



УДК 616.24:159.95:007.52

DIAGNOSIS OF RESPIRATORY RHYTHM BASED ON PHYSIOLOGICAL PARAMETERS OF PLETHYSMOGRAPHY USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE

ДІАГНОСТУВАННЯ ДИХАЛЬНОГО РИТМУ НА ОСНОВІ ФІЗІОЛОГІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ПЛЕТИЗМОГРАФІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Bolodan O.A. / Болобан О.А.

PhD student / аспірант.

ORCID: 0009-0004-9074-4077

National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute»

Kyiv, 37 Beresteysky ave. 03056,

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» м. Київ, просп. Берестейський, 37. 03056

Анотація У даній статті розглядається проблема діагностування дихального ритму на основі фізіологічних показників плетизмографії з використанням штучного інтелекту. Захворювання дихальної системи стають більш розповсюдженими, особливо після епідемії COVID-19. Метою дослідження є розробка моделі штучного інтелекту для розрахунку показника дихання на основі даних, отриманих з девайсу, який реєструє серцевий пульс, рівень кисню в крові (SO₂) та фотоплетизмографічні сигнали, а також даних про вік та стать пацієнта. Методологія включає використання моделі Long Short-Term Memory (LSTM) та аналізу даних зібраних сенсором MAX30102. Основні результати показали, що модель може передбачати показники дихання з певною похибкою, яка залежить від кількості та якості даних про пацієнтів. Зокрема, було виявлено, що модель найкраще працює з даними пацієнтів старше 50 років, в той час як для пацієнтів молодше 30 років кількість даних для навчання була недостатньою. Незважаючи на ці недоліки, модель демонструє здатність точно передбачати частоту дихання на основі наданих даних. Таким чином, застосування штучного інтелекту в діагностиці дихального ритму може стати ефективним інструментом для медичних потреб, хоча потребує подальшого вдосконалення та балансування даних для різних вікових груп.

Ключові слова: Діагностування дихального ритму, штучний інтелект, фотоплетизмографія, Long Short-Term Memory (LSTM), серцевий пульс, рівень кисню в крові (SO₂), MAX30102, медична діагностика, фізіологічні показники.

Вступ

Дихальна система забезпечує нашу кров достатньою кількістю кисню через дихання. Усім клітинам організму потрібен кисень, щоб вижити, рости та перетворювати їжу в енергію. Коли ми дихаємо, ми вдихаємо кисень і видихаємо вуглекислий газ і водяну пару як побічні продукти клітинного дихання. Дихання — це здебільшого мимовільний процес під контролем вегетативної нервової системи, який стимулює скорочення та розслаблення діафрагми та м'язів навколо легенів. [1]. Це скорочення та розслаблення створює ритмічну частоту та патерн дихання. Розслаблене дихання постійне, час від часу позіхаючи або зітхаючи. У стані спокою використовуються лише м'язи вдиху, а видих зазвичай є пасивним процесом, оскільки легені повертаються після розтягування вдиху. [2]

Захворювання дихальної системи стають більш розповсюдженими, особливо після пандемії COVID-19, яка спричинила значне збільшення випадків



легеневих захворювань у всьому світі [3]. Згідно з даними Всесвітньої організації охорони здоров'я, кількість людей, які страждають від хронічних респіраторних захворювань, різко зросла після COVID-19, підкреслюючи необхідність покращеної діагностики та моніторингу дихальної функції [4].

З розвитком технологій з'явилися нові методи діагностики дихальної системи, серед яких виділяється використання штучного інтелекту. Одним із перспективних напрямків є використання фотоплетизмографії [5] для аналізу фізіологічних показників дихання. Фотоплетизмографія дозволяє отримувати дані про стан дихальної системи шляхом вимірювання змін об'єму крові в тканинах. Використання штучного інтелекту для аналізу таких даних дозволяє створювати більш точні та ефективні моделі діагностики та прогнозування респіраторних захворювань [6]

Основний текст

Нормальне дихання залежить від ряду факторів, таких як вік, рівень фізичної підготовки та рівень стресу; і, як правило, має постійну швидкість і обсяг. Частота дихання для новонародженого може бути в діапазоні від 30 до 60 вдихів на хвилину, тоді як нормальна частота дихання для дорослої людини може складати приблизно від 12 до 20 вдихів за ту саму хвилину, що збільшується зі стресом, хворобою та активністю [7] (таблиця 1). Більш розслаблені люди, які використовують дихальні техніки або перебувають у медитативному стані, можуть досягти лише трьох-п'яти вдихів на хвилину.

Таблиця 1 – Рівень дихання для вікових груп

Вікова група	Вік	Дихання/Хв
Новонароджені до шести тижнів	Новонароджені до шести тижнів	30-60
Немовлята	Шість тижнів до шести місяців	25-40
Малюки	Від одного до трьох років	20-30
Маленькі діти	Від трьох до шести років	20-25
Старші діти	10 до 14 років	15-20
Дорослі	Дорослі	12-20

Ключем до визначення частоти дихання пацієнта є вимірювання мінливого імпедансу грудної клітини, який змінюється з кожним вдихом і видихом. Імпеданс збільшується, коли пацієнт робить вдих, і зменшується, коли він видихає. Схема, призначена для виявлення цієї зміни імпедансу, заснована на імпедансній пневмографії, забезпечує диференціальний струм високої частоти, що подається на пацієнта через пару електродів (рисунок 1). Зміна імпедансу, спричинена диханням, призводить до відповідної зміни напруги, яку можна виміряти на тих самих електродах (2-провідне вимірювання дихання) або на іншій парі електродів (4-провідне вимірювання дихання). [1]

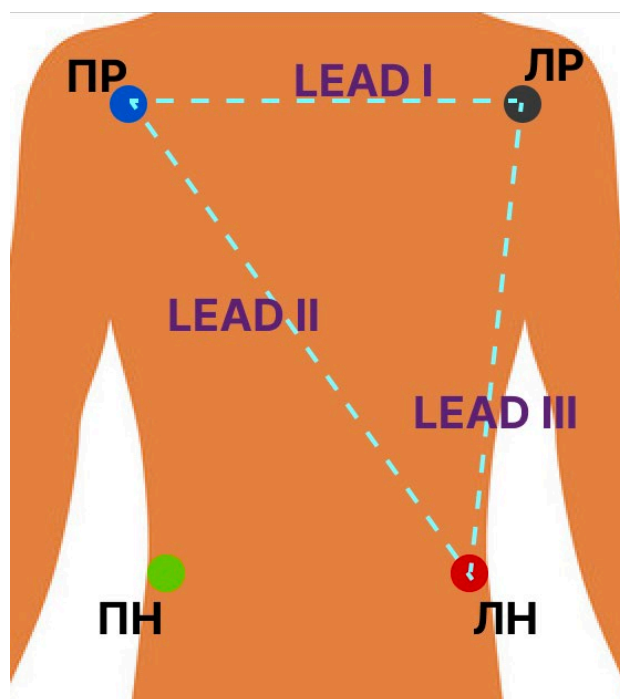


Рисунок 1 - Фізичне розміщення електродів для відведень від кінцівок і конфігурація відведень

Оскільки такий спосіб розміщення датчиків є не зручним для постійного використання та сам пристрій важко вмістити в мінімалістичні пристрій, єдиним способом визначення показника рівня дихання є його прогнозування, базуючись на даних про серцевий ритм, пульс, рівень SpO₂ в крові, та показники фотоплетизмографії.

Оскільки такий спосіб розміщення датчиків є не зручним для постійного використання та сам пристрій важко вмістити в мінімалістичні розміри, єдиним способом визначення показника рівня дихання є його прогнозування, базуючись на даних про серцевий ритм, пульс, рівень SpO₂ в крові, та показники фотоплетизмографії. Найпростіше ці дані зібрати за допомогою одного сенсору, який має мікроскопічні розміри та може носитися на зап'ясті або спідній білизні. Таким сенсором є датчик MAX30102, який часто використовується в комерційних системах та може зібрати різноманітні показники, не зважаючи на маленькі розміри та енергоефективність. Тому зібравши дані про ці показники, ми можемо за допомогою нейронної мережі спрогнозувати показник рівня дихання.

Для розробки моделі прогнозування показника рівня дихання найбільш підходять рекурентні нейронні мережі (RNN) або їх варіанти, такі як Long Short-Term Memory (LSTM) або Gated Recurrent Unit (GRU). Оскільки потрібно зробити прогнозування часових рядів, ці типи нейронних мереж будуть досить ефективними.

Long Short-Term Memory (LSTM) є типом рекурентних нейронних мереж (RNN), який особливо ефективний для роботи з послідовностями даних, такими як часові ряди. Ось кілька причин, чому LSTM часто використовується для передбачення даних:



- Здатність до моделювання довгострокових залежностей: У звичайних RNN може виникнути проблема з втратою інформації про попередні стани у довгострокових залежностях через виникнення градієнтного вибуху або зникнення. LSTM вирішує цю проблему завдяки спеціальній структурі, яка дозволяє моделювати довгострокові залежності, зберігаючи та оновлюючи інформацію у внутрішній пам'яті.
- Керування інформаційним потоком: LSTM має механізми, що дозволяють керувати тим, яка інформація має бути збережена та яка може бути забута. Це дозволяє моделі краще адаптуватися до різних умов та забезпечувати оптимальну роботу з довгостроковими залежностями.
- Робота з часовими рядами: LSTM підходять для аналізу та прогнозування часових рядів, оскільки вони можуть ефективно управляти послідовностями даних та зберігати інформацію про попередні стани.
- Гнучкість та складність моделі: LSTM мають гнучку архітектуру, що дозволяє створювати складні моделі, які можуть враховувати різні аспекти даних та залежності між ними.

Загалом, LSTM є потужним інструментом для аналізу та прогнозування послідовностей даних, таких як часові ряди, що робить їх популярним вибором для багатьох завдань машинного навчання.

Розглянемо використання LSTM для аналізу датасету, який містить дані про пацієнтів, включаючи їх вік, стать та різні фізіологічні параметри, такі як частота серцевих скорочень, пульс, насиченість киснем та інші. Ось кілька причин, чому LSTM може бути вигідним вибором для аналізу цього датасету:

1. Часові ряди фізіологічних параметрів: Багато з фізіологічних параметрів, які використовуються з датасету, мають часовий характер, оскільки вони можуть змінюватися з часом. Наприклад, частота серцевих скорочень або пульс можуть змінюватися від одного моменту часу до іншого. LSTM може ефективно аналізувати ці часові ряди та прогнозувати майбутні значення на основі історичних даних.
2. Довгострокові залежності в даних: LSTM можуть моделювати довгострокові залежності між фізіологічними параметрами та іншими характеристиками пацієнтів. Наприклад, можливо, що зміни в рівні насиченості киснем можуть впливати на частоту серцевих скорочень з деякою затримкою. LSTM може виявити ці складні залежності та використовувати їх для прогнозування.
3. Робота зі змішаними даними: датасет включає різні типи даних, такі як числові (наприклад, вік, частота серцевих скорочень) та категоріальні (наприклад, стать). LSTM може ефективно працювати з такими різнорідними даними та робити прогнози, використовуючи інформацію з усіх доступних джерел.

Отже, використання LSTM для аналізу датасету може дати можливість отримати глибше розуміння зв'язків між фізіологічними параметрами пацієнтів та іншими характеристиками, такими як вік та стать. Такий аналіз може бути корисним для прогнозування ризиків, діагностики або розробки індивідуалізованих терапевтичних стратегій.



Для навчання та тестування було використано датасет BIDMC PPG and Respiration Dataset [8], який включає в себе сигнали та чисельні показники, отримані з набагато більшої бази даних узгоджених сигналів MIMIC II, а також ручні анотації дихання, зроблені з двох анотаторів, використовуючи імпеданс дихального сигналу. Датасет складається з записів про 53 пацієнтів, та розділений на 3 файли:

1. bidmc_##_Signals.csv: Фізіологічні сигнали
2. bidmc_##_Numerics.csv: Фізіологічні параметри
3. bidmc_##_Fix.txt: Фіксовані параметри (дані про пацієнта)

Для зручного використання цих даних у вигляді єдиного датасету було створено скрипт, щоб об'єднати інформацію про кожного пацієнта в єдиний датасет. В об'єднаному датасеті використали такі показники про пацієнтів як: вік, стать, серцевий ритм, рівень SpO2, показник респіраторного дихання а також його цифровий сигнал, та сигнал плетизмографа. Після розробки моделі LSTM для прогнозування показника респіраторного дихання, було протестовано параметри налаштування моделі для оцінки тестових даних.

Тестові набори для перевірки якості прогнозованих показників RESP. Далі в таблиці (таблиця 2) результатів буде використано номер тестового набору для оптимізації подання показників.

Таблиця 2. Набір тестових даних для перевірки якості та точності роботи моделі передбачення частоти дихання

№	Вік	Стать	HR	SpO2	RESP	RESP_SIGNALS	PLETH_SIGNALS
1	19	2	88.0	97.0	20	0.2131	0.37048
2	95	2	90	98	16	0.65	2.437
3	52	1	68	100	16	0.17833	1.2297
4	48	1	83	98	22	0.438	2.2043
5	81	1	99	100	20	0.59614	2.5777

На основі датасету та тестових даних було проведено дослідження ефективності нейронної мережі для оцінки найкращих параметрів для навчання. Спочатку дані було розділено на тренувальний та тестовий набори, що дало змогу перевірити точність та узагальнювальну здатність моделі на нових даних. Використовуючи модель LSTM, проводилося кілька експериментів з різними конфігураціями параметрів, такими як кількість епох і розмір batch_size. Важливим аспектом було знайти оптимальний баланс між переобученням та недообученням моделі, що дозволило б забезпечити високу точність прогнозування показника респіраторного дихання.

Для аналізу впливу кількості епох на якість навчання було проведено експерименти з 100 та 150 епохами. Під час кожного експерименту моделі з різними кількостями епох порівнювалися за допомогою метрик, таких як середня квадратична помилка (MSE) та коефіцієнт детермінації (R^2). Виявилось, що



збільшення кількості епох сприяло поліпшенню точності моделі, проте після певного моменту приріст точності ставав незначним, що свідчило про необхідність зупиняти навчання на оптимальній кількості епох для уникнення переобучення.

Крім того, було розглянуто вплив розміру `batch_size` на продуктивність моделі. Було протестовано два варіанти: розмір `batch_size` 16 та 32. Менший розмір `batch_size` забезпечував більш часті оновлення ваг моделі, що сприяло більш точному налаштуванню параметрів на тренувальних даних. Проте більший розмір `batch_size` дозволяв моделі швидше конвергувати, зменшуючи час навчання за рахунок обробки більших обсягів даних за одну ітерацію. Аналіз показав (таблиця 3), що розмір `batch_size` 32 виявився більш ефективним для даної задачі, забезпечуючи кращий баланс між точністю та швидкістю навчання моделі.

Таблиця 3. Результати досліджень поєднання комбінацій кількості епох та розміру `batch_size`

№ тестового набору	Кількість епох	Розмір <code>batch_size</code>	Значення loss	Прогнозований RESP	Реальний RESP	Різниця прогнозування та реальним показником
1	100	32	2,5748	17,5193	20	2,4807
1	100	16	2,4970	17,3509	20	2,6491
1	150	16	2,4156	17,1978	20	2,8022
1	150	32	2,4755	17,3702	20	2,6298
2	100	16	2,5682	16,6426	16	-0,6426
2	100	32	2,5146	16,6891	16	-0,6891
2	150	16	2,4720	16,4640	16	-0,4640
2	150	32	2,5194	16,6455	16	-0,6455
3	100	16	2,6943	15,9802	16	0,0198
3	100	32	2,6110	15,9628	16	0,0372
3	150	16	2,4010	16,1390	16	-0,1390
3	150	32	2,4569	16,1739	16	-0,1739
4	100	16	2,6593	16,1133	22	5,8867
4	100	32	2,6267	21,7057	22	0,2943
4	150	16	2,5291	22,0053	22	-0,0053
4	150	32	2,4504	21,8496	22	0,1504
5	100	16	2,6250	22,2273	20	-2,2273
5	100	32	2,4904	21,2645	20	-1,2645
5	150	16	2,4438	20,7183	20	-0,7183
5	150	32	2,5072	21,3291	20	-1,3291



Для аналізу даних було розроблено теплову мапу (рисунок 2) ефективності комбінацій кількості епох та розміру набору даних. Ця мапа дозволяла візуалізувати та порівнювати результати навчання моделі при різних налаштуваннях, що значно спрощувало процес вибору оптимальних параметрів. Завдяки тепловій мапі можна було швидко визначити, які комбінації епох та розміру `batch_size` забезпечували найвищу точність прогнозування. Це сприяло ефективному налаштуванню моделі, зменшуючи час та ресурси, витрачені на експериментування з параметрами.

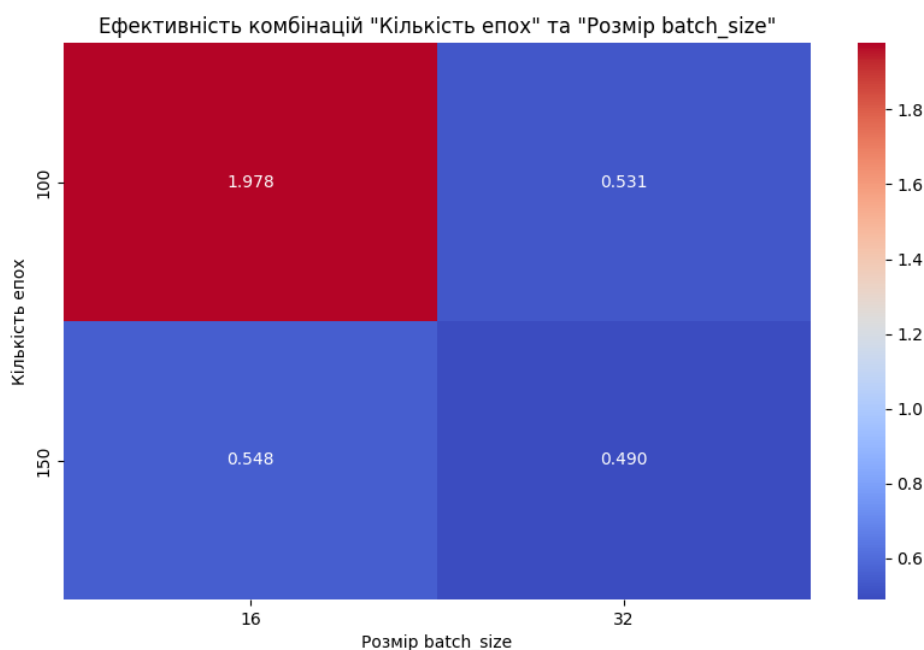


Рисунок 2 – Теплова мапа ефективності комбінацій кількості епох та розміру набору даних

Згрупувавши дані за комбінаціями "Кількість епох" та "Розмір `batch_size`", побудували теплову карту, де кольори відображають значення "Різниця прогнозування та реального показника". Чим тепліший колір, тим більше це значення. Таким чином, ми зможемо визначити найбільш ефективні комбінації.

Отже, червоний колір і значення 1.978 означають, що для комбінації "100 епох" та "`batch_size` 16" модель передбачає значення, що на 1.978 більше (або менше в залежності від знаку) від реального показника. Це вказує на те, що модель здатна точно передбачити значення з певною похибкою для цієї комбінації. У цьому випадку, оскільки значення позитивне, це означає, що прогноз більший за реальний показник.

Але показник є не точним, оскільки кількість даних про пацієнтів старше 50 років переважає і значно більше можливостей для навчання моделі, в той час як для пацієнтів молодше 30 років не достатня кількість даних, щоб якісно навчити модель спрогнозувати показники. Хоча незважаючи на ці недоліки модель достатньо якісно та чітко прогнозує значення частоти дихання на основі наданих даних.



Висновок

Результати дослідження показали, що модель LSTM може передбачати показники дихання з певною похибкою, яка варіюється в залежності від кількості та якості вхідних даних. Найбільш точні прогнози були отримані для пацієнтів старше 50 років, оскільки для них було доступно більше даних для навчання моделі. Однак, для пацієнтів молодше 30 років кількість доступних даних була недостатньою, що знижувало точність прогнозів. Ці результати вказують на необхідність збалансування даних для різних вікових груп, щоб забезпечити рівномірну точність прогнозів незалежно від віку пацієнтів.

Незважаючи на виявлені обмеження, модель демонструє значний потенціал для використання в медичній практиці. Застосування штучного інтелекту для діагностики дихального ритму може стати ефективним інструментом для раннього виявлення та моніторингу респіраторних захворювань. Подальше вдосконалення моделі, а також збільшення та балансування обсягу даних для навчання, дозволять підвищити її точність та надійність, сприяючи впровадженню таких технологій у повсякденну медичну практику.

Література

1. Catherine Redmond (2013) Transthoracic Impedance Measurements in Patient Monitoring. Analog Devices.
2. Sheldon, Braun. "Respiratory Rate and Pattern". Clinical Methods: The History, Physical, and Laboratory Examinations. 3rd edition. Boston: Butterworths, 1990.
3. World Health Organization. "Chronic respiratory diseases". Режим доступу: <https://www.who.int/health-topics/chronic-respiratory-diseases>.
4. Aveyard, P., Gao, M., Lindson, N., Hartmann-Boyce, J., Watkinson, P., & Young, D., et al. (2021). Association between pre-existing respiratory disease and its treatment, and severe COVID-19: a population cohort study. The Lancet Respiratory Medicine, 9(4), 337-346. [https://doi.org/10.1016/S2213-2600\(21\)00095-3](https://doi.org/10.1016/S2213-2600(21)00095-3)
5. Karthick, R., Dawood, M.S. & Meenalochini, P. Analysis of vital signs using remote photoplethysmography (RPPG). J Ambient Intell Human Comput 14, 16729–16736 (2023). <https://doi.org/10.1007/s12652-023-04683-w>
6. Z. Fang, Y. Cao, Y. Liu, J. Tan, L. Guo and Y. Shang, "A co-training method for identifying the same person across social networks," 2017 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), Montreal, QC, Canada, 2017, pp. 1412-1416, doi: 10.1109/GlobalSIP.2017.8309194.
7. Stillwell, Susan. Mosby's Critical Care Nursing Reference. 2nd edition. Mosby, 1996.
8. Pimentel, M.A.F. et al. Towards a Robust Estimation of Respiratory Rate from Pulse Oximeters. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 64(8), pp.1914-1923, 2016. DOI: 10.1109/TBME.2016.2613124

Abstract. This article discusses the problem of diagnosing respiratory rhythm based on physiological indicators of plethysmography using artificial intelligence. Diseases of the respiratory system are becoming more common, especially after the COVID-19 epidemic. The aim of the study is to develop an artificial intelligence model for calculating respiratory parameters based on data



obtained from a device that records heart rate, blood oxygen (SO₂), and photoplethysmographic signals, as well as data on the patient's age and gender. The methodology includes the use of the Long Short-Term Memory (LSTM) model and analysis of data collected by the MAX30102 sensor. The main results showed that the model can predict respiratory parameters with a certain error, which depends on the quantity and quality of patient data. In particular, it was found that the model works best with data from patients over 50 years old, while for patients under 30 years old, the amount of data for training was insufficient. Despite these shortcomings, the model demonstrates the ability to accurately predict respiratory rate based on the data provided. Thus, the use of artificial intelligence in the diagnosis of respiratory rhythm can be an effective tool for medical needs, although it requires further improvement and balancing of data for different age groups.

Key words: Respiratory rhythm diagnostics, artificial intelligence, photoplethysmography, Long Short-Term Memory (LSTM), heart rate, blood oxygen level (SO₂), MAX30102, medical diagnostics, physiological parameters.

Науковий керівник: д.т.н., проф. Петренко А.І.

Статья відправлена: 24.05.2024 р.

© Болобан О.А.