

РОЗДІЛ II. ІНФОРМАЦІЙНО-КОМП'ЮТЕРНІ ТЕХНОЛОГІЇ

DOI: 10.25140/2411-5363-2022-2(28)-76-87

УДК 611.08(611.24)

Денис Панаскін¹, Єлизавета Білоконь², Дмитро Бабко³

¹магістр кафедри обчислювальної техніки
Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (Київ, Україна)

E-mail: d_panaskin9239-1@academics.org.pl, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1966-2165>

²магістр факультету інформаційних технологій

Київський національний університет імені Тараса Шевченка (Київ, Україна)

E-mail: yelyz_bilokon@uni.com.nl, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6673-5910>

³магістр факультету інформатики та обчислювальної техніки

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» (Київ, Україна)

E-mail: d.babko@sc-community.be, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-7510-3552>

МАШИННЕ НАВЧАННЯ В ДІАГНОСТИЦІ ЗАХВОРЮВАНЬ ЛЕГЕНЕВОЇ СИСТЕМИ

Метою дослідження було порівняти точність постановки діагнозу нейромережею зі встановленим лікарями захворюванням, а також протестувати поточний метод обстеження на здорових людях. У процесі дослідження було використано теоретичні методи, діагностичні, емпіричні, методи математичної статистики та глибокого машинного навчання. Розроблена модель досягла високого рівня продуктивності, чутливість методу становила 99 %. Пропоноване авторами дослідження забезпечує досить точне розпізнавання досліджуваних хвороб легень за звуками легень. Це дослідження демонструє позитивні результати машинного навчання на обмеженій вибірці.

Ключові слова: медицина; штучний інтелект; захворювання легень; інновації; діагностика.

Рис.: 3. Табл.: 3. Бібл.: 28.

Актуальність теми дослідження. Хронічні респіраторні захворювання (ХРЗ) належить до найбільш поширених неінфекційних захворювань у всьому світі, переважно через повсюдне поширення шкідливих впливів навколишнього середовища, професійних і поведінкових факторів при вдиханні. Вони поширені в усьому світі й пов'язані зі значною захворюваністю та смертністю [1]. Порушення функції легень є предиктором захворюваності та смертності й може сприяти розвитку множинних патологічних процесів.

Постановка проблеми. Поганий прогноз та одужання при запальних захворюваннях легень пов'язують зі старінням імунної системи або віковими змінами вроджених та адаптивних імунних відповідей у легенях [2]. За останні два десятиліття медична практика перетворилася завдяки оцифруванню медичних даних. Цьому явищу сприяло створення, вдосконалення та інтеграція технологій медичних інформаційних систем, що, у свою чергу, призвело до створення медичної інформатики, яка була визначена як галузь, що займається когнітивними, інформаційними та комунікаційними завданнями медичної практики, освіти та досліджень [3; 4].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Штучний інтелект (ШІ) був уперше описаний у 1950 році, проте деякі обмеження в ранніх моделях не дозволили широко прийняти та застосувати його в медицині. На початку 2000-х років багато цих обмежень були подолані з появою глибокого навчання. Тепер системи штучного інтелекту здатні аналізувати складні алгоритми та самонавчати. У 2017 році управління із санітарного нагляду за якістю харчових продуктів та медикаментів (FDA) у США схвалило перший продукт – CardioAI, створений на базі технології глибокого навчання для охорони здоров'я. CardioAI був здатний аналізувати магнітно-резонансні зображення серця за лічені секунди, надаючи таку інформацію як фракція викиду серця. Далі ця програма розширилася і тепер включає обробку знімків печінки і легень, рентгенівські знімки грудної клітини й опорно-рухового апарату, а також КТ (комп'ютерна томографія) – зображення голови без контрастування.

Глибоке навчання може застосовуватися для виявлення поразок, диференціальної діагностики і складання автоматизованих медичних звітів. У 2017 році цю технологію почали використовувати для скринінгу діабетичної ретинопатії, досягнувши 94 % чутливості та 98 % специфічності з 5-кратною перехресною перевіркою. Далі глибоке навчання було успішно застосовано для виявлення немеланомних та меланомних видів раку шкіри, прогнозування ризику серцево-судинних захворювань, виникнення та прогнозування прогресування хвороби Альцгеймера шляхом аналізу даних візуалізації амілоїду, а також точного прогнозування відповіді на лікарську терапію при цьому захворюванні [5]. У декількох роботах було застосовано штучну нейронну мережу, засновану на застосуванні згорткових шарів (CNN) для класифікації респіраторних захворювань. Запропонований метод застосовувався для аналізу спектральних характеристик звуків аускультатії легень, включаючи спектрограми та мел-кепстральні коефіцієнти. Крім цього, було порівняно використання згорткових нейронних мереж із класичними методами штучного інтелекту, такими як SVM та KNN і доведена можливість отримання вищої точності із застосуванням глибокого навчання [6; 7].

У межах іншого дослідження було детально розглянуто можливості роботи з незбалансованими наборами даних у межах медичного домену та запропоновано спосіб збагачення даних за допомогою варіаційних автоенкодерів (VAE) із подальшою класифікацією за допомогою згорткових нейронних мереж (CNN). У роботі доводиться можливість використання методів аугментації для досягнення кращих результатів за обраними метриками [8]. Таким чином, досвід застосування ШІ наближає до часу, коли штучний інтелект можна буде застосовувати у клінічній практиці за допомогою моделей оцінки ризиків, підвищуючи точність діагностики ефективності робочого процесу [5]. Методи штучного інтелекту можуть діяти як симуляція людського розуму та інтелекту, що призводить до аналізу та класифікації складних даних за короткий час [9].

Використання ШІ в медицині й зокрема в пульмонології стає дедалі більш актуальною темою. Машинне навчання є частиною ШІ, де комп'ютери використовують статистичні методи для навчання самостійно без явного програмування [10]. З 2015 року помітно прискорилися дослідження в галузі штучного інтелекту в медицині, особливо у сфері діагностики та лікування захворювань органів дихання. Глибокі нейронні мережі стають ключовим інструментом у розробці біомаркерів візуалізації для діагностики, прогнозу захворювання та прогнозу реакції на терапію. Вони мають великий потенціал для охоплення областей за межами візуалізації, таких як тести легеневої функції та фізіологічні біосигнали [11]. Таким чином, продовжують накопичуватися відомості про застосування штучного інтелекту та глибокого навчання в діагностиці захворювань, у тому числі хвороб легень.

Метою дослідження було порівняти точність постановки діагнозу нейромережею порівняно зі встановленим лікарями захворюванням, а також протестувати поточний метод обстеження на здорових людях. Автори поставили завдання вивчити здібності глибокого навчання, що проілюстроване глибокими нейронними згортковими мережами і довгостроковими одиницями короткочасної пам'яті, розпізнавати легеневі захворювання за звуковими сигналами легень.

Матеріали та методи. У процесі дослідження було використано такі теоретичні методи (аналіз літератури, узагальнення); діагностичні (анамнестичне опитування, використання електронного стетоскопа); емпіричні (вивчення досвіду роботи медичних організацій, нормативної документації); методи математичної статистики та глибокого машинного навчання. Для вивчення здатності глибокого навчання, що проілюстроване глибокими згортковими нейронними мережами та довгостроковими одиницями короткочасної пам'яті, розпізнавання легневих захворювань за звуковими сигналами легень авторами були отримані дані сигнали із записів електронних стетоскопів. Записи – це

аускультативні шуми від пацієнтів, які страждають на астму, пневмонію, хронічну обструктивну хворобу легень і серцеву недостатність разом із контрольними шумами від здорових пацієнтів. Кожен сигнал спочатку проходив процедуру попередньої обробки, щоб забезпечити найкраще можливе введення в мережу глибокого навчання (рис. 1).

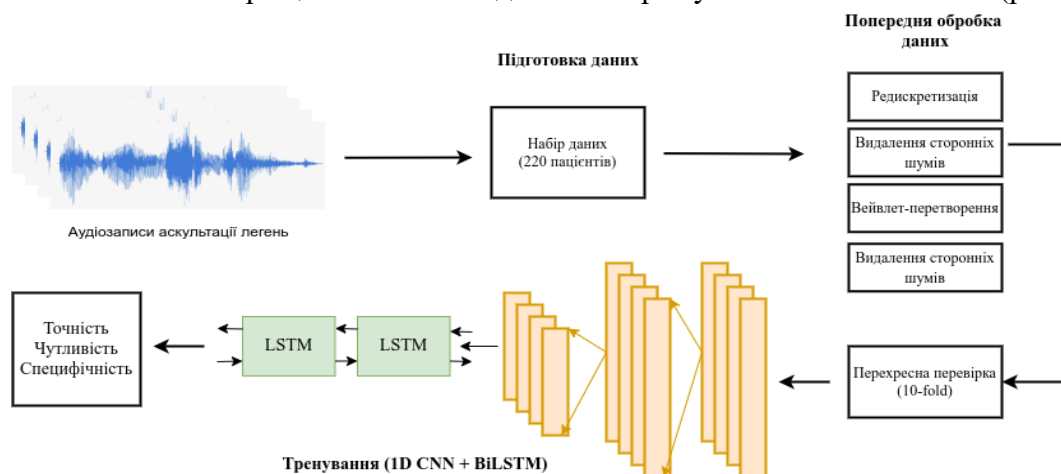


Рис. 1. Конвеєр обробки даних запропонованого методу

Як і у будь-якого іншого біологічного сигналу, записаного в електронному вигляді, записи звуку в легенях спотворюються акустичним шумом, викликаним навколишнім шумом, фоновими розмовами, електронними перешкодами або будь-яким зміщенням стетоскопа [12]. Тому в поточному дослідженні використовувалася попередня обробка аудіо. Її етапи включали видалення сторонніх шумів, вейвлет-перетворення і нормалізацію. Вейвлет перетворення широко використовується для аналізу нестационарних сигналів. Його основна ідея – використання материнського вейвлета для перетворення та розширення сигналу в різні функції [13]. У межах цієї роботи було розглянуто використання вейвлетів сімейства Добеші восьмого порядку з метою згладжування форми вихідного сигналу. Після цього оброблений сигнал було приведено до нормального розподілу за допомогою методу стандартизації для покращення розповсюдження градієнтів у нейронній мережі.

Звуки записувалися за допомогою одноканального електронного стетоскопа, розміщеного у верхній, середній або нижній лівій/правій частинах грудної клітки. Тривалість аудіопотоку становила від 20 до 80 секунд та включала декілька дихальних циклів. Усі сигнали зазнавали повторної дискретизації з частотою дискретизації 4 кГц. Для реєстрації та розмітки легеневих звуків по класах було застосовано метод експертних оцінок. Експерименти проводилися на процесорі Intel (i7-9700) із 32 ГБ оперативної пам’яті. Стандартні показники якості роботи моделі були отримані, виходячи з вірнопозитивних (TP), вірhoneгативних (TN), хибнопозитивних (FP) та хибnoneгативних (FN) класифікованих пацієнтів. Оцінка результатів моделювання була виконана, використовуючи метрики чутливості (1) та специфічності (2):

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP+FN} \tag{1}$$

$$Specificity = \frac{TN}{TN+FP} \tag{2}$$

Запис аудіо відбувався в положенні напівсидячи. У дослідженні взяло участь 220 осіб обох статей віком від 25 до 70 років. 57 випробуваних не мали хвороб легень та іншої хронічної патології та були віднесені до контрольної групи. Пацієнти із захворюваннями легень були поділені на 4 групи залежно від типу патології. Захворювання та кількість пацієнтів у кожній групі зазначено в таблиці 1.

Таблиця 1 – Захворювання та кількість пацієнтів у кожній групі

Номер групи	Захворювання	Число піддослідних
1	Астма	44
2	Пневмонія	46
3	Хронічна обструктивна хвороба легень	39
4	Хронічна серцева недостатність	34
Усього		163

Джерело: розроблено авторами.

Після аналізу сигналів легень нейронною мережею було виконано порівняння отриманих результатів із попередньо встановленим класом захворювання. Згідно з порівнянням визначаються характеристики чутливості та специфічності методу. Чутливість або істинно позитивна пропорція відображала частку позитивних результатів, які правильно ідентифіковані як такі й розраховувалася як відношення чисельності пацієнтів, виявлених тестом, до хворих з уже встановленим діагнозом. Специфічність або істинно негативна пропорція відображала частку негативних результатів, які правильно ідентифіковані як такі, і була розрахована як відношення числа здорових пацієнтів, виявлених тестів до справжньої кількості здорових пацієнтів [14].

Запропонована архітектура штучної нейронної мережі складається з трьох основних частин. Згорткова нейронна мережа (CNN) і двонаправлена мережа LSTM (CNN + BiLSTM) були розроблені для процесів навчання та класифікації для виокремлення характеристик як з просторової, так і з часової області сигналів. Отримані просторові та часові характеристики опрацьованого сигналу аускультатії легень передаються до лінійного шару з функцією активації Softmax для отримання розподілу ймовірностей належності сигналу до певного класу. Структура запропонованої архітектури наведена на рис. 2.

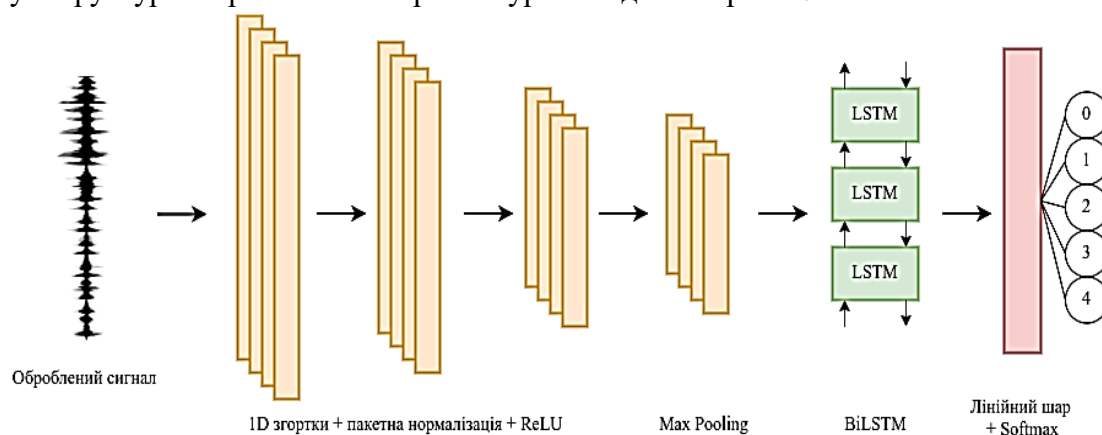


Рис. 2. Архітектура запропонованої моделі

Для обробки попередньо опрацьованого та стандартизованого сигналу було створено згорткові шари, що включають у себе одновимірні згортки (1D CNN), пакетну нормалізацію, застосування функції активації випрямленого лінійного блоку (ReLU), а також шар MaxPooling для зменшення розмірності даних та отримання характеристик вищого порядку. Для зменшення обчислювальної складності моделі та часу тренування використовуються частини сигналу завдовжки 5 с. Таким чином, на вхід першого згорткового шару очікуються дані розмірністю (1.20000), з кількістю каналів сигналу та кількістю амплітудних значень відповідно. Під час експериментів для одновимірних згорток було обрано наступні параметри: розмір ядра 64, кількість фільтрів 32 та з кроком 1. При проведенні експериментів також було помічено, що використання Неініціалізації вагів одновимірних згорток покращило процес збіжності моделі.

LSTM (Long Short-Time Memory) шари використовуються як блоки в рекурентних нейронних мережах та дозволяють опрацьовувати послідовні характеристики як у прямому (unidirectional), так і у зворотному (bidirectional) напрямках. У представленому дослідженні було використано 2 двонаправлених LSTM шари зі 100 прихованими блоками в кожному. Отримані характеристики після проходження через LSTM шари направляються в лінійний шар для класифікації. У процесі експериментів для запобігання перенавчання моделі між ViLSTM та лінійним шаром було додано прошарок Dropout із вірогідністю 0,2. Для вирішення проблеми незбалансованості класів також було застосовано модифікацію вагів класів на етапі обчислення функції втрат. Так, для кожного з класів була обрана вага, обернено пропорційна частоті присутності цього класу у вибірці, що розраховується за формулою:

$$\omega_c = 1 - \frac{N_c}{N_d}, \tag{3}$$

де N_c – кількість входжень класу до вибірки; N_d – загальна кількість входжень класів захворювань.

Тренування відбувалося за схемою 10-кратної перехресної перевірки, щоб забезпечити якомога більше даних у навчальній моделі та охопити весь набір даних під час процесу прогнозування. Для оцінки розпізнавання захворювання за допомогою CNN і LSTM окремо або їх комбінації було використано декілька метрик: точність, чутливість, специфічність та F-міра. Проміжні результати наведені в таблиці 2.

Таблиця 2 – Проміжні результати 10-кратної перехресної перевірки із використанням запропонованої моделі

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Точність	0,9844	0,972	0,9813	0,9782	0,9906	0,9844	0,9844	0,975	0,987	0,987	0,982	0,0058
Чутливість	1	0,9688	1	1	1	0,9868	1	0,968	1	0,984	0,99	0,0132
Специфічність	0,9844	0,9767	0,9805	0,9765	0,9883	0,9884	0,9844	0,996	0,988	0,988	0,985	0,0059
F-міра	0,9845	0,9723	0,9814	0,9782	0,9907	0,9845	0,9845	0,975	0,987	0,987	0,982	0,0057

Джерело: розроблено авторами

За отриманими результатами бачимо, що стандартне відхилення є незначним, у той час як середні показники обраних метрик наближаються до 1, що вказує на наявну генералізацію моделі та адаптованість до нових даних, а також на відносно високу якість отриманого класифікатора. Окрім цього, було виконано порівняння результатів запропонованої моделі з уже відомими апробованими рішеннями за наявними метриками. Результати порівняння наведені на рис. 3.

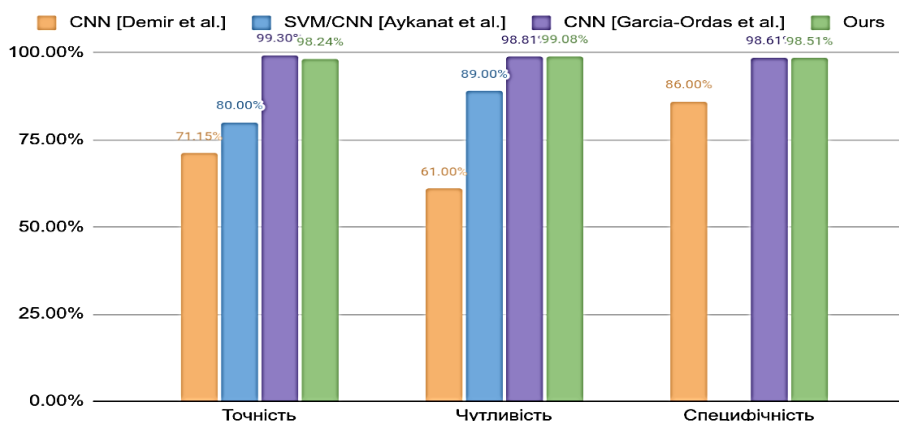


Рис. 3. Порівняльний аналіз запропонованого методу та наявних досліджень

За проведеним аналізом можна зробити висновки щодо доцільності використання обраної архітектури та високих можливостей у використанні CNN та BiLSTM для задачі класифікації медичних аудіоданих. Модель показала найкращі результати за показником чутливості серед порівнюваних і результати, близькі до найкращих за точністю та специфічністю класифікації. Враховуючи, що запропонована авторами модель не застосовує аугментацію чутливих медичних даних на відміну від суміжної з високими показниками, сформувавши експертну оцінку її використання та впровадження в медичну практику буде значно простіше.

Виклад основного матеріалу. У цьому дослідженні було проведено вивчення особливостей використання моделей глибокого навчання, що проілюстровано комбінацією нейронних мереж CNN та BiLSTM для виявлення захворювань легень. Розроблена модель досягла високого рівня продуктивності, чутливість методу склала 99 %. Кількість встановлених правильно діагнозів у кожній групі зазначено в таблиці 3.

Таблиця 3 – Чисельність встановлених правильно діагнозів у кожній групі

Номер групи	Захворювання	Число пацієнтів із правильно встановленим діагнозом
1	Астма	44
2	Пневмонія	44
3	Хронічна обструктивна хвороба легень	38
4	Хронічна серцева недостатність	33
Усього		159

Примітка: Кількість негативних результатів, які правильно ідентифіковані як такі, становила 56 %, а специфічність методу – 98,5 %. Найкращі результати були досягнуті в діагностиці астми.

Джерело: розроблено авторами.

Таким чином, пропоноване авторами дослідження забезпечує досить точне розпізнавання досліджуваних хвороб легень за звуками легень. На відміну від використання традиційного стетоскопа та діагностики захворювань вручну, звуки легень, записані в аудіоформаті, у поєднанні з прогностичною моделлю глибокого навчання має значний потенціал для скорочення кількості діагностичних помилок у виявленні патології дихальної системи. З вищенаведеного випливає, що на багато клінічних рішень можна позитивно вплинути, щоб запобігти подальшому розвитку хвороби. З іншого боку, з клінічного погляду авторами рекомендується побудувати модель, що буде знатна виявляти невеликі варіації сигналів у різних пацієнтів [15].

Систематичний огляд 2021 року був проведений шляхом пошуку у трьох базах даних PubMed, Scopus та Web of Science з 1 листопада 2019 р. по 20 липня 2020 р. на основі стратегії пошуку [16]. Усього було вилучено 168 статей, 37 статей були обрані як дослідження за допомогою критеріїв включення та виключення. Автори дійшли висновку, що застосування глибокого навчання в галузі обробки радіологічних зображень пацієнтів з підозрою на COVID-19 знижує кількість хибнопозитивних та негативних помилок при виявленні та діагностиці цього захворювання та пропонує унікальну можливість надавати пацієнтам швидкі, дешеві та безпечні діагностичні послуги [16].

Широта проблем, які може допомогти вирішити машинне навчання, величезна і, ймовірно, швидко зростає в областях виявлення, характеристики та прогнозування захворювань, а також прийняття індивідуальних рішень щодо лікування. Радіологи, що першими прийняли цю нову технологію, повинні бути обережними споживачами та критично ставитися до нових досягнень, щоб гарантувати, що вони є безпечними та ефективними інструментами у клінічній практиці. Інтеграція машинного навчання в повсякденний робочий процес може розширити можливості та зробити рентгенологів більш ефективними, більш зосередженими на діагностиці та завданнях вищого порядку, а також більш здатними задовольняти потреби напрямних лікарів і пацієнтів [17].

Методи машинного навчання активно використовувалися і в інших галузях медицини. Моделі глибокого навчання застосовувалися для автоматичного сегментування органів, схильних до ризику, при променевої терапії раку легень, стратифікації пацієнтів відповідно до ризику місцевого та віддаленого рецидиву та визначення пацієнтів-кандидатів на молекулярну таргетну терапію та імунотерапію. Більше того, радіоміка також успішно застосовується для прогнозування побічних ефектів, таких як пневмоніт, викликаного променевою та імунотерапією, та диференціації ушкодження легень від рецидиву. Радіоміка також може розкрити потенціал подальшого використання КТ з конічним променем, отриманої для керування зображенням лікування, чотирирівнірною комп'ютерною томографією та даними обсягу дози з планів променевої терапії. Очікується, що радіоміка дедалі більше впливатиме на клінічну практику лікування пухлин легень, оптимізуючи наскрізний ланцюг діагностика – лікування – наступне спостереження [18].

Складність застосування ШІ у хірургії наголошується на висновку про те, що лише 9,8 % медичних пристроїв проходять випробування на людях протягом 10 років, і що участь реального клініциста під час розробки нових пристроїв значно підвищила шанси на застосування технологій у клінічній практиці. Для просування цієї технології необхідно зібрати великі обсяги відеороликів, у яких відображені хірургічні процедури [19]. Для цього потрібні сотні, якщо не тисячі повністю анотованих відеороликів по кожному конкретному типу операції, які можна використовувати та розповсюджувати в дослідницькій спільноті. Щоб відповідати цій вимозі, збір, підготовка та анотування даних мають стати частиною майбутньої медичної практики. Це також потребує тісної та міждисциплінарної співпраці з боку ШІ та медичних спільнот. Сучасні хірурги повинні розбиратися в основах штучного інтелекту, щоб краще використовувати цю область у хірургічній практиці. Молоді академічні хірурги повинні розглянути можливість отримання досвіду у цій галузі у формі програм магістратури або докторантури, на відміну від традиційних областей навчання, таких як молекулярна біологія, генетика та імунологія [20].

У наявній літературі окреме місце відводиться позитивним та негативним аспектам впровадження технологій штучного інтелекту в медицині. Основним обмеженням обчислювальних підходів є нестача досить великих наборів даних на навчання нейронних мереж. Подолання цього вимагатиме великомасштабної співпраці, такої, як нещодавно створений Консорціум візуалізації з відкритим вихідним кодом, співпраця між академічними колами та промисловістю для розробки візуалізуючих біомаркерів для захворювання легень із використанням штучного інтелекту. Переваги спільного використання та повторного використання даних про окремих учасників клінічних випробувань набувають дедалі більшого визнання, але потрібні надійні міжнародно визнані етичні та правові рамки для ширшого прийняття цих технологій [11]. Важливим аспектом плюсів застосування ШІ є обчислювальні можливості сучасних комп'ютерів. Величезний обсяг цифрових медичних даних, таких як зображення високої роздільної здатності, геномні дослідження, безперервний моніторинг біосенсорів та електронні медичні записи, становить приблизно 150 екзабайт (екзабайти – це один квінтільйон (10¹⁸) байт або один мільярд гігабайт) тільки в США, і щороку він зростає на 48 % [21]. Комп'ютери можуть легко аналізувати мільйони і навіть мільярди точок даних, дозволяючи штучному інтелекту (ШІ) і таким методам, як машинне навчання та глибоке навчання, змінювати ситуацію в сучасній охороні здоров'я [22].

Прийняття рішень на основі даних у легеневої медицині може бути посилено шляхом впровадження алгоритмів машинного навчання та глибокого навчання в повсякденну практику. Величезні обсяги клінічних, фізіологічних, епідеміологічних і генетичних даних уже аналізуються з використанням алгоритмів, які служать клініцистам у

формі керованих, інтерпретованих та дієвих знань, що розширюють можливості прийняття рішень. Крім того, аналіз даних на основі ШІ забезпечує більш точне прогнозне моделювання та закладає основу для дійсно точної медицини, що базується на даних, і яка знизить залежність від людських ресурсів. У міру розвитку обчислювальної потужності алгоритми сприйматимуть і осмислено оброблятимуть масивні набори даних навіть швидше, точніше і менш трудомісткі, ніж людський розум. З розвитком технологій і майбутні лікарі неминуче впроваджуватимуть ШІ у клінічну практику. З огляду на те, як ШІ сприятливо впливає інші області, майбутнє вже тут [22].

Таких висновків дійшли й автори іншого дослідження, зазначивши, що ШІ покращив клінічну діагностику та ефективність прийняття рішень у кількох галузях медичних завдань [23]. Клініцистам необхідно буде адаптуватися до своєї нової ролі інтеграторів інформації, а система медичної освіти має надати їм інструменти та методи для цього. Також було розглянуто питання про заміну ШІ лікарів та медичного персоналу. Твердження про те, що лікарів незабаром замінить ШІ, насправді перебільшені, але філософські проблеми, висвітлені вище, свідчать про більш прямий шкідливий вплив цих технологій, починаючи від вилучення кількісних даних і виключення інформації від першої особи до визначення клінічних даних [24; 25].

Машинне навчання – це континуум злиття інформатики та статистики, і він не тільки може являти собою наступну хвилю в розвитку сучасної охорони здоров'я, він вже з'явився та використовується в реальних додатках з великим успіхом у багатьох галузях медицини. Перехід до великомасштабних додатків та інтеграція із загальною клінічною практикою неминуча, і питання залишається лише в часі. Машинне навчання та штучний інтелект у майбутньому може створювати комп'ютеризованих помічників лікаря, а не автономних «електронних лікарів», проте можливість створення лікарні «з підтримкою глибокого навчання» не є повністю спекулятивною [26]. Також автори дослідження [26] наголосили, що вони виступають за активну розробку та інтеграцію баз даних для полегшення цього процесу. У багатьох випадках машинне навчання допомагає приймати клінічні рішення, але не повністю замінює лікаря. Людські помилки в медицині пов'язані з великими фінансовими втратами, і багато з них можна запобігти за допомогою штучного інтелекту та машинного навчання. ШІ особливо корисний за відсутності переконливих доказів прийняття рішень. У галузі респіраторної медицини було опубліковано кілька досліджень з перспективними результатами. Вони в основному зосереджені на обструктивних станах і легеневого фіброзу з погляду діагностики, стадії, загострення та виживання [27; 28].

Таким чином, штучний інтелект поступово змінює медичну практику. Завдяки прогресу у зборі оцифрованих даних, машинному навчанню та обчислювальній інфраструктурі, додатки штучного інтелекту розширюються у сферах, які раніше вважалися сферою компетенції фахівців.

Висновки. У цьому дослідженні авторами проводилося вивчення можливості глибокого навчання розпізнавати легеневі захворювання за звуковими сигналами легких. Модель глибокого навчання, що заснована на згорткових нейронних мережах (CNN) та двонаправленої довгострокової короткострокової пам'яті (LSTM), була використана з метою класифікації звуків легень та на її основі виявити наявність патології легеневої системи. Розроблена авторами модель досягла найвищого рівня продуктивності. Чутливість та специфічність методу склали 99 та 98,5 % відповідно. Ці результати разом із висновками робіт інших авторів продовжують шлях до запровадження глибокого навчання в клінічних умовах.

Важливим аспектом залишається зосередження на подальшій роботі зі збільшеним розміром набору даних, щоб включати більше параметрів і ширший спектр захворювань, таких як COVID-19. Це підвищить надійність запропонованої моделі. Хоча запропонована авторами діагностична модель забезпечує високі показники ефективності, її можна

покращити, змінивши як методи попередньої обробки, так і структуру навчання. Слід зазначити, що сучасні методи машинного навчання та технології Big Data дозволяють ефективніше накопичувати, візуалізувати та аналізувати дані, отримані під час обстеження пацієнта, що також позитивно впливає на подальше ведення пацієнта. Важливу роль у впровадженні ШІ у клінічну практику відіграє залучення лікарів у цей процес, а також еволюція системи охорони здоров'я.

Таким чином, у ході дослідження виникли нові питання та проблеми, які потребують свого вирішення. Ця робота демонструє позитивні результати машинного навчання на обмеженій вибірці. Висновки великомасштабних досліджень за участю більшої кількості пацієнтів для кожного із захворювань, а також масштабнішої контрольної групи дадуть ще більш точний результат. Також необхідно продовжити роботу з розробки та вдосконалення методики, впровадження її в практичну галузь: майбутні дослідження та технології навчання ШІ мають бути зосереджені на підвищенні продуктивності та сили штучного інтелекту.

Список використаних джерел

1. Labaki W. W. Chronic respiratory diseases: a global view / W. W. Labaki, M. K. Han // *Lancet Respiratory Medicine*. – 2020. – Vol. 8, No. 6. – Pp. 531-533.
2. Cho S. J. Aging and Lung Disease / S. J. Cho, H. W. Stout-Delgado // *Annual Review of Physiology*. – 2020. – Vol. 82. – Pp. 433-459.
3. Greenes R. A. Medical informatics. An emerging academic discipline and institutional priority / R. A. Greenes, E. H. Shortliffe // *JAMA*. – 1990. – Vol. 263, No. 8. – Pp. 1114-1120.
4. Reiner B. I. Improving healthcare delivery through patient informatics and quality centric data / B. I. Reiner // *Journal of Digital Imaging*. – 2011. – Vol. 24, No. 2. – Pp. 177-178.
5. Kaul V. History of artificial intelligence in medicine / V. Kaul, S. Enslin, S. A. Gross // *Gastrointestinal Endoscopy*. – 2020. – Vol. 92, No. 4. – Pp. 807-812.
6. Aykanat M. Classification of lung sounds using convolutional neural networks / M. Aykanat, Ö. Kılıç, B. Kurt // *EURASIP Journal on Image and Video Processing*. – 2017. – Vol. 65, No. 1. – Pp. 65-69.
7. Bardou D. Lung sounds classification using convolutional neural networks / D. Bardou, K. Zhang, S. M. Ahmad // *Artificial Intelligence in Medicine*. – 2018. – Vol. 88, No. 1. – Pp. 58-69.
8. Detecting Respiratory Pathologies Using Convolutional Neural Networks and Variational Autoencoders for Unbalancing Data / M. T. García-Ordás, J. A. Benítez-Andrades, I. García-Rodríguez, C. Benavides, H. Alaiz-Moretón // *Sensors*. – 2020. – Vol. 20, No. 4. – Art. 1214.
9. Özçelik N. Artificial intelligence applications in pulmonology and its advantages during the pandemic period / N. Özçelik, İ. Selimoğlu // *Tuberk Toraks*. – 2021. – Vol. 69, No. 3. – Pp. 380-386.
10. Mekov E. Artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine / E. Mekov, M. Miravitlles, R. Petkov // *Expert Review of Respiratory Medicine*. – 2020. – Vol. 14, No. 6. – Pp. 559-564.
11. Applications of artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine / S. Gonem, W. Janssens, N. Das, M. Topalovic // *Thorax*. – 2020. – Vol. 75, No. 8. – Pp. 695-701.
12. Emmanouilidou D. Characterization of noise contaminations in lung sound recordings / D. Emmanouilidou, M. Elhilal // *On Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. – Osaka: Osaka International Convention Center, 2013. – Pp. 2551-2554.
13. A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases / J. P. Martínez, R. Almeida, S. Olmos, A. P. Rocha, P. Laguna // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. – 2004. – Vol. 51, No. 4. – Pp. 570-581.
14. Understanding and using sensitivity, specificity and predictive values / R. Parikh, A. Mathai, S. Parikh, G. Chandra Sekhar, R. Thomas // *Indian Journal of Ophthalmology*. – 2008. – Vol. 56, No. 1. – Pp. 45-50.

15. CNN-based transfer learning-BiLSTM network: A novel approach for COVID-19 infection detection / M. F. Aslan, M. F. Unlarsen, K. Sabanci, A. Durdu // *Applied Soft Computing*. – 2021. – Vol. 98. – Art. 106912.
16. Ghaderzadeh M. Deep Learning in the Detection and Diagnosis of COVID-19 Using Radiology Modalities: A Systematic Review / M. Ghaderzadeh, F. Asadi // *Journal of Healthcare Engineering*. – 2021. – Vol. 2021. – Art. 6677314.
17. Machine Learning and Deep Neural Networks in Thoracic and Cardiovascular Imaging / T. A. Retson, A. H. Besser, S. Sall, D. Golden, A. Hsiao // *Journal of Thoracic Imaging*. – 2019. – Vol. 34, No. 3. – Pp. 192-201.
18. Radiomics and deep learning in lung cancer / M. Avanzo, J. Stancanello, G. Pirrone, G. Sartor // *Strahlentherapie und Onkologie*. – 2020. – Vol. 196, No. 10. – Pp. 879-887.
19. Systematic review of machine learning for diagnosis and prognosis in dermatology / K. Thomsen, L. Iversen, T. L. Titlestad, O. Winther // *Journal of Dermatological Treatment*. – 2020. – Vol. 31, No. 5. – Pp. 496-510.
20. Artificial Intelligence Surgery: How Do We Get to Autonomous Actions in Surgery? / A. A. Gumbs, I. Frigerio, G. Spolverato, R. Croner, A. Illanes, E. Chouillard, E. Elyan // *Sensors*. – 2021. – Vol. 21, No. 16. – Art. 5526.
21. Stanford Medicine. Harnessing the Power of Data in Health. Stanford Medicine [Electronic resource]. – 2017. – Accessed mode: <https://med.stanford.edu/content/dam/sm/sm-news/documents/StanfordMedicineHealthTrendsWhitePaper2017.pdf>.
22. Khemasuwan D. Artificial intelligence in pulmonary medicine: computer vision, predictive model and COVID-19 / D. Khemasuwan, J. S. Sorensen, H. G. Colt // *European Respiratory Review*. – 2020. – Vol. 29, No. 157. – Art. 200181.
23. Yu K.-H. Artificial intelligence in healthcare / K.-H. Yu, A. L. Beam, I. S. Kohane // *Nature Biomedical Engineering*. – 2018. – Vol. 2, No. 10. – Pp. 719-731.
24. Chin-Yee B. Three Problems with Big Data and Artificial Intelligence in Medicine / B. Chin-Yee, R. Upshur // *Perspectives in Biology and Medicine*. – 2019. – Vol. 62, No. 2. – Pp. 237-256.
25. Naylor C. D. On the Prospects for a (Deep) Learning Health Care System / C. D. Naylor // *JAMA*. – 2018. – Vol. 320, No. 11. – Pp. 1099-1100.
26. eDoctor: Machine learning and the future of medicine / G. S. Handelman, H. K. Kok, R. V. Chandra, A. H. Razavi, M. J. Lee, H. Asadi // *Journal of Internal Medicine*. – 2018. – Vol. 284, No. 6. – Pp. 603-619.
27. Upshur R. E. If not evidence, then what? Or does medicine really need a base? / R. E. Upshur // *Journal of Evaluation in Clinical Practice*. – 2002. – Vol. 8, No. 2. – Pp. 113-119.
28. Effect of Data Augmentation and Lung Mask Segmentation for Automated Chest Radiograph Interpretation of Some Lung Diseases / P. Gang, W. Zeng, Yu. Gordienko, Yu. Kochura, O. Alienin, O. Rokovyi, S. Stirenko // *Neural Information Processing. ICONIP 2019. Communications in Computer and Information Science* / Edited by T. Gedeon, K. Wong, M. Lee. – Cham: Springer, 2019.

References

1. Labaki, W.W., & Han, M.K. (2020). Chronic respiratory diseases: a global view. *Lancet Respiratory Medicine*, 8(6), 531-533.
2. Cho, S.J., & Stout-Delgado, H.W. (2020). Aging and Lung Disease. *Annual Review of Physiology*, 82, 433-459.
3. Greenes, R.A., & Shortliffe, E.H. (1990). Medical informatics. An emerging academic discipline and institutional priority. *JAMA*, 263(8), 1114-1120.
4. Reiner, B.I. (2011). Improving healthcare delivery through patient informatics and quality centric data. *Journal of Digital Imaging*, 24(2), 177-178.
5. Kaul, V., Enslin, S., & Gross, S.A. (2020). History of artificial intelligence in medicine. *Gastrointestinal Endoscopy*, 92(4), 807-812.
6. Aykanat, M., Kılıç, Ö., & Kurt, B. (2017). Classification of lung sounds using convolutional neural networks. *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, 65(2017), 65-69.
7. Bardou, D., Zhang, K., & Ahmad, S.M. (2018). Lung sounds classification using convolutional neural networks. *Artificial Intelligence in Medicine*, 88(1), 58-69.

8. García-Ordás, M.T., Benítez-Andrades, J.A., García-Rodríguez, I., Benavides, C., & Alaiz-Moretón, H. (2020). Detecting Respiratory Pathologies Using Convolutional Neural Networks and Variational Autoencoders for Unbalancing Data. *Sensors*, 20(4), 1214.
9. Özçelik, N., & Selimoğlu, İ. (2021). Artificial intelligence applications in pulmonology and its advantages during the pandemic period. *Tuberk Toraks*, 69(3), 380-386.
10. Mekov, E., Miravittles, M., & Petkov, R. (2020). Artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine. *Expert Review of Respiratory Medicine*, 14(6), 559-564.
11. Gonem, S., Janssens, W., Das, N., & Topalovic, M. (2020). Applications of artificial intelligence and machine learning in respiratory medicine. *Thorax*, 75(8), 695-701.
12. Emmanouilidou, D., & Elhilal, M. (2013). Characterization of noise contaminations in lung sound recordings. In: *On Conference proceedings: Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (pp. 2551-2554). Osaka: Osaka International Convention Center.
13. Martínez, J.P., Almeida, R., Olmos, S., Rocha, A.P., & Laguna, P. (2004). A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(4), 570-581
14. Parikh, R., Mathai, A., Parikh, S., Chandra Sekhar, G., & Thomas, R. (2008). Understanding and using sensitivity, specificity and predictive values. *Indian Journal of Ophthalmology*, 56(1), 45-50.
15. Aslan, M.F., Unlarsen, M.F., Sabanci, K., & Durdu, A. (2021). CNN-based transfer learning-BiLSTM network: A novel approach for COVID-19 infection detection. *Applied Soft Computing*, 98, 106912.
16. Ghaderzadeh, M., & Asadi, F. (2021). Deep Learning in the Detection and Diagnosis of COVID-19 Using Radiology Modalities: A Systematic Review. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, 6677314.
17. Retson, T.A., Besser, A.H., Sall, S., Golden, D., & Hsiao, A. (2019). Machine Learning and Deep Neural Networks in Thoracic and Cardiovascular Imaging. *Journal of Thoracic Imaging*, 34(3), 192-201.
18. Avanzo, M., Stancanello, J., Pirrone, G., & Sartor, G. (2020). Radiomics and deep learning in lung cancer. *Strahlentherapie und Onkologie*, 196(10), 879-887.
19. Thomsen, K., Iversen, L., Titlestad, T.L., & Winther, O. (2020). Systematic review of machine learning for diagnosis and prognosis in dermatology. *Journal of Dermatological Treatment*, 31(5), 496-510.
20. Gumbs, A.A., Frigerio, I., Spolverato, G., Croner, R., Illanes, A., Chouillard, E., & Elyan, E. (2021). Artificial Intelligence Surgery: How Do We Get to Autonomous Actions in Surgery? *Sensors*, 21(16), 5526.
21. Stanford Medicine. (2017). <https://med.stanford.edu/content/dam/sm/sm-news/documents/StanfordMedicineHealthTrendsWhitePaper2017.pdf>.
22. Khemasuwan, D., Sorensen, J.S., & Colt, H.G. (2020). Artificial intelligence in pulmonary medicine: computer vision, predictive model and COVID-19. *European Respiratory Review*, 29(157), 200181.
23. Yu, K.-H., Beam, A.L., & Kohane, I.S. (2018). Artificial intelligence in healthcare. *Nature Biomedical Engineering*, 2(10), 719-731.
24. Chin-Yee, B., & Upshur, R. (2019). Three Problems with Big Data and Artificial Intelligence in Medicine. *Perspectives in Biology and Medicine*, 62(2), 237-256.
25. Naylor, C.D. (2018). On the Prospects for a (Deep) Learning Health Care System. *JAMA*, 320(11), 1099-1100.
26. Handelman, G.S., Kok, H.K., Chandra, R.V., Razavi, A.H., Lee, M.J., & Asadi, H. (2018). eDoctor: Machine learning and the future of medicine. *Journal of Internal Medicine*, 284(6), 603-619.
27. Upshur, R.E. (2002). If not evidence, then what? Or does medicine really need a base? *Journal of Evaluation in Clinical Practice*, 8(2), 113-119.
28. Gang, P., Zeng, W., Gordienko, Yu., Kochura, Yu., Alienin, O., Rokovyi, O., & Stirenko, S. (2019). Effect of Data Augmentation and Lung Mask Segmentation for Automated Chest Radiograph Interpretation of Some Lung Diseases. In: T. Gedeon, K. Wong, M. Lee (Eds.), *Neural Information Processing. ICONIP 2019. Communications in Computer and Information Science*. Cham: Springer.

Отримано 06.05.2022

Denis Panaskin¹, Yelyzaveta Bilokon², Dmytro Babko³

¹Master, Department of Computer Science
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" (Kyiv, Ukraine)
E-mail: d_panaskin9239-1@academics.org.pl. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-1966-2165>

²Master, Faculty of Information Technologies
Taras Shevchenko National University of Kyiv (Kyiv, Ukraine)
E-mail: yelyz_bilokon@uni.com.nl. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-6673-5910>

³Master, Faculty of Informatics and Computer Engineering
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute" (Kyiv, Ukraine)
E-mail: d.babko@sc-community.be. **ORCID:** <https://orcid.org/0000-0002-7510-3552>

**MACHINE LEARNING FOR DIAGNOSIS
OF DISEASES OF PULMONARY SYSTEM**

The relevance of the presented article is due to the fact that, although there is data on the effectiveness of using artificial intelligence (AI) for diagnosis of diseases, there is not enough information about the ability of deep learning, illustrated by deep convolutional neural networks and long-term units of short-term memory, in recognizing diseases of the respiratory system by sound signals of the lungs. A deep learning model based on convolutional neural networks and bidirectional long-term short-term memory was used to classify lung sounds and, on its basis, detect the presence of pulmonary system pathology.

The aim of the study was to compare the accuracy of a neural network diagnosis with a disease already established by doctors, and to test the current method of examination on healthy people.

In the course of the research, theoretical, diagnostic, empirical, methods of mathematical statistics and deep machine learning were used. The developed model reached a high level of productivity; the sensitivity of the method was 97.5 %.

The number of negative results that were correctly identified as such was 56 %, and the specificity of the method was 98.2 %. The best results have been achieved in the diagnosis of asthma. The study proposed by the authors provides a fairly accurate recognition of the studied lung diseases by the sounds of the lungs. In the course of the research, new questions and problems arose that needed their solution.

This study demonstrates good machine learning results in a limited sample. An important aspect remains to focus on further work with an increased dataset size to include more parameters and a wider range of diseases, such as COVID-19. Future AI research and learning technologies should focus on increasing the productivity and power of artificial intelligence.

Keywords: *medicine; Artificial Intelligence; lung disease; innovation; diagnostics.*

Fig.: 3. Table: 3. References: 28.