

# Прогнозування рівня артеріального тиску за допомогою нейромережних моделей

С.Н. Вадзюк, П.С. Табас

Тернопільський національний медичний університет ім. І.Я. Горбачевського; e-mail: tabas@tdmu.edu.ua

Психофізіологічні зрушення – поширені фактори, що сприяють виникненню артеріальної гіпертензії. Метою нашої роботи було встановлення психофізіологічних характеристик людей з різними рівнями артеріального тиску (АТ), побудова та порівняння точності його прогнозування за допомогою класичної нейронної моделі та мережі Колмогорова–Арнольда, а також визначення прогностичної значимості вивчених психофізіологічних параметрів. У дослідженні взяли участь 240 практично здорових осіб віком від 18 до 22 років. Усім їм вимірювали АТ та проводили його добове моніторування, оцінювали рівень тривожності, самопочуття, активності, настрою та якості сну. Використовуючи отримані результати побудували моделі для прогнозування рівня систолічного АТ >130 мм рт. ст. Ситуативна та особистісна тривожність виявилися значно вищими в осіб з нормально-високим АТ порівняно з тими, у кого він був нормально-низьким або нормальним. Якість сну, виміряна за допомогою опитувальника PSQI (Pittsburgh sleep quality index), була значно нижчою у осіб з нормально-високим АТ порівняно з іншими особами. Побудована нейронна мережа показала, що психофізіологічні показники можна ефективно використовувати для прогнозування підвищеного рівня АТ та ранньої діагностики артеріальної гіпертензії. У цьому дослідженні вперше продемонстровано застосування мережі Колмогорова–Арнольда для прогнозування високого рівня АТ. Виявлено її ефективність, яка перевищила точність прогнозів, отриманих за допомогою багатопарового перцептронну з більшою кількістю нейронів.

Ключові слова: прогнозування артеріального тиску; тривожність; якість сну; нейронні мережі; мережі Колмогорова–Арнольда.

## ВСТУП

Гіпертонічна хвороба – одне із найпоширеніших захворювань у світі і значно підвищує ризик різних ускладнень. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), вона є причиною 13% смертей у світі [1, 2]. Вчасна діагностика та профілактика артеріальної гіпертензії – ключові фактори попередження розвитку захворювань [3].

Психофізіологічні зрушення – поширені чинники, які пов'язані з розвитком артеріальної гіпертензії. Підвищений рівень тривожності та погана якість сну можуть бути предикторами підвищеного артеріального тиску (АТ) [4, 5]. Cash та співавт. [6] виявили, що хронічна тривожність та погана якість сну є значними факторами ризику

у розвитку гіпертензії та інших серцево-судинних захворювань. Під час масштабного метааналізу, що включав 4 млн учасників, встановлено прямий зв'язок між рівнем загальної тривожності та артеріальною гіпертензією [7]. Wallace і співавт. [8] підтвердили, що якість сну є одним із важливих факторів прогнозування загальної смертності за допомогою методів машинного навчання у осіб із серцево-судинними захворюваннями.

Згідно з рекомендаціями Європейського товариства кардіологів, на основі вимірювання вихідного АТ практично здорових людей можна поділити на 3 групи: I група – особи з оптимальним або нормально-низьким вихідним рівнем АТ (<120/80 мм рт. ст.), II – з нормальним рівнем АТ (120/80–129/84 мм рт. ст.), III – з нормально-високим рівнем АТ

(130/85–139–89 мм рт. ст.) [9].

За даними Фрамінгемського дослідження особи із нормально-високим рівнем АТ мають підвищений ризик подальшого розвитку гіпертонічної хвороби порівняно із особами з нормальним та нормально-низьким рівнем [10].

Методи машинного навчання в поєднанні із психофізіологічними показниками можуть мати ключове значення у профілактиці, діагностиці та лікуванні серцево-судинних захворювань. Зокрема, регресійний аналіз та нейронні мережі є ефективними засобами для прогнозування артеріальної гіпертензії та її ускладнень [11].

Одним із найсучасніших інструментів машинного навчання є мережі Колмогорова–Арнольда [12]. Вони дають змогу використовувати більш компактні нейронні мережі із високою ефективністю та не потребують надмірної кількості вхідних даних для ефективної роботи. Окрім того, можна вивести формулу для обчислення прогнозів без подальшої потреби у спеціальних програмних пакетах для роботи із мережею [12–14]. У сучасній науковій літературі не описано застосування нейронних мереж та мереж Колмогорова–Арнольда для прогнозування артеріальної гіпертензії на основі психофізіологічних показників.

Мета нашої роботи – вивчити психофізіологічні особливості осіб із різним значенням АТ, побудувати та порівняти ефективність класичної нейронної моделі та мережі Колмогорова–Арнольда у прогнозуванні АТ та встановити прогностичну цінність досліджуваних показників.

## МЕТОДИКА

Обстеження проводили на базі атестованої МОЗ України (Головна організація метрологічної служби МОЗ України, № 182 від 2023 р.) лабораторії психофізіологічних досліджень кафедри фізіології з основами біоетики та біобезпеки Тернопільського національного медичного університету імені

І.Я. Горбачевського відповідно до законів України та принципів Гельсінської Декларації з прав людини. Програму обстеження, інформацію для обстежуваних осіб та форму інформованої згоди погоджено комісією з питань етики установи (протокол № 77 від 18.04.2024 р.).

В обстеженні взяли участь 240 практично здорових особи, віком 18–22 роки, що не мали захворювань серцево-судинної системи та не приймали антигіпертензивних препаратів. Усіх обстежених на основі вимірювання вихідного АТ було поділено на три групи відповідно до рекомендацій Європейського товариства кардіологів [9]. Також проводили добове моніторування АТ кожні 30 хв вдень (від 08:00 до 22:00) та кожну годину вночі (від 22:00 до 08:00) за допомогою апарата «АВРpro». Рівень нічного зниження систолічного АТ (%) розраховували за формулою:

$$\frac{\text{денний систолічний АТ} - \text{нічний систолічний АТ}}{\text{денний систолічний АТ}} \times 100$$

Для оцінки тривожності використовували стандартний опитувальник Спілбергера–Ханіна. Тест складався із 40 запитань, які були розподілені на 2 категорії: особистісна та ситуативна тривожність. Загальну суму балів у межах 0–30 розцінювали як низький рівень тривожності, 31–45 – як середній рівень та вище за 45 балів – високий рівень [15]. Також використовували опитувальник «САН: Самопочуття, Активність, Настрій» [16]. Він складався із 30 пар полярних ознак, що розподілялися за досліджуваними показниками. Нормальні оцінки знаходилися в діапазоні 5,0–5,5 бала.

Якість сну визначали за допомогою Пітсбурзького опитувальника якості сну (Pittsburgh sleep quality index, PSQI) [17], який включає 19 запитань різного типу, розподілених на сім підкатегорій: суб'єктивна якість сну, прихована сонливість, тривалість сну, звична ефективність сну, розлади сну, вживання снодійних препаратів і денна дисфункція. Оцінка за кожне запитання варі-

ювала від 0 до 3. Якість сну розцінювали як задовільну при сумі балів  $\leq 5$ , а як низьку – при сумі  $> 5$ .

Статистичну обробку результатів здійснювали за допомогою програмного пакета “Pandas”. Розподіл, перевірений за допомогою тесту Шапіро–Уїлка, виявився ненормальним. Статистичну значущу різницю між досліджуваними ознаками визначали за допомогою непараметричного методу Манна–Уїтні. На основі отриманих результатів, з використанням пакетів “scikit-learn” та “рукан”, створили нейронну модель та мережу Колмогорова–Арнольда для прогнозування рівня систолічного АТ  $> 130$  мм рт. ст. Для оцінки роботи моделей та встановлення прогностичного значення вхідних показників використовували метод SHAP (Shapley additive explanations) [18].

## РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Рівень систолічного АТ у осіб I групи сягав  $106,74 \pm 4,93$  мм рт. ст., II –  $124,59 \pm 1,29$  мм рт. ст., III –  $133,89 \pm 1,2$  мм рт. ст., а діастолічного –  $69,78 \pm 2,56$ ,  $79,34 \pm 3,32$  і  $89,76 \pm 3,41$  мм рт. ст. відповідно. Ступінь нічного зниження систолічного АТ у I групі становив  $13,75 \pm 3,42\%$  ( $P < 0,001$  порівняно з III групою), у II групі –  $13,17 \pm 2,92\%$  ( $P < 0,05$  порівняно з III групою), у III групі –  $12,05 \pm 2,83\%$ .

Встановлено достовірно більший рівень ситуативної та особистісної тривожності згідно з опитувальником Спілбергера–Ханіна серед осіб III групи порівняно із I та II групами (рис. 1).

Встановлено, що самопочуття згідно з методикою САН у осіб I групи становило  $5,48 \pm 0,59$  балів, II –  $5,55 \pm 0,67$  балів, III –  $5,28 \pm 0,71$  балів. Активність у представників I групи сягала  $5,46 \pm 1,08$  балів, II групи –  $5,55 \pm 1,09$  балів та III групи –  $5,36 \pm 1,11$  балів. Рівень настрою серед учасників I групи становив –  $5,58 \pm 1,03$  балів, II групи –  $5,46 \pm 1,12$  балів ( $P < 0,05$  порівняно з III групою), III групи –  $5,35 \pm 1,07$  балів.

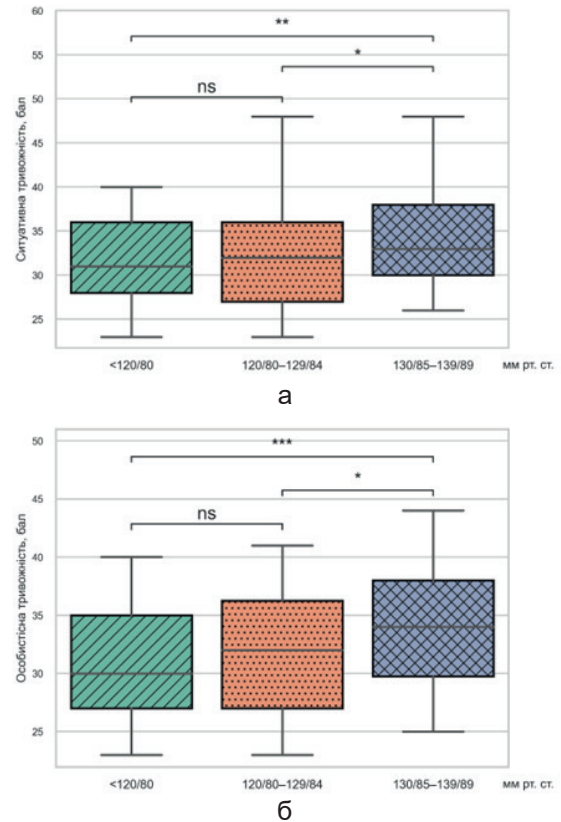


Рис. 1. Рівень ситуативної (а) та особистісної (б) тривожності згідно з опитувальником Спілбергера–Ханіна. \* $P < 0,05$ , \*\* $P < 0,01$ , \*\*\* $P < 0,001$ , ns –  $P > 0,05$

Якість сну згідно з опитувальником PSQI в осіб III групи була нижчою, ніж у осіб I ( $P < 0,001$ ) та II груп ( $P < 0,05$ ; рис. 2).

На основі отриманих результатів із використанням пакета “scikit-learn” побудували нейронну мережу за типом багатошарового перцептрон: вхідний шар – 6 нейронів, середній («прихований») шар – 25 нейронів та вихідний шар – 2 нейрони. Перед навчанням нейронної мережі всі значення нормалізували для покращення ефективності моделі.

Результати роботи мережі оцінювали за допомогою стандартних показників ефективності:

точність	0,73
чутливість	0,67
специфічність	0,77
влучність	0,63
критерій $F_1$	0,65
коефіцієнт Метью	0,43

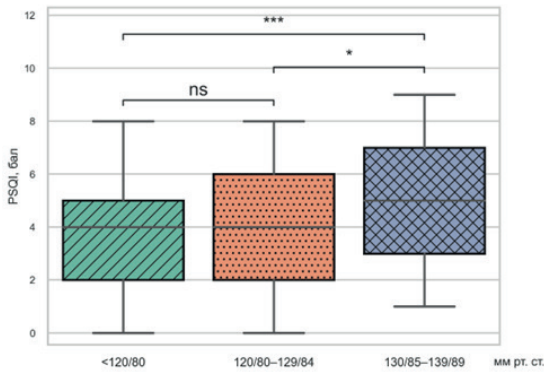


Рис. 2. Рівень якості сну згідно з опитувальником PSQI. \*P < 0,05, \*\*P < 0,01, \*\*\*P < 0,001, ns – P > 0,05

Під час оцінки роботи після тренування нейронна мережа правильно встановила значення АТ у 73% обстежуваних. При цьому чутливість на рівні 0,67 та специфічність 0,77 означають, що мережа із середньовисокою ймовірністю може виявляти осіб із підвищеним рівнем АТ серед обстежуваних.

Побудовано ROC-криву (рис. 3) для оцінки класичної нейронної мережі. Площа під кривою становила 0,88, що означає високу ефективність мережі у прогнозуванні АТ на основі вхідних психофізіологічних показників.

За допомогою методу SHAP виявили, що найбільше прогностичне значення мали показники ситуативної та особистісної тривожності та якість сну за опитувальником PSQI (рис.4).

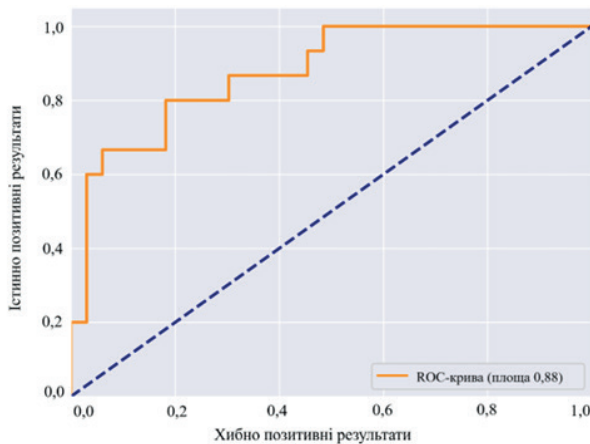


Рис. 3. ROC-крива класичної нейронної мережі.

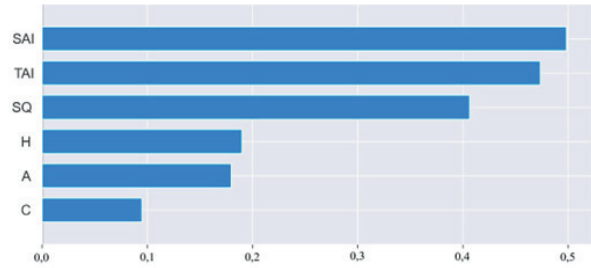


Рис. 4. Прогностична значимість вхідних показників класичної нейронної мережі. SAI – ситуативна тривожність, TAI – особистісна тривожність, SQ – якість сну, C – самопочуття, A – активність, H – настрій

На основі найбільш прогностично значущих показників: рівнів особистісної та ситуативної тривожності та якості сну побудовано мережу Колмогорова–Арнольда (рис. 5).

Використовуючи програмний пакет «рукав» на основі створеної мережі Колмогорова–Арнольда отримано формули для подальшого розрахунку прогнозів:

$$F_1 = 1981,84 * \tanh(-114,41 * \log(0,06 * \exp(0,08 * x_2)) + 0,22 * \sin(0,2 * x_3 - 0,64) + 0,14 * \tanh(0,94 * x_1 - 0,6) + 3,87) + 0,01 * \sin(38,18 * (1 - 0,03 * x_3)^4 - 1,67 * \tanh(0,2 * x_2 - 9,0) + 0,03 * \text{Abs}(0,61 * x_1 - 6,51) - 1,18) + 0,03 * \tanh(-2,86 * \sin(6,42 * x_1 + 3,6) + 1757,49 * \sin(6,29 * x_2 - 8,15) + 7,39 * \sin(6,38 * x_3 - 4,98) + 1762,18) + 238,65) - 1993,36$$

$$F_2 = 7,37 * \sin(0,2 * \tanh(-1,71 * (1 - 0,17 * x_1)^3) + 7,16 * \tanh(0,2 * x_2 - 9,89) + 9,32 * \text{Abs}(0,2 * x_3 - 7,87) + 5,04) + 0,03 * \text{Abs}(11,74 * \sin(0,2 * x_3 + 8,74) - 12,61 * \tanh(0,57 * x_1 - 0,25) + 14,05 * \text{Abs}(0,2 * x_2 - 10,0) + 4,1) - 7,15) - 26,5$$

де  $X_1$  – якість сну за опитувальником PSQI,  $X_2$  – ситуативна тривожність,  $X_3$  – особистісна тривожність. Якщо модель  $F_1 > F_2$  здійснює проноз рівня систолічного АТ < 130 мм рт. ст., якщо  $F_1 < F_2$ , то прогнозується рівень систолічного АТ  $\geq 130$  мм рт. ст.

Мережа Колмогорова–Арнольда правильно встановила рівень АТ у 81% обстежуваних, що є на 8% вище порівняно з класичною нейронною мережею. Показники чутливості на рівні 0,67 та специфічності 0,88 означають, що мережа з високою ймовірністю може виявляти осіб із прогнозованим підвищенням АТ.

Результати роботи цієї моделі оцінювали за допомогою стандартних показників ефективності:

точність	0,81
чутливість	0,67
специфічність	0,88
влучність	0,71
критерій $F_1$	0,69
коефіцієнт Метью	0,56

## ОБГОВОРЕННЯ

Під час дослідження встановлено, що в осіб із нормально-високим АТ рівень його нічного зниження достовірно менший порівняно із особами нормально-низьким та нормальним значенням АТ. Ці результати підтверджуються даними дослідження Anupfanti та співавт. [19], де продемонстровано, що рівень нічного зниження АТ є клінічно важливим чинником розвитку та прогресування гіпертонічної хвороби. Також менший рівень нічного зниження АТ пов'язаний із вищим ризиком розвитку серцево-судинних ускладнень у осіб із гіпертонічною хворобою [20].

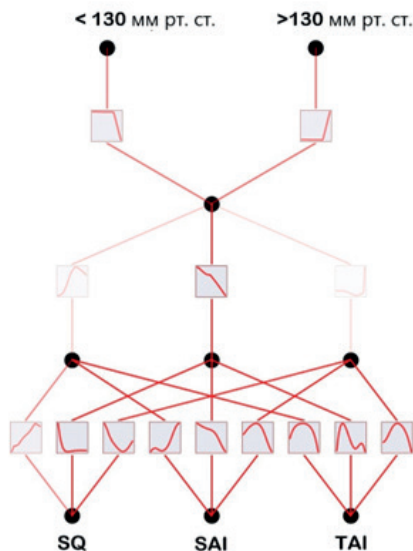


Рис. 5. Мережа Колмогорова–Арнольда: SAI – ситуативна тривожність, TAI – особистісна тривожність, SQ – якість сну. Між окремими вузлами мережі Колмогорова–Арнольда візуалізовано формули згідно з якими обчислюється інформація. Більш насиченим кольором показано зв'язки, що мають вище значення у прогнозі мережі

Ситуативна та особистісна тривожність були достовірно підвищеними в осіб із нормально-високим АТ, порівняно із особами нормально-низьким та нормальним АТ. Згідно із результатами дослідження Lim та співавт. [7], такий взаємозв'язок пояснюється збільшенням активності симпатичної нервової системи та активацією гіпоталамо-гіпофізарно-наднирковозалозної системи, що призводить до підвищення АТ та подальшого розвитку артеріальної гіпертензії.

Якість сну за опитувальником PSQI виявилася значущо нижчою в осіб із нормально-високим АТ, порівняно із особами нормально-низьким та нормальним АТ. Отримані результати збігаються із висновками дослідження Yuan та співавт. [21], в якому встановлено зв'язок між низькою якістю сну та появою вперше діагностованої гіпертонічної хвороби.

Виявлені закономірності щодо меншого нічного зниження АТ та нижчої якості сну в осіб із нормально-високим АТ узгоджуються із результатами дослідження CARDIA, де встановлено взаємозв'язок низької якості сну та порушення нічної регуляції АТ, що надалі може призвести до розвитку гіпертонічної хвороби [22].

Ситуативна та особистісна тривожність згідно з тестом Спілбергера–Ханіна та якість сну мають найбільшу цінність для прогнозування високого рівня АТ та ймовірності розвитку артеріальної гіпертензії за допомогою класичної нейронної мережі. Тривожність як один із предикторів у моделі для прогнозування гіпертонічної хвороби використано у дослідженні Nimmala та співавт. [23], де його застосовували разом із іншими клінічними та фізіологічними параметрами.

Нами вперше продемонстровано застосування мережі Колмогорова–Арнольда для прогнозування високого рівня АТ. Продемонстровано низку переваг цього типу моделі для здійснення прогнозів у фізіології та медицині:

менша складність мережі та менша кількість нейронів для досягнення ефективності, яка збігається із класичними нейронними мережами,

можливість візуалізувати та оцінити роботу мережі у кожному її шарі,

створення формули для розрахунку результатів на основі побудованої мережі для швидшого та ефективнішого прогнозування без подальшого застосування спеціалізованих програмних пакетів та заощадження обчислювальних ресурсів.

Виявлено достатньо високу ефективність такої мережі, яка при цьому переважає в ефективності нейронної мережі за типом багат шарового перцептронну із більшою кількістю нейронів. Цей тип прогностичної моделі потребує подальшого вивчення та можливий до застосування у вивченні фізіології та у клінічній практиці.

## ВИСНОВКИ

1. Ситуативна та особистісна тривожність згідно з тестом Спілбергера–Ханіна та якість сну мають високу прогностичну цінність для передбачення підвищеного рівня АТ.

2. Мережа Колмогорова–Арнольда демонструє на 8% кращу точність порівняно з нейронною мережею за типом багат шарового перцептронну.

*The authors of this study confirm that the research and publication of the results were not associated with any conflicts regarding commercial or financial relations, relations with organizations and/or individuals who may have been related to the study, and interrelations of co-authors of the article.*

**S.N. Vadzyuk, P.S. Tabas**

## PREDICTION OF BLOOD PRESSURE LEVEL USING NEURAL NETWORK MODELS

*I. Horbachevsky Ternopil National Medical University; e-mail: tabas@tdmu.edu.ua*

Psychophysiological changes are common factors contributing to the development of arterial hypertension. The aim of this

study was to examine the psychophysiological characteristics of individuals with different levels of blood pressure (BP), to build and compare the predictive accuracy of a classical neural network and a Kolmogorov-Arnold network in forecasting BP levels, as well as to determine the prognostic value of the studied psychophysiological parameters. The study involved 240 practically healthy individuals aged 18 to 22. All participants underwent initial BP measurements, based on which they were divided into three groups according to the recommendations of the European Society of Cardiology. The research included 24-h BP monitoring, an assessment of anxiety levels, and evaluations of well-being, activity, mood, and sleep quality. Predictive models were created from the obtained data to forecast systolic BP levels >130 mmHg. Situational and trait anxiety levels were found to be significantly higher in individuals with normal-high BP compared to those with normal-low and normal BP levels. Sleep quality, measured by the PSQI (Pittsburgh sleep quality index) questionnaire, was significantly lower in individuals with normal-high BP compared to the other groups. The neural network constructed in this study demonstrated that psychophysiological indicators can be effectively used for predicting elevated BP levels and for the early diagnosis of arterial hypertension. This research is the first to apply the Kolmogorov-Arnold network for predicting high BP levels. The study found that this network was highly effective, outperforming the multilayer perceptron with a larger number of neurons in terms of predictive accuracy.

Key words: blood pressure prediction; anxiety; sleep quality; neural network; Kolmogorov-Arnold network.

## REFERENCES

1. Tsao CW, Aday AW, Almarzoq ZI, Alonso A, Beaton AZ, Bittencourt MS, et al. Heart disease and stroke statistics - 2022 update: A report from the American Heart Association. *Circulation*. 2022;145(8).
2. Fuchs FD, Whelton PK. High blood pressure and cardiovascular disease. *Hypertension*. 2020;75(2):285-92.
3. Vaughan AS, Coronado F, Casper M, Loustalot F, Wright JS. County-Level Trends in Hypertension-Related Cardiovascular Disease Mortality—United States, 2000 to 2019. *JAMA*. 2022;11(7).
4. Zhang H, Li Y, Zhao X, Mao Z, Abdulai T, Liu X, et al. The association between PSQI score and hypertension in a Chinese rural population: The Henan rural cohort study. *Sleep Med*. 2019;58:27-34.
5. Kolahi P, Salehi M, Madahi ME, Sepahmansour M. Effectiveness of mindfulness-based stress reduction on state/trait anxiety and hypertension in patients with coronary heart disease with hypertension. *Adv Cogn Psychol*. 2022;24(1).
6. Cash RE, Anderson SE, Lancaster KE, Lu B, Rivard MK, Camargo CA, et al. Associations between sleep, stress, and cardiovascular health in emergency medical services personnel. *JACEP Open*. 2021;2(4).
7. Lim LF, Solmi M, Cortese S. Association between anxiety

- and hypertension in adults: A systematic review and meta-analysis. *Neurosci Biobehav Rev.* 2021;131:96-119.
8. Wallace ML, Coleman TS, Mentch LK, Buysse DJ, Graves JL, Hagen EW, et al. Physiological sleep measures predict time to 15 year mortality in community adults: Application of a novel machine learning framework. *J Sleep Res.* 2021;30(6).
  9. Ramzy D. Definition of hypertension and pressure goals during treatment (ESC-ESH Guidelines 2018). *Eur Soc Cardiol J.* 2019;17.
  10. Niiranen TJ, Henglin M, Claggett B, Muggeo VMR, McCabe E, Jain M, et al. Trajectories of Blood pressure elevation preceding hypertension onset: An analysis of the framingham heart study original cohort. *JAMA Cardiol.* 2018;3(5):427-31.
  11. Chowdhury MZI, Naeem I, Quan H, Leung AA, Sikdar KC, O'Beirne M, et al. Prediction of hypertension using traditional regression and machine learning models: A systematic review and meta-analysis. *PLoS ONE.* 2022;17(4).
  12. Liu Z, Wang Y, Vaidya S, Ruehle F, Halverson J, Soljačić M, et al. KAN: Kolmogorov-Arnold Networks. *arXiv;* 2024.
  13. Abueidda DW, Pantidis P, Mobasher ME. DeepOKAN: Deep operator network based on Kolmogorov Arnold networks for mechanics problems. *arXiv;* 2024.
  14. Selitskiy S. Kolmogorov's Gate Non-linearity as a step toward much smaller artificial neural networks: In: *Proceedings of the 24th International Conference on Enterprise Information Systems.* SCITEPRESS; 2022. p. 492-9.
  15. Agaev N, Kokun O, Pishko I, Lozinska N, Ostapchuk V, Tkachenko V. Collection of techniques for diagnosis of negative mental states of military personnel. Kyiv, Ukraine: NDC of the State Department of the ZSU; 2016.
  16. Sheremet IV, Bilyk VG, Vasylenko KS. The influence of the educational process on psycho-emotional state of students as a psychological and pedagogical problem. *Ped Educ: Theory Pract.* 2020;(28):434-42.
  17. Liu D, Kahathuduwa C, Vazsonyi AT. The pittsburgh sleep quality index (PSQI): Psychometric and clinical risk score applications among college students. *Psychol Assess.* 2021;33(9):816-26.
  18. Nohara Y, Matsumoto K, Soejima H, Nakashima N. Explanation of machine learning models using shapley additive explanation and application for real data in hospital. *Comp Method Prog Biomed Update.* 2022;214:106584.
  19. Anyfanti P, Malliora A, Chionidou A, Mastrogiannis K, Lazaridis A, Gkaliagkousi E. Clinical significance of nocturnal hypertension and nighttime blood pressure dipping in hypertension. *Curr Hyperten Rep.* 2024;26(2):69-80.
  20. Gavriilaki M, Anyfanti P, Nikolaidou B, Lazaridis A, Gavriilaki E, Douma S, et al. Nighttime dipping status and risk of cardiovascular events in patients with untreated hypertension: A systematic review and meta-analysis. *J Clin Hyperten.* 2020;22(11):1951-9.
  21. Yuan Y, Heizhati M, Wang L, Li M, Lin M, Gan L, et al. Poor sleep quality is associated with new-onset hypertension in a diverse young and middle-aged population. *Sleep Med.* 2021;88:189-96.
  22. Thomas SJ, Booth JN, Jaeger BC, Hubbard D, Sakhuja S, Abdalla M, et al. Association of sleep characteristics with nocturnal hypertension and nondipping blood pressure in the CARDIA study. *JAHA.* 2020;9(7).
  23. Nimmala S, Usha Rani R, Nutipalli P, Naresh U, Reddy RR. An intelli BPS: An Intelligent biopsychosocial parameters-based machine learning model to predict hypertension. In: Gunjan VK, Zurada JM, editors. *Proceedings of 4th International Conference on recent trends in machine learning, IoT, Smart Cities and Applications.* Singapore: Springer Nature Singapore. 2024. 651-61.

*Матеріал надійшов  
до редакції 17.08.2024*