

## НОВІ МЕТОДИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

УДК 616.248-008.7:612.014.4

DOI 10.32782/2226-2008-2022-3-12

О. М. Комлевой

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПУЛЬМОНОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Одеський національний медичний університет, Одеса, Україна

УДК 616.248-008.7:612.014.4

О. М. Комлевой

## ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ ПУЛЬМОНОЛОГІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Одеський національний медичний університет, Одеса, Україна

В даній роботі побудована нейромережа для діагностування захворювання на ХОЗЛ шляхом класифікації стану дихальної системи. Для діагностування використана розширена система діагностичних показників, що крім результатів загальноклінічного аналізу, анкетного опитування за визначеними стандартами та біохімічних показників включає також біофізичні показники. Біофізичні показники є відсотковими внесками у складі конденсату вологи видихнутого повітря частинок різного походження та розміру. Аналіз характеристик побудованої моделі включав значення точності, повноти та F-міри, які виявились найкращими при 30000 епохах навчання нейромережі. Спроба використати ту ж саму нейромережу для вивчення стану дихальної системи після завершення лікування пацієнтів хворих на ХОЗЛ підтвердила, що у пацієнтів, які знаходяться на цій стадії, стан бронхо-легеневої системи не встигає повністю відновитися.

**Ключові слова:** пульмонологія, ХОЗЛ, діагностика, біофізичні показники.

UDC 616.248-008.7:612.014.4

O. M. Komlevoi

## APPLICATION OF NEURON NETWORKS FOR DIAGNOSTIC OF PULMONARY DISEASES

Odesa National Medical University, Odesa, Ukraine

**Introduction.** Neural networks are used to study and diagnose pulmonary diseases based on different sets of input data. In this work, a neural network was built for diagnosing COPD by classifying the state of the respiratory system.

**Material and methods.** An extended system of diagnostic indicators is used for diagnosis, which, in addition to the results of a general clinical analysis, a questionnaire based on defined standards, and biochemical indicators, also includes biophysical indicators. Biophysical indicators are percentage contributions in the moisture condensate composition of exhaled air particles of different origins and sizes. The group of patients consisted of 186 people aged from 40 to 45 years, patients with COPD in the exacerbation stage during inpatient treatment, during (on the 5th day) and after treatment (on the 11-14th day) at the hospital stage, according to the existing protocol. During the examination, in addition to standard methods of examination, samples of moisture condensate of exhaled air were obtained from patients using a special device. The comparison group consisted of 373 practically healthy people aged 30 to 37 years. The values of all diagnostic indicators are checked for quality before their use, cases of data lag in time, desynchronization, appearance of non-normalized data, omissions, irrelevance, appearance of raw data and their duplication are monitored. When low-quality data is detected, appropriate technical and organizational practices are applied to them, which aim to correct the situation. The obtained qualitative input data are divided into 3 groups: for training, validation and testing of the neural network in a ratio of 3:1:1.

**Conclusion.** The neural network, which was built to diagnose COPD, showed high quality of the obtained solutions. Performance analysis of the built model included accuracy, completeness, and F-measure values, which were found to be the best at 30,000 epochs of neural network training. An attempt to use the same neural network to study the state of the respiratory system after the completion of treatment of patients with COPD confirmed that in patients who are at this stage, the state of the bronchopulmonary system does not have time to fully recover. This happens due to the complication of restoration of the homeostatic mechanisms of the functioning of respiratory tract tissues. Therefore, the bronchopulmonary system of patients immediately after treatment cannot be considered completely healthy.

**Key words:** pulmonology, COPD, diagnostics, biophysical indicators.

**Вступ.** Управління багатьма сучасними медичними дослідженнями немисливо без моделювання, прогнозування та аналізу даних. Широке застосування методів машинного навчання для медицини цілком мотивоване розвитком надзвичайного теоретично-наукового і практичного інтересу до можливостей, що відкриваються.

Як стверджуються автори [1], «насамперед, це пов'язано зі збільшенням доступності даних, значними

вдосконаленнями методів машинного навчання та вдосконаленням обчислювальних можливостей».

В [2] роблять висновок, що «зі збільшенням кількості медичних даних, що генеруються щодня, існує сильна потреба в надійних автоматизованих інструментах оцінки. З великими надіями та очікуваннями машинне навчання має потенціал революціонізувати багато галузей медицини, допомагаючи приймати швидші та правильніші рішення та покращуючи поточні стандарти лікування».

© О. М. Комлевой, 2022

Велику увагу дослідників привертають штучні нейронні мережі (ШНМ), тому що «моделі нейронних мереж, такі як штучні нейронні мережі з прямим зв'язком і зворотним зв'язком, працюють краще в застосуванні до проблем людини» [3].

В [4] проведений огляд поточних методів машинного навчання та їх використання в медичних дослідженнях. Автори особливо зосередились на окремих методах машинного навчання, найкращих практиках і глибокому навчанні.

**Аналіз сучасних рішень.** Гомеостаз дихальних шляхів і легеневої тканини визначає функціональний стан дихальної системи. В клітинах бронхоальвеолярної системи постійно перебігають метаболічні, проліферативні, деструктивні процеси тощо. Для діагностування та оцінки стану дихальної системи застосовуються різні методи та підходи, в тому числі методи машинного навчання.

В [5] описано клінічну систему підтримки прийняття рішень, що предназначена для діагностики респіраторних захворювань. Висновки робляться на основі дослідження показників спірометрії як одного з методів визначення тяжкості захворювання легенів з вимірюванням об'ємних і швидкісних показників дихання.

При пневмонії проводиться бактеріоскопія з забарвленням по Граму і посів мокротиння, отриманого при глибокому відкашлюванні; досліджується плевральна рібина (при наявності плеврального випоту – підрахунок лейкоцитів з лейкоцитарною формулою, визначення рН, активності лактатдегідрогенази, вмісту білка, мазок за Грамом, посів на аероби, анаероби, мікобактерії), робляться рентгенівські знімки та проводиться збір анамнезу. Ці дані використовуються ідентифікувати, діагностувати та прогнозувати захворювання з мінімальними витратами часу [6, 7].

При бронхіальній астмі досліджується мокрота (макроскопічно – в'язка, прозора; мікроскопічно – еозинофіли, кристали Шарко-Лейдена і спіралі Куршмана, нейтрофіли); проводять неінвазивний вимір маркерів запалення дихальних шляхів (дослідження мокротиння на наявність еозинофілів або метакроматичних клітин після інгаляції гіпертонічного розчину або виділених спонтанно). У роботі [8] зроблено акцент на крайньої важливості ранньої діагностики астми та відрізнення її від звичайних респіраторних захворювань, таких як бронхіт і пневмонія. Автори стверджують, що «якщо астму не діагностувати вчасно, хронічне запалення дихальних шляхів призводить до уражень, які не тільки перешкоджають спортивним здібностям дітей, але й є основною причиною хронічних захворювань дихальних шляхів у дорослих, таких як хронічна обструктивна хвороба легенів (ХОЗЛ)». Модель машинного навчання для ідентифікації астми базується на ретроспективних електронних медичних записах.

Для позначення хронічних запальних захворювань легенів внаслідок тривалого роздратування повітряно-носних шляхів леткими забруднюючими речовинами побутового або виробничого характеру введено узагальнювальний термін ХОЗЛ – хронічне обструктивне захворювання легенів.

В ХОЗЛ входять хронічні хвороби органів дихальної системи: гострий обструктивний бронхіт (88–90%), бронхіальна астма тяжкого перебігу (8–10%), емфізема легенів (1%). У США і Великобританії в групу ХОЗЛ включаються також муковісцидоз, облітеруючий бронхіт, бронхоектатична хвороба. При генералізованій обструкції проводиться диференціальна діагностика. Часто ХОЗЛ діагностуються на пізніх стадіях, коли прогресування стає неминучим, незважаючи на використання сучасних лікувальних програм.

У [9] зазначена висока важливість раннього виявлення ХОЗЛ, яке починається повільно та прогресує до раку легень. У роботі ХОЗЛ діагностується машинними методами на основі витягнутих ознак з комп'ютерних томографічних зображень пацієнтів. Автори [10] намагаються не тільки прогнозувати, але й пояснювати прогнози випадків з важкими загостреннями ХОЗЛ.

В роботі [11] побудована машинна модель виживання при захворюванні на ХОЗЛ. У моделі використані 15 параметрів, з основних – індекс маси тіла та результати аналізу крові, вік, респіраторні змінні (обструкція повітряного потоку, загострення, куріння) та супутні захворювання. Доказана ефективність побудованої моделі; автори вважають найважливішим те, що ідентифікація пацієнтів, яким може бути корисний паліативний догляд, ґрунтується на регулярних зборах інформації в рамках первинної медичної допомоги.

При цьому ж у [12] вказано, що «аналіз методів машинного навчання для виявлення ХОЗЛ показує обмежене використання методів і відсутність стандартів, що перешкоджає впровадженню машинного навчання в клінічних програмах.» Отже, пошук параметрів дихальної системи, вивчення яких дозволить будувати ефективні моделі машинного навчання, зокрема нейромережі, та побудова саме таких моделей є актуальним завданням.

**Методи та моделі досліджень.** Кожен з метаболічних, проліферативних та деструктивних процесів супроводжується виходом у міжклітинний простір і дихальні шляхи різних за розмірами біосубстратів. Повітря, проходячи по дихальним шляхам і легеням, захоплює біологічні частки і білкові молекули, які виявляються у складі конденсату вологи видихнутого повітря (КВВП).

Вивчення складу КВВП показало, що він є різним при різних пульмонологічних захворюваннях, отже, може допомагати диференціювати стан бронхо-легеневої системи [13, 14].

Залежно від процесів, які відбуваються в клітинах бронхоальвеолярної системи, можливе виявлення різних макромолекулярних фракцій, наявність і характеристика яких дозволяє визначити зміни біофізичних показників КВВП та оцінити стан гомеостазу дихальних шляхів і легеневої тканини за допомогою методу лазерної кореляційної спектроскопії (ЛКС).

Біофізичні показники є відсотковими внесками у КВВП частинок різного походження та розміру. Вони віддзеркалюють перерозподіл макромолекулярних фракцій, що відповідає різним станам пульмонологічної системи, у тому числі й наявності патологічних відхилень.

Попередні дослідження показали, що біофізичні параметри, які обчислюються на основі складу КВВП, можуть бути використані при виявленні особливостей у фізіологічному та патологічному станах пульсмоніторингової системи з використанням методів машинного навчання. В [15] застосовано методи наївного Байеса, логістичної регресії та випадкового лісу для діагностики захворювань на астму та бронхіт.

Метою даної роботи є вивчення можливостей діагностування захворювання на ХОЗЛз використанням штучної нейронної мережі на основі розширеної системи діагностичних показників, що включає також біофізичні показники.

Для досягнення цієї мети потрібно вирішити наступні завдання:

- вибір вхідних даних та дослідження їх якості;
- побудова нейронної мережі для діагностування захворювання на ХОЗЛ та тренування цієї нейронної мережі;
- проведення класифікації за допомогою нейронної мережі та оцінка її властивостей.

Крім того, цікавою є спроба використання цієї нейронної мережі при діагностуванні пацієнтів у ході лікування та одразу ж після закінчення лікування.

**Експериментальні дослідження.** Група пацієнтів складалася з 186 осіб у віці від 40 років до 45 років, хворих на ХОЗЛ у стадії загострення під час стаціонарного лікування, під час (на 5 день) та після лікування (на 11–14 день) на госпітальному етапі, згідно до існуючого протоколу. Під час обстеження на додаток до стандартних методів обстеження у пацієнтів отримували зразки КВВП з використанням спеціального пристрою. Група порівняння складалася з 373 практично здорових людей у віці від 30 років до 37 років.

В датасет даних пацієнтів були включені результати загальноклінічного аналізу (анамнез, результати

рентгенології), анкетного опитування за визначеними стандартами, біохімічні показники. Крім того, датасети були доповнені значеннями біофізичних показників пацієнтів та здорових осіб. Біофізичні властивості КВВП досліджені з застосуванням лазерного кореляційного спектрометра для біологічних рідин ЛКС-03.

**Перевірка якості вхідних даних.** Відповідно до поставлених задач, спочатку був проведений аналіз якості вхідних даних. Попередня перевірка придатності вхідних даних та виключення з датасету даних що не є та не можуть принципово стати придатними для вирішення задачі, є обов'язковим кроком для отримання якісного рішення задачі [16].

Розглянемо критерії, згідно з якими вхідні дані є непридатними для подальшого використання:

- запізнення – дані обстежень пацієнтів відсутні у системі в той момент часу, коли їх потрібно оброблювати;
- розсинхронізація – дві чи більше копії даних розрізняються між собою;
- ненормалізованість – одна і та ж сама характеристика оцінювалась у різних пацієнтів за різними шкалами;
- пропуск – в датасетах пацієнтів пропущені чи недоступні результати деяких обстежень;
- нерелевантність – надані дані не потрібні для вирішення поставленого завдання, наприклад, ніяк не пов'язані з можливими діагнозами пацієнта;
- неочищеність – дані містять помилки та невідповідності;
- дублікати – дані при одного і того ж самого пацієнта присутні декілька разів.

Для усунення указаних проблем доцільно застосовувати технічні та організаційні практики [17]. Результати застосування таких практик до початкових

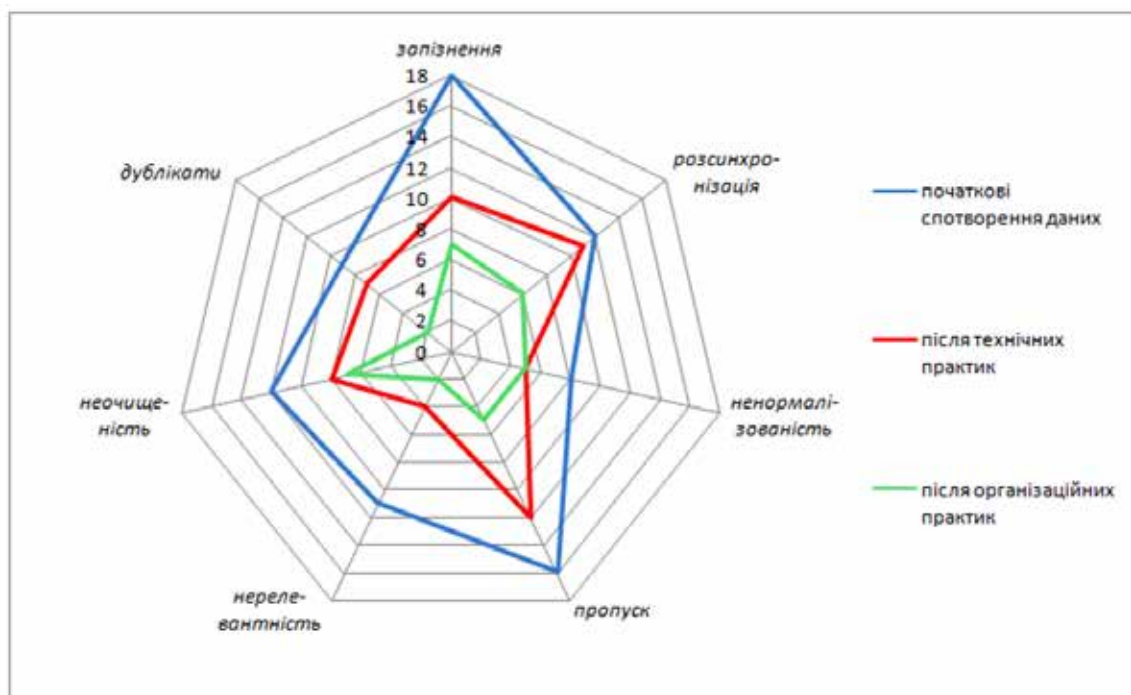


Рис. 1. Результати підвищення якості початкових даних

## НОВІ МЕТОДИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ

датасетів пацієнтів хворих на ХОЗЛ та здорових осіб представлені на рис. 1.

Синім кольором позначені початкові дані; як можна побачити, найбільші проблеми були викликані несвоєчасним наданням повного набору даних пацієнта (18 випадків) та пропусками окремих даних (16 випадків).

Після застосування технічних практик помилки за усіма критеріями були зменшені, результат показаний червоним кольором. До отриманих результатів були застосовані організаційні практики, які в 1,5–2 рази зменшили помилки по деяким критеріям якості. Дані пацієнтів, які наприкінці цього процесу обробки все одно містили помилки, були виключені з подальшого розгляду. Зазначимо, що дані одного і того ж самого пацієнта можуть містити помилки за різними критеріями якості.

**Діагностика ХОЗЛ з використанням нейронних мереж.** Загальноживані способи визначення ХОЗЛ надають дані (загалом більше 30 показників), які від-

дзеркалюють зміни патогенезу, порушення механіки та функцій дихання, вентиляційно-перфузійних відносин та ін. Разом з тим лазерна кореляційна спектроскопія, яка є одним із найбільш чутливих методів дослідження складу полідисперсних рідин, теж демонструє відмінності у КВВП здорових осіб та пацієнтів хворих на ХОЗЛ. Це надає ще 31 діагностичний показник (рис. 2).

Для побудови, навчання та перехресної перевірки нейромережі вхідні дані з виключеними неякісними наборами даних розподілені на 3 групи: тренування, валідація та тестування у співвідношенні 3:1:1. Навчання нейромережі виконувалось у трьох режимах для 10000, 100000 та 300000 епох навчання.

Оцінка характеристик побудованої моделі наведена у табл. 1 ті включає: точність, повноту та F-measure.

Можна вважати, що при збільшенні кількості епох навчання властивості побудованої машинної моделі є придатними для проведення діагностування пацієнтів на ХОЗЛ.

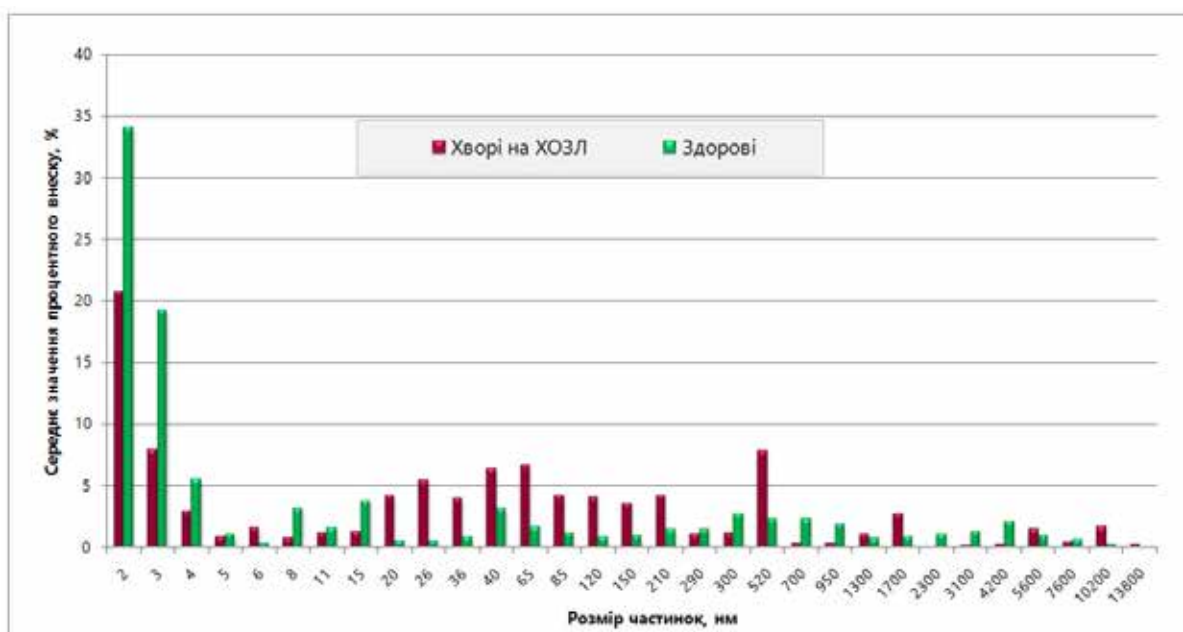


Рис. 2. Біофізичні показники здорових осіб та пацієнтів хворих на ХОЗЛ

Таблиця 1

### Характеристики нейронної мережі при діагностуванні хворих на ХОЗЛ

	Кількість епох навчання		
	10000	100000	300000
Precision	0,759	0,831	0,917
Recall	0,704	0,785	0,843
F-measure	0,730	0,807	0,878

Таблиця 2

### Характеристики нейронної мережі при діагностуванні пацієнтів протягом лікування та одразу після завершення лікування

	Обстеження	
	Протягом лікування	Після лікування
Precision	0,773	0,714
Recall	0,754	0,703
F1-measure	0,763	0,708

**Обговорення можливостей нейронної мережі.**

Визначимо як веде себе побудована модель для пацієнтів протягом лікування та одразу після завершення лікування. Розглянемо результати роботи нейронної мережі для 300000 епох навчання (табл. 2).

Якщо вважати пацієнтів, які обстежуються протягом лікування, як все же хворих на ХОЗЛ, то можна побачити зниження всіх характеристик нейромережі. Якщо прийняти дані з таблиці 1 за 100%, то значення Precision зменшились приблизно на 15%, Recall – близько 10%, F1-measure – на 13%.

Якщо розглядати пацієнтів після лікування як здорових осіб, то теж можна виявити погіршення характеристик нейромережі. Так, значення Precision знижено на 22%, інші характеристики – на 16–19%.

Результати є очікуваними, тому що при ХОЗЛ в легеневій тканині та просвіті альвеолів і бронхів збільшується кількість нейтрофілів. Велике скупчення нейтрофілів в капілярній сітці альвеол приводить до руйнації структурних компонентів альвеол, та в першу чергу – ділянок альвеолярних стінок, приєднаних до термінальних бронхіол. Процеси ушкодження та відновлення при ХОЗЛ, які складають основу хронічного запалення, регулюються великою кількістю екзогенних і ендогенних протизапальних медіаторів і проявляються на всіх рівнях респіраторної системи: захисного слизу, епітеліальних клітин, інтерстиціальної тканини. Ці суттєві зміни дихальної системи у хворих на ХОЗЛ пацієнтів повністю не відновлюються після проведеного лікування на тлі відсутності патологічної симптоматики.

**Висновки.** Як показав аналіз літературних джерел, застосування різноманітних нейронних мереж є розповсюдженою практикою при проведенні пульмонологічного діагностування. Отже, побудова нейромережі та вибір вхідних даних для ефектив-

ного вивчення захворювань дихальної системи має безумовну теоретичну та практичну цінність.

У статті вперше запропоновано проведення діагностування захворювання на ХОЗЛ з використанням нейронної мережі на базі розширеної системи діагностичних показників. У цю розширену систему додатково до стандартного датасету включені значення біофізичних показників дихальної системи, що являють собою відсоткові внески конденсату вологи видихнутого повітря.

Для ХОЗЛ характерно частково необоротне обмеження повітряного потоку в дихальних шляхах, яке, як правило, має неухильно прогресуючий характер і спровоковано аномальною запальною реакцією тканини легенів на подразнення різними патогенними частинками і газами.

Зміни у дихальній системі при захворюванні на ХОЗЛ є суттєвими: альвеолярні макрофаги виділяють підвищену кількість перекису водню, що приводить до руйнації клітинних елементів та білків. Нейтрофіли, проникаючи в міжклітинний простір, виділяють протизапальні медіатори, які мають хемотоксичну дію. Крім того, нейтрофіли виділяють нейтральні протеази і вільні радикали, які приводять до руйнації практично всіх молекулярних компонентів клітини: ліпідів, білків, нуклеїнових кислот, а також утворюють катіонні білки, які порушують клітини.

Нейронна мережа, яка побудована для діагностування захворювання на ХОЗЛ, показала високу якість отриманих рішень. Додаткові дослідження показали, що через складне відновлення гомеостатичних механізмів функціонування тканин дихальних шляхів таку нейромережу недоцільно застосовувати для діагностування хворих протягом лікування, тому що процес лікування, який проводиться відповідно до стандартних протоколів, розмиває картину порушень

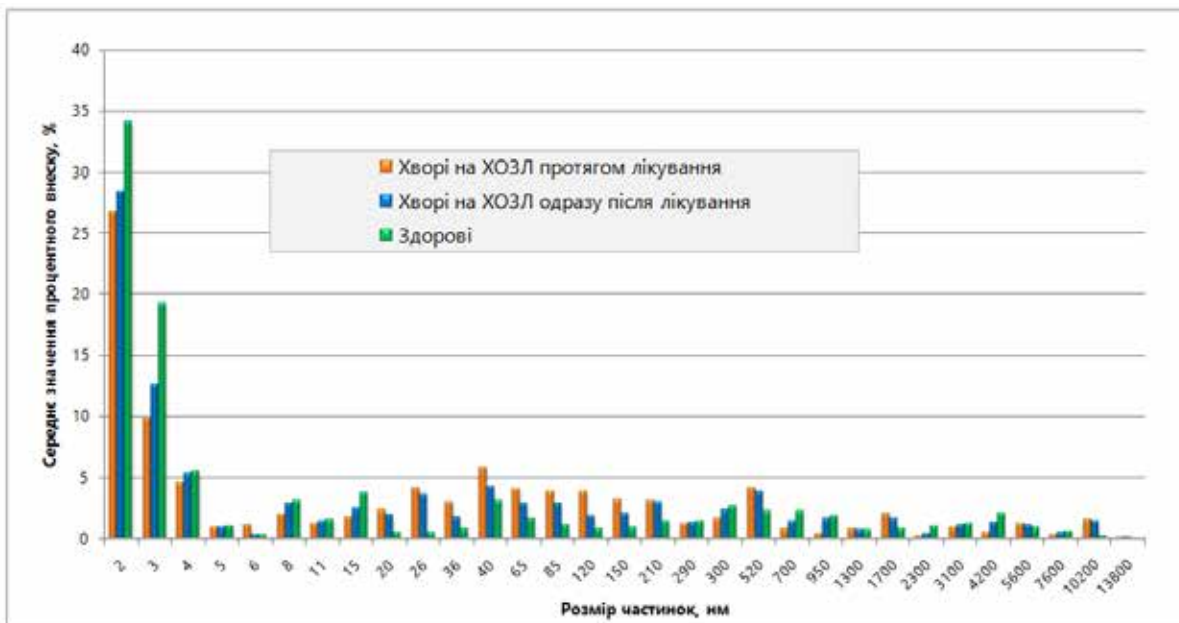


Рис. 3. Біофізичні показники здорових осіб та пацієнтів хворих на ХОЗЛ протягом лікування та одразу після лікування

фізіологічного та патологічного станів пульмонологічної системи. Крім того, через ускладнення відновлення гомеостатичних механізмів функціонування тканин дихальних шляхів бронхо-легенева система пацієнтів одразу після лікування не може вважа-

тись повністю здоровою. Це підтверджується розбіжністю у даних біофізичних показників дихальної системи вилікуваних пацієнтів у порівнянні зі здоровими особами та невисокими значеннями характеристик нейронної мережі.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. Boutaba R, Salahuddin MA, Limam N, et al. A comprehensive survey on machine learning for networking: evolution, applications and research opportunities, Journal of Internet Services and Applications, 2018, Volume 9, Article Number 16. DOI: 10.1186/s13174-018-0087-2.
2. Koteluk O, Wardecki A, Mazurek S, Kolodziejczak I, Mackiewicz A. How Do Machines Learn? Artificial Intelligence as a New Era in Medicine, Journal of Personalized Medicine, 2021, Volume 11, Issue 1, Article Number 32. DOI: 10.3390/jpm11010032.
3. Abiodun OI, Jantan A, Omolara AE, Dada KV, Mohamed NA, Arshad H. State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey, Heliyon, Volume 4, Issue 11, Article Number e00938. DOI: 10.1016/j.heliyon.2018.e00938
4. Choi RY, Coyner AS, Kalpathy-Cramer J, Chiang MF, Campbell JP. Introduction to Machine Learning, Neural Networks, and Deep Learning, Translation Vision Science & Technology, 2020, Volume 9, Issue 2, Article Number 14. DOI: 10.1167/tvst.9.2.14.
5. Spathis D, Vlamos P. Diagnosing asthma and chronic obstructive pulmonary disease with machine learning, Health Informatics Journal, 2019, Volume 25, Issue 3, Pp. 811-827. DOI: 10.1177/1460458217723169.
6. Suresh KM, Perumal V, Yuvaraj G, Rajasekar SJS. Detection of Pneumonia from Chest X-Ray images using Machine Learning, Concurrent Engineering-Research and Applications, 2022, Article Number 1063293X221106501. DOI: 10.1177/1063293X221106501.
7. Wang DW, Willis DR, Yih Y. The pneumonia severity index: Assessment and comparison to popular machine learning classifiers, International Journal of Medical Informatics, 2022, Volume 163, Article Number 104778. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2022.104778.
8. Yu G, Li ZM, Li SX, et al. The role of artificial intelligence in identifying asthma in pediatric inpatient setting, Annals of Translational Medicine, 2020, Volume 8, Issue 21, Article Number 1367. DOI: 10.21037/atm-20-2501a.
9. Chopde NR, Miri R. A Novel Machine Learning Approach for Prediction of Chronic Obstructive Pulmonary Disease, Bioscience Biotechnology Research Communications, 2020, Volume 13, Issue 15, Pp. 285-291. DOI: 10.21786/bbrc/13.15/50.
10. Zeng SY, Arjomandi M, Luo G. Automatically Explaining Machine Learning Predictions on Severe Chronic Obstructive Pulmonary Disease Exacerbations: Retrospective Cohort Study, JMIR Medical Informatics, 2022, Volume 10, Issue 2, Article Number e33043. DOI: 10.2196/33043.
11. Bloom CI, Ricciardi F, Smeeth L, Stone P, Quint JK. Predicting XO3J 1-year mortality using prognostic predictors routinely measured in primary care, BMC Medicine, Volume 17, Article Number 73. DOI: 10.1186/s12916-019-1310-0.
12. Becirovic LS, Deumic A, Pokvic LG, Badnjevic A. Artificial Intelligence Challenges in COPD management: a review, 2021 IEEE 21st International Conference On Bioinformatics And Bioengineering (IEEE BIBE 2021). DOI: 10.1109/BIBE52308.2021.9635374.
13. Komleva NO, Cherniha KS, Tymchenko BI, Komlevoy OM. Intellectual Approach Application for Pulmonary Diagnosis, IEEE First International Conference «Data Stream Mining & Processing», Lviv Ukraine, 2016, pp. 48–52.
14. Komlevaya N, Komlevoy A, Chernega K. Designing of the specialized computer system for making pulmonology diagnosis, in: Proceedings of the 8th International Conference of Programming UkrPROG'2014, Kyiv Ukraine, 2014, pp. 253–263.
15. Komlevoi O., Komleva N., Liubchenko V., Zinovatna S. Biological Data Mining and Its Applications in Pulmonology. Proceedings of the 4th International Conference on Informatics & Data-Driven Medicine. Valencia, Spain, November 19 - 21, 2021. Vol-3038. p. 44-53. <http://ceur-ws.org/Vol-3038/paper5.pdf>
16. Krisilov VA, Komleva NO. Analysis and Evaluation of Competence of Information Sources in Problems of Intellectual Data Processing. Problemele Energeticii Regionale. 2019. Issue: 1-1. Special Issue: SI. Pp. 91-104. <https://doi.org/10.5281/zenodo.3239185>
17. Komleva N, Liubchenko V, Zinovatna S. Evaluation of the Quality of Survey Data and its Visualization Using Dashboards. 15th International Scientific and Technical Conference «Computer Science and Information Technologies» Lviv Polytechnic National University. Lviv, Ukraine, September 23-26, 2020. Vol. 2. – Lviv, 2020. – P. 234–237. DOI: 10.1109/CSIT49958.2020.9321970.

*Надійшла до редакції 03.12.2022 р.*

*Прийнята до друку 14.12.2022 р.*

*Електронна адреса для листування [shurik73.jan@gmail.com](mailto:shurik73.jan@gmail.com)*