діагностики є обмежені чутливість та специфічність у деяких випадках і, звичайно, доза опромінення, що суттєво для таких категорій, як діти та вагітні жінки. Ультразвукове дослідження (УЗД), як і рентгенологічне, дозволяє швидко отримати результат, дає можливість проводити обстеження у будь-якому приміщенні, що є суттєвою перевагою для тяжких пацієнтів, які перебувають у відділенні інтенсивної терапії. До того ж УЗД не несе променевого навантаження, а тому — безпечно для вагітних жінок та не має обмежень для частого використання. Але серйозним недоліком є обмежена глибина дослідження, що має особливе значення для людей з надмірно розвиненою пішкірною жировою клітковиною. Інший метод без опромінення — МРТ. Але він менш доступний, дороговартісний та потребує тривалого часу дослідження, на який пацієнти не здатні затримати дихання. Тремор, пульсація серця та судин додатково спотворюють зображення. До того ж МРТ не дуже корисна методика для візуалізації самої легеневої тканини, оскільки альвеолярні стінки занадто тонкі, щоб їх можна було розмежувати. Магніт, що лежить в основі методики, не допускає виконання процедури пацієнтам з металевими імплантами, водієм ритму серця та татуюваннями, пігменти яких містять метали.

Найбільш точну візуалізацію органів грудної порожнини на сьогодні дозволяє отримати метод КТBP3 [4]. З недоліків, окрім променевого навантаження, — висока вартість та відсутність мобільності — дослідження можна провести лише у приміщенні, де розташований томограф. Загальновідомо, що КТ ґрунтується на явищі поглинання рентгенівських променів електронами атомів. Тканини організму можуть відрізнятися як за питомою щільністю, так і за хімічним складом, тому вони по-різному поглинають рентгенівські промені, що проходять крізь них. У радіологічному дослідженні умовно розрізняють два основні етапи. Перший — полягає в отриманні зображень, які дозволяють відтворити майже всі тканини організму людини. Завдяки високій роздільній здатності КТ можна детально визначити анатомічні структури та виявити патологічні зміни. Другий — інтерпретація отриманих даних. Радіологи аналізують знімки та формулюють висновок. Хоча такий підхід ефективно застосовується від початку розвитку радіології, він має певні обмеження. По-перше, метод залишається суб'єктивним і значною мірою залежить від досвіду та знань лікаря. По-друге, результати аналізу здебільшого мають якісний характер [5].

Хоча візуальна та якісна інтерпретація зображень залишається загальноприйнятим клінічним стандартом, цей процес може бути складним навіть для досвідчених спеціалістів, що зумовлює варіабельність заключень

серед радіологів та в результаті — діагностичну невизначеність. Додатковою проблемою є обмежена надійність у виявленні мінімальних змін, які супроводжують прогресування захворювання — КТ-зображення містять відомості, недоступні для неозброєного ока. Ці приховані дані можна виявити шляхом застосування різноманітних математичних алгоритмів. Результати таких перетворень, так звані «ознаки» (features), здатні відображати патофізіологічні характеристики, що проявляються на зображеннях. Розуміння цих характеристик допомагає глибше усвідомити перебіг захворювання у конкретного пацієнта та обрати найбільш ефективну тактику лікування.

Певну допомогу в вирішенні цього питання може надати **радіоміка** — інноваційний метод діагностики патологічних станів різного генезу, побудований на роботі машинного навчання, математичного моделювання та радіології [6]. Висока чутливість КТ у поєднанні з можливістю отримання зображень у режимі реального часу робить її важливим інструментом у прийнятті клінічних рішень.

Радіоміка — це сучасний напрямок аналізу медичних зображень, який дозволяє перетворювати дані КТ, МРТ та позитронно-емісійної томографії (ПЕТ) на кількісні характеристики (рис. 1). Ці ознаки відображають **морфологічні, текстурні та функціональні властивості тканин**, що недоступні для традиційної візуальної оцінки [2, 7]. Цей метод дозволяє вилучати більшу кількість характеристик із рентгенологічних зображень за допомогою алгоритмів, що допомагає в діагностиці та прогнозуванні захворювань.

Метод радіоміки, який був запроваджений у 2012 році [8], ґрунтувався на принципах високопродуктивних -омік технологій у молекулярній біології, зокрема геноміки, транскриптоміки та протеоміки, та був спрямований на вилучення великих масивів даних з органів чи тканин у неупереджений, об'єктивний і відтворюваний спосіб [9].

Її ключова перевага полягає у можливості неінвазивного отримання кількісних характеристик тканин із тривимірних (3D) зображень, що забезпечує збереження повного просторового контексту анатомічно інтактного органа. Радіомічні ознаки охоплюють широкий спектр математично визначених (введених вручну) кількісних параметрів візуалізації, які виходять за межі сприйняття неозброєним оком. Традиційно вони класифікуються за категоріями гістограмних, текстурних, морфологічних та вейвлетних характеристик. Останнім часом сформувався новий перспективний напрям — радіомічні ознаки, отримані за допомогою алгоритмів глибинного навчання (ГН) [10-12]. Підсумком радіомічного аналізу є цифровий «відбиток» захворювання, який може бути використаний для побудови моделей, що підтримують та оптимізують процес клінічного прийняття рішень, включно з прогнозуванням та моніторингом перебігу патології [2].

У пульмонології найперспективніше застосування радіоміки — це виявлення та прижиттєва неінвазивна діагностика різних за етіологією та патогенезом захворювань, які можуть мати подібні візуальні зображення. Саме в цій галузі визначення патофізіологічних особливостей

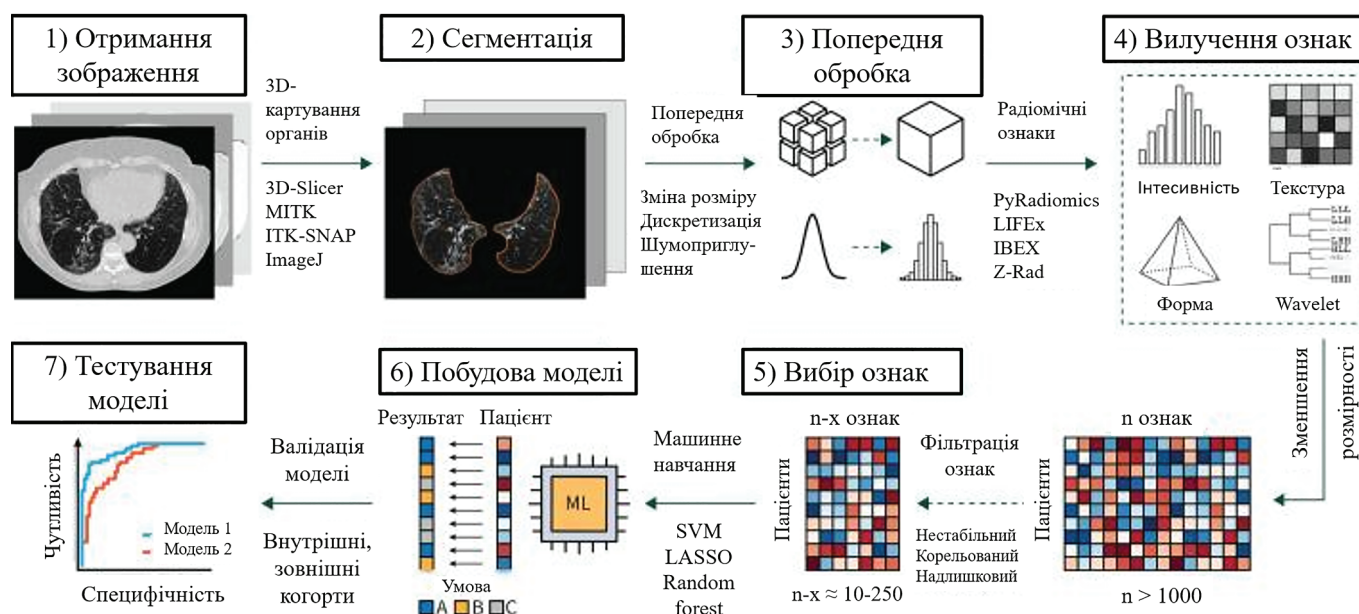


Рис. 1. Схема основних етапів радіомічного робочого процесу [2]

Скорочення: ML — машинне навчання; SVM — метод опорних векторів; LASSO — оператор найменшого абсолютного стиснення та вибору.

тканин мають вирішальне значення для вибору правильної тактики лікування. Використання радіоміки у пульмонології вже продемонструвало результативність у:

- диференційній діагностиці уражень легень;
- прогнозі перебігу захворювання: оцінка імовірності появи або прогресування фіброзу, розрахунку рівня летальності чи виживаності пацієнтів;
- комплексній оцінці стану пацієнтів: візуалізація, клінічна картина, результати функціональних тестів, лабораторні маркери.

Із застосуванням методів штучного інтелекту, таких як машинне навчання, потенціал КТ як діагностичного інструменту значно зростає. Дослідження показали, що подібні алгоритми здатні виявляти та кількісно оцінювати аномалії на КТ-знімках з точністю, що перевищує 90,0 % [13].

Найбільший потенціал радіоміки має в **онкології**: її методи дозволяють визначити фенотип злоякісної пухлини без проведення інвазивної біопсії та підібрати препарати, які діятимуть саме проти цього типу новоутворення [14].

По суті, радіоміка дає змогу отримати мікроскопічні параметри тканин на основі макроскопічних зображень. Цей процес можна порівняти з визначенням хімічного складу піску лише за його фотографією. Мета радіоміки — створити математичні моделі та комп'ютерні алгоритми, які приймають на вході медичні зображення (наприклад, МРТ- або КТ-знімки) та надають інформацію про патофізіологічні особливості тканин. Останні можна порівняти й аналізувати як ізолювано, так і з огляду на динаміку патофізіологічних характеристик органів і тканин за різних захворювань людини [15].

Співробітникам науково-дослідних лабораторій компанії Philips разом із лікарями з великих медичних центрів США запропонували новий підхід для діагностики раку легень (The National Lung Screening Trial Research Team, 2011) [16]. Було показано, що на КТ-зображеннях

можна виявити як наявність пухлини, так і її фенотип [17, 18]. Автори використали відкриту базу медичних зображень, з якої вибрали понад 300 випадків недрібноклітинного раку легень. Для кожного знімка розрахували ознаки форми першого та другого порядку, а також застосували вейвлет-перетворення. На підставі отриманих ознак і опорних векторів навчили класифікатор, який прогнозував один із чотирьох розглянутих діагнозів: «аденокарцинома», «великоклітинний рак», «плоскоклітинний рак» та інші типи недрібноклітинного раку, об'єднані в одну категорію. Запропонований підхід показав високі рівні чутливості (87 %) і специфічності (89 %). Це означає, що точність методу нижча, ніж у гістопатологічного дослідження. Але неінвазивність та швидкість виконання дозволяє рекомендувати цей метод для скринінгових досліджень.

Із використанням принципів радіоміки, що полягають у цифровому програмному опрацюванні даних КТ-зображень та створенні сегментаційних гістограм, на основі згорткових нейронних мереж також були створені інтелектуальні програми (convolutional neural networks, CNN, ConvNet), які дають змогу проводити діагностику й диференційну діагностику чутливого та хіміо-резистентного **туберкульозу** легень [19]. Авторами представлено результати побудови, навчання та застосування трьох різних CNN для виявлення патологічних ділянок, що являють собою туберкульозні ураження на КТ-знімках легень. Застосування мережі U-Net для розроблення моделей класифікації показало їхні конкурентні можливості для сегментації туберкульозних уражень. Пропонована фінальна модель забезпечує високі показники продуктивності: точність — 0,82, чутливість — 0,75, коефіцієнт кореляції Метьюза — 78 %.

Оскільки пандемія коронавірусної хвороби стала викликом для всієї медичної галузі, кількість робіт, які присвячені розпізнаванню COVID-19 за допомогою текстового аналізу структури легень по зображеннях КТ,

останнім часом значно збільшилась та має сталу тенденцію до зростання [20].

Одне з таких досліджень, присвячене використанню радіомічних ознак КТ для диференціації ураження легень при **COVID-19 та інших пневмоній**, було опубліковане у журналі Scientific Reports у 2021 р. Автори застосували ознаки матриць GLCM і GLRLM та алгоритми SVM, Random Forest, k-найближчих сусідів і XGBoost, досягнувши точності 89,8 %, чутливості 94,2 % та специфічності 85,4 % [21].

Подальші дослідження підтвердили ефективність ГН для діагностики COVID-19. Зокрема, M. Zandehshahvar et al. представили фреймворк FCONet на основі моделей VGG16, ResNet-50, Inception-v3 та Xception для оцінки COVID-19-пневмонії за КТ-зображеннями [22, 23]. G. Wang et al. [24], N. K. Mishra et al. [25] та J. Luo et al. [26] продемонстрували можливість диференціації COVID-19, вірусних і невірусних пневмоній із використанням великих наборів КТ-даних.

У дослідженні В. Г. Лутченко та співавт. [27] моделі XGBoost, LightGBM та ВЛДОС з точністю 85–89 % виявляли зміни легень при гострому та постковідному стані. Водночас А. В. Godbin та S. G. Jasmine [28] продемонстрували ефективність Random Forest і SVM для аналізу GLCM-ознак із точністю 99,94 %, а О. Davydko et al. [29] отримали близько 99 % точності при використанні гібридної моделі класифікації патологій легень, асоційованих із COVID-19.

Широко вивчаються можливості радіоміки щодо передбачення перебігу захворювань. Q. Zhao та співавтори досліджували можливості різних алгоритмів машинного навчання в оцінці прогнозу перебігу **постковідного захворювання** [30].

Серед 12 алгоритмів машинного навчання найкращу прогностичну ефективність продемонструвала модель опорних векторів (SVM), показавши AUC 0,836 у навчальній когорті, 0,796 — у внутрішній та 0,797 — у зовнішній валідації. Р. Xueting та співавтори також створили радіомічну номограму для високоточного прогнозування 3-річної виживаності пацієнтів із загостренням ідіопатичного легеневого фіброзу [31].

Х. Li та співавт. розробили модель, що дозволяє передбачити прогресування **фіброзу у пацієнтів з пневмоконіозом** [32].

У дослідженні L. Liu та співавт. комбінована модель на основі радіомічних даних і рівня антитіл до MDA5 продемонструвала високу ефективність у прогнозуванні **інтерстиційного ураження легень при ювенільному дерматоміозиті**: AUC становила 0,92 у навчальній та 0,93 — у валідаційній групі [33].

Попри значний прогрес у застосуванні ГН для діагностики пневмонії, існує низка невирішених питань, які потребують подальшого дослідження. Однією з основних проблем є розрізнення патологічної текстури легень, особливо такої, що має вигляд «матового скла» [34].

Це важливо, оскільки такі зміни на зображеннях КТ є характерними для COVID-19, але також можуть зустрічатися при інших видах пневмонії. Також значущою проблемою є відмінність пневмонії, спричиненої COVID-19, від вірусних та бактеріальних пневмоній, що залишаєть-

ся складним завданням дослідження через брак відомостей та варіативність клінічних проявів [35].

Обмеженість даних, особливо у випадках COVID-19, значно ускладнила створення якісних прогностичних моделей. Від початку пандемії у 2020 році для виявлення хвороби на рентгенограмах грудної клітки активно застосовувалися методи глибинного навчання, здебільшого на основі CNN, які демонстрували дуже високу точність. Однак запропоновані архітектури були надмірно складними, містили занадто багато шарів і не відповідали обсягу доступних даних (на той час лише кілька сотень випадків COVID-19). Класифікатори навчалися розрізняти легені при COVID-19 та здорові легені, не враховуючи інші види пневмонії, що можуть мати схожі симптоми.

Коли з'явилися нові набори даних, виявилось, що моделі працюють дуже погано на зображеннях, яких вони не бачили під час навчання (тобто не мали здатності до узагальнення), що фактично виключало їх із можливого клінічного застосування. Основними причинами цього називають:

- 1) низьку якість, малий обсяг і недостатнє клінічне різноманіття навчальних відомостей;
- 2) відсутність перевірки моделей на незалежних наборах даних;
- 3) неефективну попередню обробку рентгенограм, через що моделі більше покладалися на сторонні фактори, ніж на реальні патології.

Наприклад, у деяких дослідженнях для класів «норма» та «пневмонія» використовували дитячі дані, тому моделі, ймовірно, навчалися розпізнавати вікові особливості, а не COVID-19. Коли застосовували інструменти пояснюваного штучного інтелекту (ШІ), такі як карти важливості (saliency maps), то виявлялося, що моделі часто неправильно виділяли ділянки поза межами легенів як ключові для класифікації COVID-19 [36].

Це підкреслює необхідність збору більшої кількості відомостей і розробки більш точних алгоритмів ГН, що можуть відрізняти ці стани.

Крім того, виклик становить створення моделей, які можуть ефективно працювати з різними типами та якостями зображень, отриманих з різноманітного медичного обладнання, що часто використовується в клінічних установах по всьому світу [37].

Стандартизація зображень та автоматизація процесу діагностики можуть значно знизити навантаження на радіологів і лікарів, але вимагають подальшої адаптації та вдосконалення наявних підходів ГН [38].

Значний інтерес становить систематичний огляд та мета-аналіз змін у легенях після COVID-19, проведений М. Babar та співавт. [39]. Дослідження охопило 43 роботи (8858 пацієнтів), де аналізували дані КТ грудної клітки у коротко- (1-6 міс.) та довгостроковій (12-24 міс.) перспективі. Виявлено, що фіброзоподібні зміни мали найвищу частоту (44 % та 38 %, відповідно), тоді як матове скло та консолідації зменшувалися з часом. У пацієнтів із тяжким перебігом хвороби частіше зберігалися фіброзоподібні зміни та бронхоектазії, що підтверджує вплив тяжкості COVID-19 на залишкові ушкодження легень навіть через два роки. Автори відзначили гетерогенність результатів

та обмеження, пов'язані з різною тривалістю спостережень і відсутністю функціональних тестів легень.

Із використанням принципів радіоміки, що полягають у цифровому програмному опрацюванні даних КТ-зображень та створенні сегментаційних гістограм, на основі CNN були створені окремі інтелектуальні програми, які дають змогу проводити діагностику хвороб дихальних шляхів злоякісних пухлин, туберкульозу, інфекційних захворювань (COVID-19) тощо [18, 19, 27, 29].

Продукти, схвалені FDA, і, таким чином, доступні для комерційного застосування призначені для швидкого (протягом секунд) виявлення пацієнтів з ішемічними або геморагічними інсультами, пухлинами мозку (гліобластома), виявлення пухлин грудної, щитовидної та передміхурової залоз, оцінки 5-річного ризику появи злоякісних новоутворень в грудних залозах, візуалізації уражень серцево-судинної системи, дистальних переломів, створювати моделі зубів тощо. Проте серед них існують програмні забезпечення (ПЗ), які можна застосовувати для виявлення пацієнтів з ураженням легень. Метою

більшості з них є допомога лікарняним мережам та відповідним медичним спеціалістам у проведенні відсортування (тріажу) тяжких пацієнтів, які потребують невідкладної медичної допомоги [40].

Даний тип програм аналізує рентгенограми (Ро) або КТ-знімки ОГК та сповіщає відповідальних спеціалістів про підозру наявності у пацієнтів пневмотораксу, плеврального випоту, ТЕЛА чи перелому ребер. Варто наголосити, що більшість програм проходили навчання на знімках пацієнтів дорослого віку (старше 18 або 22 років), що обмежує їх використання в педіатричній практиці [40].

У період з 2019 по 2023 рр. FDA було схвалено 12 програм, які здатні виявляти пацієнтів з **пневмотораксом** різного ступеню вираженості за даними фронтальних рентгенограм ОГК: BriefCase від Aidoc Medical, Ltd, Behold.ai red dot™ від Behold.AI Technologies Limited, Annalise Enterprise CXR Triage Pneumothorax від Annalise-AI Pty Ltd., EFAI ChestSuite XR Pneumothorax Assessment System від Ever Fortune AI Co., Ltd., Critical Care Suite та

Таблиця 1

FDA-схвалені ПЗ для виявлення пацієнтів з різними типами уражень органів грудної клітки

№ п/п	Назва ПЗ та компанія-заявник	Рік схвалення FDA	Оцінюваний метод візуалізації	Цільові патологічні знахідки
1	BriefCase-Triage: CARE (Clinical AI Reasoning Engine) Multi-Triage CT for Pneumothorax; Pericardial effusion; Large aortic aneurysm; Shoulder fracture or dislocation device від Aidoc Medical, Ltd	2026	КТ ОГК, ОЧП або ОГК/ОЧП з/ без ВВП	Пневмоторакс Перикардіальний випіт Велика аневризма аорти Перелом чи вивих плечової кістки
2	BriefCase від Aidoc Medical, Ltd	2019	КТ ЛА та голови без ВВП	ТЕЛА Геморагічний інсульт
3	CINA CHEST від Avicenna.AI	2021	КТ-ангіографія ОГК та/або ОГК+ОЧП	ТЕЛА Розшарування аорти
4	Annalise Enterprise від Annalise-AI	2025	Ро	Пневмоторакс Плевральний випіт Пневмоперитоніум Компресійні переломи хребців
5	ChestView US від Gleamer SAS	2025	фронтальні та бічні Ро ОГК	Виділяє на знімку патологічні знахідки: вузлики, аномалію плеврального простору, аномалію середостіння / коренів та консолідацію
6	Chest-CAD від Imagen Technologies, Inc	2021	Ро ОГК	Виявляє підозрілі ділянки інтересу (ROI) на Ро ОГК
7	DeepTek CXR Analyzer v1.0 від Deep-Tek Medical Imaging Pvt Ltd	2023	Ро ОГК	Ідентифікація, категоризація та виділення підозрілих ділянок в одній з наступних категорій: легені, плевра, серце та апаратне забезпечення
8	EFAI ChestSuite XR Pleural Effusion Assessment System від Ever Fortune. AI Co., Ltd.	2022	Ро ОГК	Плевральний випіт
9	The Zebra HealthCXR device від Zebra Medical Vision, Ltd.	2019		
10	VUNO Med-Chest X-ray TriageVUNO Med-CXR Link Triage від VUNO Inc.	2024	Ро ОГК	Пневмоторакс Плевральний випіт
11	BraveCX від Bering Ltd	2023		
12	Rayvolve PTX-PE від AZmed	2025		
13	RADIFY® Triage від Envisionit DeepAI Ltd	2024		
14	SmartChest від Milvue	2024		
15	Lunit INSIGHT CXR Triage від Lunit Inc.	2021		

Примітка: Ро — рентгенограма, ОГК — органи грудної клітки, ОЧП — органи черевної порожнини, ВВП — внутрішньовенне підсилення, ЛА — легенева артерія

Critical Care Suite with Pneumothorax Detection AI Algorithm від GE Medical Systems, LLC, QOCA® image Smart CXR Image Processing System від Quanta Computer Inc., ClearRead Xray Pneumothorax від Riverain Technologies Inc., The AIMI-Triage CXR PTX Application від RADLogics, Inc., qXR-PTX-PE від Qure.ai Technologies, The Zebra Pneumothorax device від Zebra Medical Vision Ltd. та DrAid™ for radiology version 1 від VinBrain Joint Stock Company [40].

З 2020 р. стали доступними FDA-схвалені програми, що за даними КТ ОГК з або без контрастування здатні виокремлювати пацієнтів з **ТЕЛА**, як-от: BriefCase та BriefCase-Triage від Aidoc Medical, Ltd, CINA-iPE від Avicenna.AI, Rapid PE Triage and Notification (PETN) від iSchemaView Inc [40].

Розроблені також програми, які одночасно можуть здійснювати пошук **кількох патологій** за даними рентгенографії або КТ (таблиця 1) [40].

Результати можуть позначатися по-різному. Деякі пристрої виділяють підозрювану патологію на знімку, деякі лише додають примітку до знімку, а деякі надають сповіщення про випадки із підозрілими знахідками з прикріпленими стиснутими зображеннями попереднього перегляду для кожної підозрілої знахідки. Chest-CAD, наприклад, виявляє підозрілі ROI, аналізуючи рентгенограми за допомогою алгоритмів ГН для комп'ютерного зору, та надає відповідні анотації, щоб допомогти лікарям в інтерпретації. Для кожного зображення в дослідженні Chest-CAD генерує файл стану презентації DICOM (вихідне накладання). Якщо Chest-CAD виявляє будь-яку підозрілу ROI в дослідженні, вихідне накладання для всіх зображень містить текст «ROI(s) Detected: » (Виявлено ROI), а потім список категорій, для яких було знайдено підозрілі ROI, наприклад, «Легені, Кістки». Крім того, якщо на зображенні виявлено підозрілі ROI, обмежувальні рамки навколо кожної виявленої підозрілої ROI включаються до вихідного накладання. Якщо Chest-CAD не виявить підозрілої ділянки інтересу в дослідженні, вихідне накладання для кожного зображення міститиме текст «Жодної ділянки інтересу не виявлено» («No ROI(s) Detected») [40].

Проте жоден пристрій на сьогодні не може замінити собою людину. ПЗ зі ШІ призначені лише для інформаційних цілей і не можуть ставити діагноз. Результати обробки зображення ШІ потрібно оцінювати в контексті

з іншою інформацією про пацієнта. Повідомлені клініцисти несуть відповідальність за перегляд повних зображень відповідно до стандарту медичної допомоги. ШІ лише допомагає оптимізувати роботу медичного персоналу [40].

Інший приклад використання радіоміки в невідкладних ситуаціях — виявлення неправильного **положення ендотрахеальної трубки (ЕТТ)** у пацієнтів відділень інтенсивної терапії або під час оперативних втручань за даними Ро ОГК (таблиця 2) [40].

Обмеженнями є те, що пристрій оцінює виключно вертикальне положення дистального кінчика ЕТТ відносно карини, не враховує положення пацієнта та не може виявити інтубацію стравоходу. Пристрій не надає результатів, коли карина погано візуалізується на рентгеновському знімку, та не розрізняє типи ЕТТ. Пристрій проходив навчання із використанням однопросвітної ендотрахеальної трубки, тому може неправильно трактувати положення двопросвітної ЕТТ [40].

У стабільних пацієнтів однією з частих проблем (технічних або через лікарську халатність) є випадки, коли пропускають **легеневі вузлики** невеликих розмірів. Особливе значення це відіграє на ранніх етапах онкологічних процесів. Тому багато науковців працюють над використанням радіоміки саме для скринінгу онкології, результатом чого є створення та схвалення FDA низки продуктів (табл. 3) [40].

Крім того, Riverain Medical Group, LLC, ще у 2011 р. отримали схвалення FDA для DeltaView, що призначений для створення вторинного залишкового зображення на основі поточного та попереднього рентгеновського знімка грудної клітки того ж пацієнта, що призводить до покращеного виявлення вузликів у легенях, які змінилися між двома обстеженнями. Зображення DeltaView надає додаткову інформацію та не замінює оригінальне зображення PAIAP. Цей пристрій призначений для використання кваліфікованими фахівцями, такими як лікарі та рентгенологи, у пацієнтів з ризиком виникнення вузликів у легенях, і не призначений для використання у дітей [40].

Більшість таких програм націлені на виявлення щільних легневих вузликів. Натомість Siemens Healthcare GmbH у 2021 отримали схвалення FDA для The syngo. CT Lung CAD device — це інструмент автоматизованого виявлення (CAD), призначений для допомоги радіологам

Таблиця 2

FDA-схвалені ПЗ для моніторингу правильності встановлення ЕТТ

№ п/п	Назва ПЗ та компанія-заявник	Рік схвалення FDA	Нотатки
1	BriefCase від Aidoc Medical, Ltd	2022	Результати позначаються, коли дистальний кінчик ЕТТ знаходиться > 5 см або < 2 см вище біфуркації, або нижче біфуркації (в одному з головних бронхів).
2	EFAI Chestsuite XR Malpositioned ETT Assessment System (ETT-XR-100) від Ever Fortune. AI, Co., Ltd.	2025	Результати позначаються, коли дистальний кінчик ЕТТ знаходиться >7 см або < 3 см вище біфуркації, або нижче біфуркації
3	Critical Care Suite від GE Medical Systems, LLC	2021	Позначає кінчик ЕТТ та біфуркацію та розраховує відстань між ними
4	qXR-BT від Qure.ai Technologies	2021	Позначає кінчик ЕТТ та біфуркацію

Таблиця 3

FDA-схвалені ПЗ для онкоскринінгу

№ п/п	Назва ПЗ та компанія-заявник	Рік схвалення FDA	Оцінюваний метод візуалізації	Розмір вузликів
1	Rayvolve LN від AZmed	2025	Рo ОГП	6–30 мм
2	VisiRad XR від Imidex Inc	2023		6–60 мм
3	The Auto Lung Nodule Detection від Samsung Electronics Co., Ltd.	2021		10–30 мм
4	qXR-LN (qXR_Lung_nodule) від Qure.ai Technologies	2023		6–30 мм
5	AVIEW Lung Nodule CAD ¹ від Coreline Soft Co., Ltd.	2025	КТ ОГП	3–20 мм
6	InferRead Lung CT.AI від Inervision Medical Technology Co., Ltd.	2025		≥ 4 мм
7	syngo. CTLung CAD від Siemens Healthcare GmbH	2023		3–30 мм для твердих і 5–30 мм для субтвердих вузликів
8	V5med Lung AI від V5med Inc.	2025		4–0 мм

Примітка 1. Алгоритм AVIEW Lung Nodule CAD було валідовано за допомогою неконтрастних КТ-зображень, більшість з яких були отримані на сканерах Siemens серії SOMATOM CT; тому рекомендується обмежити використання пристрою лише з Siemens серією SOMATOM CT.

у виявленні твердих та субтвердих (частково твердих та матово-скляних) вузликів у легенях під час огляду багатодетекторної комп'ютерної томографії (MDCT) грудної клітки, отриманої за допомогою різних виробників. ПЗ є додатковим інструментом, який попереджає радіолога про ROI, які в іншому випадку можуть бути пропущені. Пристрій The syngo. CTLung CAD може використовуватися як одночасний перший зчитувач з подальшим повним оглядом випадку радіологом або як другий зчитувач після того, як радіолог завершив своє початкове зчитування. Програмний пристрій являє собою алгоритм, який не має власного компонента інтерфейсу користувача для відображення позначок CAD. Хостинг-додаток, що включає The syngo. CT Lung CAD, відповідає за реалізацію інтерфейсу користувача [40].

Останнім часом зростає інтерес до **інтерстиційних захворювань легень**. Така тенденція не обійшла і радіоміку, у зв'язку з чим у період 2023–2025 рр. було схвалено низку продуктів для комерційного застосування [40]:

1. Lung-CAD, заявник Imagen Technologies, Inc, схвалено FDA у 2023 — це програмний пристрій для комп'ютерного виявлення (CAdE), який аналізує Рo ОГК на наявність **гіперінфляції легень** та **інтерстиціального потовщення**. Пристрій використовує алгоритм ГН для ідентифікації ROI з гіперінфляцією легень або інтерстиціальним потовщенням та створює рамки навколо цих ROI.
2. Fibresolve, заявник Imvaria, Inc., схвалено FDA у 2025, — це програмний пристрій, який отримує та аналізує дані КТ ОГП, щоб забезпечити діагностичну класифікацію підтипів у підозрюваних випадках **інтерстиціального захворювання легень (ІЗЛ)**. Пристрій доповнює стандартний робочий процес лікування, надаючи якісну діагностичну класифікацію результатів візуалізації, щоб надати додаткову інформацію як частину мультидисциплінарної дискусії (МДД). Зокрема, інструмент використовується як допоміжний засіб у діагностиці **ідіопатичного легеневого фіброзу (ІЛФ)** перед інвазивним тестуванням. Результати Fibresolve призначені для використання лише клініцистами, кваліфікованими в лікуванні пацієнтів з ІЗЛ, у поєднанні з клінічним

анамнезом пацієнта, симптомами та іншими діагностичними тестами, а також професійним судженням клініциста. Вхідні дані Fibresolve повинні включати DICOM-сумісну КТ легень. Клінічна відповідність випадку включає такі критерії: вік > 22 років, наявність легеневого симптомів, що свідчать про можливе ІЗЛ, включаючи ІЛФ. Зрізи мають бути менше 3 мм

3. ScreenDx, заявник Imvaria, Inc, схвалено FDA у 2025, — це програмний пристрій, який отримує та аналізує дані КТ ОГК для оцінки наявності інтерстиціальних знахідок у легенях, сумісних **ІЗЛ**. Пристрій доповнює стандартний робочий процес лікування, надаючи якісні результати візуалізації на основі розпізнавання образів, щоб забезпечити додаткову інформацію в рамках шляху направлення до кваліфікованого клініциста.
4. Imbio IQ-UIP, заявник Imbio, Inc., схвалено FDA у 2024, — це ПЗ, призначене для інформування спеціалістів, пов'язаних із центрами ІЗЛ, про радіологічні знахідки, що свідчать про радіологічну **звичайну інтерстиціальну пневмонію (ЗІП)**, на КТ ОГП без ВВП.

Варто наголосити, що жодне ПЗ на основі ШІ на сьогодні не замінює роль лікаря чи інших діагностичних тестів у діагностиці патологічних станів та не виставляє діагноз. Подібні продукти слугують лише як допоміжні засоби для лікарів-рентгенологів або клініцистів, які відповідальні за оцінку зображень. Результати оцінки ШІ призначені для використання лише клініцистами, кваліфікованими в лікуванні захворювань легень, разом з клінічним анамнезом пацієнта, симптомами та іншими діагностичними тестами, а також професійним судженням клініциста.

У вищенаведений перелік не включені програми, схвалені FDA, які дозволяють:

- цифровізувати аналогові зображення;
- покращувати технічні характеристики зображень Рo та КТ, зокрема низькодозованого,
- створювати контури органів для проведення променевої терапії
- покращувати технічні характеристики зображень та виявляти імовірні патологічні зміни на МРТ, ПЕТ-КТ, УЗД легень,

- виявляти імовірні патологічні зміни виключно серцево-судинної системи в проекції грудної клітки (атеросклероз, аневризма аорти, кальцифікація коронарних артерій тощо)
- трактувати дані цифрової аускультатії легень тощо
- створювати реконструкції (3Д-моделі) органів

3Д-моделі дозволяють краще візуалізувати взаєморозміщення різних органів та сторонніх тіл. Наприклад, The Acorn 3D Trajectory Automation module, заявник Mighty Oak Medical, схвалено FDA у 2025 р., може використовуватися для **планування розміщення педиккулярних гвинтів у грудному та поперековому відділах**

ЛІТЕРАТУРА

1. Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME). Global Burden of Disease 2023: Findings from the GBD 2023 Study. Seattle, WA: IHME, 2025. <https://www.healthdata.org/research-analysis/library/global-burden-disease-2023-findings-gbd-2023-study>
2. Magnin CY, Lauer D, Ammeter M, et al. From images to clinical insights: an educational review on radiomics in lung diseases. *Breathe* (Sheff). 2025 Mar 18;21(1):230225. DOI: 10.1183/20734735.0225-2023.
3. Tárnoki DL, Karlinger K, Ridge CA, et al. Lung imaging methods: indications, strengths and limitations. *Breathe* 2024;20(3):230127. DOI: 10.1183/20734735.0127-2023.
4. Tárnoki ÁD, Tárnoki DL, Dąbrowska M, et al. New developments in the imaging of lung cancer. *Breathe* 2024;20:230176. DOI: 10.1183/20734735.0176-2023.
5. Линник МИ, Ліска ІВ, Калабуха ІА, та ін. Можливості радіоміки для обробки даних комп'ютерної томографії органів грудної порожнини при діагностиці туберкульозу легень. *Туберкульоз, легеневі хвороби, ВІЛ-інфекція*. 2022;2(49):36-40. DOI:10.30978/TB2022-2-36.
6. Kumar V, Gu Y, Basu S, et al. Radiomics: the process and the challenges. *Magn. Reson. Imaging*. 2012;30(9):1234-1248. DOI: 10.1016/j.mri.2012.06.010.
7. Frix A-N, Cousin F, Refaee T, et al. Radiomics in Lung Diseases Imaging: State-of-the-Art for Clinicians. *J. Pers. Med.* 2021;11:602. DOI: 10.3390/jpm11070602.
8. Lambin F, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur. J. Cancer*. 2012;48(4):441-446. DOI: 10.1016/j.ejca.2011.11.036.
9. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology* 2016;278:563-577. DOI: 10.1148/radiol.2015151169.
10. Papadimitroulas P, Brocki L, Christopher Chung N, et al. Artificial intelligence: deep learning in oncological radiomics and challenges of interpretability and data harmonization. *Phys Med*. 2021;83:108-121. DOI: 10.1016/j.ejmp.2021.03.009.
11. Avanzo M, Wei L, Stancanella J, et al. Machine and deep learning methods for radiomics. *Med Phys*. 2020;47:e185-e202. DOI: 10.1002/mp.13678.
12. Walsh SLF, Humphries SM, Wells AU, et al. Imaging research in fibrotic lung disease: applying deep learning to unsolved problems. *Lancet Respir Med*. 2020;8:1144-1153. DOI: 10.1016/S2213-2600(20)30003-5.
13. Godbin AB, Jasmine SG. Screening of COVID19 based on GLCM features from CT images using machine learning classifiers. *SN Computer Science*, 2023;4:133. DOI: 10.1007/s42979-022-01583-2.
14. Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur. Radiol. Exp.* 2018;2(1):36. DOI: 10.1186/s41747-018-0068-z.
15. Линник МИ, Гумениук МИ, Ліска ІВ, та ін. Діагностика уражень паренхіматозних органів при COVID-19 із застосуванням цифрової програмної обробки зображень комп'ютерної томографії. *Infusion & Chemotherapy*. 2021;4:16-24. DOI: 10.32902/2663-0338-2021-4-16-24.
16. The National Lung Screening Trial Research Team. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. *N. Engl. J. Med.* 2011;365:395-409. DOI: 10.1056/NEJMoa1102873.
17. Patil R, Mahadevaiah G, Dekker A. An approach toward automatic classification of tumor histopathology of non-small cell lung cancer based on radiomic features. *Tomography*. 2016;2(4):374-377. DOI: 10.18383/j.tom.2016.00244.
18. Trajanovski S, Mavroidis D, Swisher CL, et al. Towards radiologist-level cancer risk assessment in CT lung screening using deep learning. *Comput. Med. Imaging Graph*. 2021;90:101883. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101883.
19. Ворончук С, Бовсунівська К, Давидько О, та ін. Сегментація туберкульозних уражень легень на зображеннях комп'ютерної томографії. *Innov. Biosyst. Bioeng.* 2021;5(2):117-124. DOI: 10.20535/ibb.2021.5.2.233051.
20. Shan, F. et al. Lung infection quantification of COVID-19 in CT images with deep learning. *arXiv:2003.04655*. <https://doi.org/10.1002/mp.14609>.
21. Ning Y, Liu F, Li C, et al. Diagnostic classification of coronavirus disease 2019 (COVID-19) and other pneumonias using radiomics features in CT chest images. *Sci Rep*. 2021;11:17885. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-97497-9>.
22. Zandehshavar M, van Assen M, Maleki H, et al. Toward understanding COVID-19 pneumonia: a deep learning-based approach for severity analysis and monitoring the disease. *Sci Rep*. 2021;11:11112. DOI: 10.1038/s41598-021-90411-3.
23. Ko H, Chung H, Kang WS, et al. COVID-19 Pneumonia Diagnosis Using a Simple 2D Deep Learning Framework With a Single Chest CT Image: Model Development and Validation. *J Med Internet Res*. 2020;22(6):e19569. DOI: 10.2196/19569.

хребта у дітей та дорослих пацієнтів.

Розвиток радіоміки та інтеграція алгоритмів глибокого навчання у клінічну практику демонструють значний потенціал для підвищення точності діагностики та прогнозування перебігу легеневих захворювань. Поєднання високочутливих методів КТ із цифровими технологіями дозволяє створювати персоналізовані моделі лікування та зменшувати діагностичну невизначеність. Водночас майбутнє цієї галузі залежить від стандартизації даних, розвитку інтерпретованих алгоритмів та їхньої інтеграції у клінічні протоколи, що забезпечить реальне впровадження інновацій у практику пульмонології.

REFERENCES

1. Institute for Health Metrics and Evaluation (IHME). Global Burden of Disease 2023: Findings from the GBD 2023 Study. Seattle, WA: IHME, 2025. <https://www.healthdata.org/research-analysis/library/global-burden-disease-2023-findings-gbd-2023-study>
2. Magnin CY, Lauer D, Ammeter M, et al. From images to clinical insights: an educational review on radiomics in lung diseases. *Breathe* (Sheff). 2025 Mar 18;21(1):230225. DOI: 10.1183/20734735.0225-2023.
3. Tárnoki DL, Karlinger K, Ridge CA, et al. Lung imaging methods: indications, strengths and limitations. *Breathe* 2024;20(3):230127. DOI: 10.1183/20734735.0127-2023.
4. Tárnoki ÁD, Tárnoki DL, Dąbrowska M, et al. New developments in the imaging of lung cancer. *Breathe* 2024;20:230176. DOI: 10.1183/20734735.0176-2023.
5. Lynnyk MI, Liskina IV, Kalabukha IA, et al. Mozhlyvosti radiomiky dlia obrobky danykh kompiuternoï tomografii orhaniv hrudnoï porozhnyny pry diahnoysty tuberkulozu lehen. *Tuberkuloz, lehenevi khvoroby, VIL-infektsiia*. 2022;2(49):36-40. DOI:10.30978/TB2022-2-36.
6. Kumar V, Gu Y, Basu S, et al. Radiomics: the process and the challenges. *Magn. Reson. Imaging*. 2012;30(9):1234-1248. DOI: 10.1016/j.mri.2012.06.010.
7. Frix A-N, Cousin F, Refaee T, et al. Radiomics in Lung Diseases Imaging: State-of-the-Art for Clinicians. *J. Pers. Med.* 2021;11:602. DOI: 10.3390/jpm11070602.
8. Lambin F, Rios-Velazquez E, Leijenaar R, et al. Radiomics: extracting more information from medical images using advanced feature analysis. *Eur. J. Cancer*. 2012;48(4):441-446. DOI: 10.1016/j.ejca.2011.11.036.
9. Gillies RJ, Kinahan PE, Hricak H. Radiomics: images are more than pictures, they are data. *Radiology* 2016;278:563-577. DOI: 10.1148/radiol.2015151169.
10. Papadimitroulas P, Brocki L, Christopher Chung N, et al. Artificial intelligence: deep learning in oncological radiomics and challenges of interpretability and data harmonization. *Phys Med*. 2021;83:108-121. DOI: 10.1016/j.ejmp.2021.03.009.
11. Avanzo M, Wei L, Stancanella J, et al. Machine and deep learning methods for radiomics. *Med Phys*. 2020;47:e185-e202. DOI: 10.1002/mp.13678.
12. Walsh SLF, Humphries SM, Wells AU, et al. Imaging research in fibrotic lung disease: applying deep learning to unsolved problems. *Lancet Respir Med*. 2020;8:1144-1153. DOI: 10.1016/S2213-2600(20)30003-5.
13. Godbin AB, Jasmine SG. Screening of COVID19 based on GLCM features from CT images using machine learning classifiers. *SN Computer Science*, 2023;4:133. DOI: 10.1007/s42979-022-01583-2.
14. Rizzo S, Botta F, Raimondi S, et al. Radiomics: the facts and the challenges of image analysis. *Eur. Radiol. Exp.* 2018;2(1):36. DOI: 10.1186/s41747-018-0068-z.
15. Lynnyk MI, Humeniuk MI, Liskina IB, et al. Diahnostyka urazhen parenkhimatoznykh orhaniv pry COVID-19 iz zastosuuvanniam tsyfrovoi prohramnoi obrobky zobrazhen kompiuternoï tomografii. *Infusion & Chemotherapy*. 2021;4:16-24. DOI: 10.32902/2663-0338-2021-4-16-24.
16. The National Lung Screening Trial Research Team. Reduced lung-cancer mortality with low-dose computed tomographic screening. *N. Engl. J. Med.* 2011;365:395-409. DOI: 10.1056/NEJMoa1102873.
17. Patil R, Mahadevaiah G, Dekker A. An approach toward automatic classification of tumor histopathology of non-small cell lung cancer based on radiomic features. *Tomography*. 2016;2(4):374-377. DOI: 10.18383/j.tom.2016.00244.
18. Trajanovski S, Mavroidis D, Swisher CL, et al. Towards radiologist-level cancer risk assessment in CT lung screening using deep learning. *Comput. Med. Imaging Graph*. 2021;90:101883. DOI: 10.1016/j.compmedimag.2021.101883.
19. Voronchuk S, Bovsunovska K, Davydko O, et al. Sehmentatsiia tuberkuloznykh urazhen lehen na zobrazhenniakh kompiuternoï tomografii. *Innov. Biosyst. Bioeng.* 2021;5(2):117-124. DOI: 10.20535/ibb.2021.5.2.233051.
20. Shan, F. et al. Lung infection quantification of COVID-19 in CT images with deep learning. *arXiv:2003.04655*. <https://doi.org/10.1002/mp.14609>.
21. Ning Y, Liu F, Li C, et al. Diagnostic classification of coronavirus disease 2019 (COVID-19) and other pneumonias using radiomics features in CT chest images. *Sci Rep*. 2021;11:17885. <https://doi.org/10.1038/s41598-021-97497-9>.
22. Zandehshavar M, van Assen M, Maleki H, et al. Toward understanding COVID-19 pneumonia: a deep learning-based approach for severity analysis and monitoring the disease. *Sci Rep*. 2021;11:11112. DOI: 10.1038/s41598-021-90411-3.
23. Ko H, Chung H, Kang WS, et al. COVID-19 Pneumonia Diagnosis Using a Simple 2D Deep Learning Framework With a Single Chest CT Image: Model Development and Validation. *J Med Internet Res*. 2020;22(6):e19569. DOI: 10.2196/19569.
24. Wang G, Liu X, Shen J, et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng*. 2021;5:509-521 (2021). DOI: 10.1038/s41551-021-00704-1.

24. Wang G, Liu X, Shen J, et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng.* 2021;5:509–521 (2021). DOI: 10.1038/s41551-021-00704-1.
25. Mishra NK, Singh P, Joshi SD. Automated detection of COVID-19 from CT scan using convolutional neural network. *Biocybernetics and biomedical engineering*, 2021;41(2):572–588. DOI: 10.1016/j.bbe.2021.04.006
26. Luo J, Sun Y, Chi J, et al. A novel deep learning-based method for COVID-19 pneumonia detection from CT images. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2022 Nov 2;22(1):284. DOI: 10.1186/s12911-022-02022-1. PMID: 36324135; PMCID: PMC9629767
27. Лутченко ВГ, Бабенко ВО, Настенко ЄА, та ін. Ефективність алгоритмів машинного навчання для класифікації змін структури легень у постковідних та гострих стадіях COVID-19. *Biomedical Engineering and Technology Issue*, 2024; 15(3). DOI: 10.20535/2024.15.306763.
28. Sharif PM, Nematizadeh M, Saghazadeh M, et al. Computed tomography scan in COVID-19: a systematic review and meta-analysis. *Polish journal of radiology*, 2022;87:e1–e23. DOI: 10.5114/pjr.2022.112613
29. Davydko O, Hladkyi Y, Linnik M, et al. "Hybrid Classifiers Based on CNN, LSOE, GMDH in COVID-19 Pneumonic Lesions Types Classification Task," 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), LVIV, Ukraine, 2021, 380-384. DOI: 10.1109/CSIT52700.2021.9648752.
30. Zhao Q, Li Y, Zhao C., et al. Integrating CT radiomics and clinical features using machine learning to predict post-COVID pulmonary fibrosis. *Respir Res*, 2025;26:227. DOI: 10.1186/s12931-025-03305-7.
31. Pang X, Cheng L, Huang L, et al. Radiomics derived from HRCT can predict mortality in patients with acute exacerbation of idiopathic pulmonary fibrosis. *Journal of Thoracic Disease* July 31,2025;17(7):4990-5001. DOI: 10.21037/jtd-2025-194.
32. Li X, Li Q, Xie X, et al. Integrating CT radiomics and clinical data with machine learning to predict fibrosis progression in coalworker pneumoconiosis. *Front. Med.*, 2025;12:1599739. DOI: 10.3389/fmed.2025.1599739
33. Liu L, Hu M, Zhou Y., et al. Application of HRCT-based radiomics to predict interstitial lung disease for juvenile dermatomyositis. *MC Pediatr*, 2025;25:589. DOI: 10.1186/s12887-025-05968-z
34. Nie Z, Wang R, Xu Q, et al. PneuNet: deep learning for COVID-19 pneumonia diagnosis on chest X-ray image analysis using Vision Transformer. *Med Biol Eng Comput.* 2023 Jun;61(6):1395-1408. DOI: 10.1007/s11517-022-02746-2.
35. Goyal S, Singh R. Detection and classification of lung diseases for pneumonia and Covid-19 using machine and deep learning techniques. *J Ambient Intell Humaniz Comput.* 2023;14(4):3239-3259. doi: 10.1007/s12652-021-03464-7.
36. Prazuch W, Suwalska A, Socha M, et al. CIRCA: comprehensible online system in support of chest X-rays-based screening by COVID-19 example. *Sci Rep.* 2025 Nov 28;15(1):42732. DOI: 10.1038/s41598-025-26895-0.
37. Liang X, Zhang Y, Wang J, et al. Diagnosis of COVID-19 Pneumonia Based on Graph Convolutional Network. *Front Med (Lausanne).* 2021 Jan 21;7:612962. DOI: 10.3389/fmed.2020.612962. PMID: 33585511; PMCID: PMC7875085.
38. Wang G, Liu X, Shen J, et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng.* 2021;5:509–521 DOI: 10.1038/s41551-021-00704-1
39. Babar M, JAMIL H, Mehta N, et al. Short- and Long-Term Chest-CT Findings after Recovery from COVID-19: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Diagnostics* 2024;14:621. DOI: 10.3390/diagnostics14060621.
40. Artificial Intelligence-Enabled Medical Devices. URL : <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-enabled-medical-devices> (дата звернення: 27.04.2026).
25. Mishra NK, Singh P, Joshi SD. Automated detection of COVID-19 from CT scan using convolutional neural network. *Biocybernetics and biomedical engineering*, 2021;41(2):572–588. DOI: 10.1016/j.bbe.2021.04.006
26. Luo J, Sun Y, Chi J, et al. A novel deep learning-based method for COVID-19 pneumonia detection from CT images. *BMC Med Inform Decis Mak.* 2022 Nov 2;22(1):284. DOI: 10.1186/s12911-022-02022-1. PMID: 36324135; PMCID: PMC9629767
27. Lutchenko VH, Babenko VO, Nastenka YeA, ta in. Efektyvnist alhorytmiv mashynnoho navchannia dlia klasyfikatsii zmin struktury lehen u postkovidnykh ta hostrykh stadiiakh COVID-19. *Biomedical Engineering and Technology Issue*, 2024; 15(3). DOI: 10.20535/2024.15.306763.
28. Sharif PM, Nematizadeh M, Saghazadeh M, et al. Computed tomography scan in COVID-19: a systematic review and meta-analysis. *Polish journal of radiology*, 2022;87:e1–e23. DOI: 10.5114/pjr.2022.112613
29. Davydko O, Hladkyi Y, Linnik M, et al. "Hybrid Classifiers Based on CNN, LSOE, GMDH in COVID-19 Pneumonic Lesions Types Classification Task," 2021 IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), LVIV, Ukraine, 2021, 380-384. DOI: 10.1109/CSIT52700.2021.9648752.
30. Zhao Q, Li Y, Zhao C., et al. Integrating CT radiomics and clinical features using machine learning to predict post-COVID pulmonary fibrosis. *Respir Res*, 2025;26:227. DOI: 10.1186/s12931-025-03305-7.
31. Pang X, Cheng L, Huang L, et al. Radiomics derived from HRCT can predict mortality in patients with acute exacerbation of idiopathic pulmonary fibrosis. *Journal of Thoracic Disease* July 31,2025;17(7):4990-5001. DOI: 10.21037/jtd-2025-194.
32. Li X, Li Q, Xie X, et al. Integrating CT radiomics and clinical data with machine learning to predict fibrosis progression in coalworker pneumoconiosis. *Front. Med.*, 2025;12:1599739. DOI: 10.3389/fmed.2025.1599739
33. Liu L, Hu M, Zhou Y., et al. Application of HRCT-based radiomics to predict interstitial lung disease for juvenile dermatomyositis. *MC Pediatr*, 2025;25:589. DOI: 10.1186/s12887-025-05968-z
34. Nie Z, Wang R, Xu Q, et al. PneuNet: deep learning for COVID-19 pneumonia diagnosis on chest X-ray image analysis using Vision Transformer. *Med Biol Eng Comput.* 2023 Jun;61(6):1395-1408. DOI: 10.1007/s11517-022-02746-2.
35. Goyal S, Singh R. Detection and classification of lung diseases for pneumonia and Covid-19 using machine and deep learning techniques. *J Ambient Intell Humaniz Comput.* 2023;14(4):3239-3259. doi: 10.1007/s12652-021-03464-7.
36. Prazuch W, Suwalska A, Socha M, et al. CIRCA: comprehensible online system in support of chest X-rays-based screening by COVID-19 example. *Sci Rep.* 2025 Nov 28;15(1):42732. DOI: 10.1038/s41598-025-26895-0.
37. Liang X, Zhang Y, Wang J, et al. Diagnosis of COVID-19 Pneumonia Based on Graph Convolutional Network. *Front Med (Lausanne).* 2021 Jan 21;7:612962. DOI: 10.3389/fmed.2020.612962. PMID: 33585511; PMCID: PMC7875085.
38. Wang G, Liu X, Shen J, et al. A deep-learning pipeline for the diagnosis and discrimination of viral, non-viral and COVID-19 pneumonia from chest X-ray images. *Nat Biomed Eng.* 2021;5:509–521 DOI: 10.1038/s41551-021-00704-1
39. Babar M, JAMIL H, Mehta N, et al. Short- and Long-Term Chest-CT Findings after Recovery from COVID-19: A Systematic Review and Meta-Analysis. *Diagnostics* 2024;14:621. DOI: 10.3390/diagnostics14060621.
40. Artificial Intelligence-Enabled Medical Devices. URL: <https://www.fda.gov/medical-devices/software-medical-device-samd/artificial-intelligence-enabled-medical-devices> (data zvernennia: 27.04.2026).

Конфлікт інтересів. Автори заявляють про відсутність конфлікту інтересів.

Джерела фінансування. Робота виконувалась без зовнішньої фінансової підтримки.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

Funding: This research received no external funding.

Received / Надійшла до редакції : 03.06.2026 р.

Revised/ Після доопрацювання: 13.06.2026 р.

Accepted/ Прийнято до друку: 25.06.2026 р.