

Технічні науки

УДК 004.6

Луценко Єлизавета Олександрівна

студентка

Національного технічного університету України

«Київський політехнічний університет імені Ігоря Сікорського»

Lutsenko Yelyzaveta

Student of the

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

Веденєєва Ольга Анатоліївна

старший викладач кафедри інформаційних технологій та програмування

Відкритий міжнародний університет розвитку людини «Україна»

Vedenieieva Olha

Senior Lecturer

Open International University of Human Development "Ukraine"

Потапова Катерина Романівна

кандидат технічних наук, доцент кафедри прикладної математики

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний університет імені Ігоря Сікорського»

Potapova Kateryna

Candidate in Technical Sciences, Associate Professor

National Technical University of Ukraine

"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

**ТЕХНОЛОГІЇ ПОРТАТИВНИХ ТРЕКЕРІВ ТА ПРИНЦИПИ ЇХ
РОБОТИ ДЛЯ ЗБОРУ ТА АНАЛІЗУ БІОМАРКЕРІВ СНУ**

TECHNOLOGIES OF PORTABLE TRACKERS AND PRINCIPLES OF THEIR OPERATION FOR COLLECTING AND ANALYZING SLEEP BIOMARKERS

***Анотація.** Дотримання точності під час якості сну є важливим для більш глибокого розуміння його впливу на людське здоров'я. Розвиток портативних технологій став невід'ємною складовою в галузі охорони здоров'я. Ці технології надають широкий вибір пристроїв, які збирають дані з різних датчиків і надають інформацію про їхніх споживачів, включаючи сон.*

Сучасні пристрої, такі як смарт-годинники або фітнес-браслети, можуть виявляти різні біосигнали, такі як частота серцевих скорочень та їх зміна, температура шкіри та її опір, що використовуються для обчислення даних про активність та здоров'я споживача. Ці пристрої працюють у цілодобовому режимі, збираючи велику кількість даних, що можуть надавати нові можливості для аналізу, збереження та покращення здоров'я.

Стаття має на меті розкрити методи та принципи роботи сучасних трекерів сну, зокрема алгоритми аналізу стану здоров'я споживача, результати яких можна використовувати в клінічних дослідженнях.

Незважаючи на широкі перспективи технологій для аналізу сну, доцільно підходити до їх застосування обережно, зважаючи на переваги та можливі ризики, які вони несуть для дослідження в галузі сну і його впливу на здоров'я.

***Ключові слова:** вимірювання якості сну, портативні технології, виявлення біосигналів, аналіз біосигналів.*

***Summary.** Maintaining accuracy in sleep quality is important for a deeper understanding of its impact on human health. The development of wearable*

technologies has become an integral part of the healthcare industry. These technologies provide a wide range of devices that collect data from various sensors and provide information about their users, including sleep.

Modern devices, such as smartwatches or fitness bracelets, can detect various bio-signals, such as heart rate and heart rate changes, skin temperature and skin resistance, which are used to calculate data on the consumer's activity and health. These devices operate around the clock, collecting a large amount of data that can provide new opportunities for analyzing, maintaining and improving health.

The article aims to reveal the methods and principles of modern sleep trackers, including algorithms for analyzing the consumer's health status, the results of which can be used in clinical trials.

Despite the broad prospects of technologies for sleep analysis, it is advisable to approach their use with caution, given the benefits and possible risks they pose to research in the field of sleep and its impact on health.

Key words: *sleep quality measurement, portable technologies, bio-signal detection, bio-signal analysis.*

Вступ. Портативні технології відстеження сну стають все більш популярними в галузі досліджень сну та циркадних процесів людини, і вони також знаходять застосування в інших областях, включаючи вивчення різних хворобливих станів. Пацієнти все частіше надають своїм лікарям дані про свій сон, отримані з власних портативних пристроїв, а постійний розвиток доступних на ринку комерційних та дослідницьких пристроїв нового покоління призвів до широкого застосування таких пристроїв у дослідженнях.

Реалізація цих технологій у вигляді смарт-годинників є безрецептурними пристроями та не потребують для придбання клінічних рекомендацій, тобто доступні широкому загалу споживачів. Пристрої

заявлені як ті, що вимірюють кілька біосигналів, на основі яких можна зробити аналіз сну, що сприяє широкому використанню цих пристроїв та підвищенню обізнаності споживачів про стан їхнього здоров'я. Їхній популярності сприяють зручні та зрозумілі технології, що використовуються в реалізації кінцевих пристроїв, такі як хмарні платформи, що використовуються для зберігання та інтеграції даних, а також зручність у вигляді мобільних інтерфейсів користувачів.

У дослідницьких групах, що займаються аналізом сну, поширюється визнання використання таких трекерів сну. Дані можна збирати в будь-який момент без активної участі споживачів, які просто носять пристрій з собою, а також без необхідності у використанні спеціалізованої техніки обробки даних. Однак, незважаючи на ці потенційні переваги, фундаментальна проблема залишається невирішеною. Для багатьох пристроїв та пов'язаних систем недостатньо достовірних даних щодо їхньої точності, точності та надійності у вимірюванні різних параметрів сну та інших показників, зокрема тих, що стосуються роботи серця, про які вони повідомляють.

В даній роботі розглянуті основні принципи роботи трекерів сну для розрахунку та оцінки якості сну споживача, а також наданий аналіз їх користі в клінічній практиці та дослідженнях.

Матеріали та методи.

Акселерометр. Еталонним методом оцінки сну вважається полісомнографія (ПСГ), яка слугує ключовим прикладом пунктом для валідації інших пристроїв. Портативні амбулаторні системи ПСГ, хоча й існують, проте не знаходять широкого застосування через високу вартість та непрактичність для тривалих вимірювань сну за межами дослідницьких проєктів. Прийнятною альтернативою PSG для нелабораторних умов є актиграфія.

Пристрої актиграфії (часто у вигляді браслетів) використовують акселерометр для відстеження рухової активності та визначення періодів

сну/неспання. Цей метод ґрунтується на простому припущенні: рух свідчить про неспання, а його відсутність - про сон. Завдяки вимірюванню змін швидкості акселерометри надають інформацію про частоту, тривалість та інтенсивність рухової активності. В пристроях споживчого класу (наприклад, пристрої Fitbit, кільця OURA, годинник Samsung Galaxy) [1] використовують датчики 3-осевого акселерометра.

Акселерометри чутливі до різниці між лінійним прискоренням датчика і локальним гравітаційним полем [2]. У технічній документації акселерометра зазвичай описуються додатні осі x , y і z на корпусі датчика. Одним із доступних варіантів для використання в смарт-годинниках та фітнес-браслетах є акселерометр мікроелектромеханічних систем (MEMS), оскільки ті завдяки своїй малій вазі та низькому енергоспоживанню можуть працювати протягом тривалого часу без необхідності перезарядки.

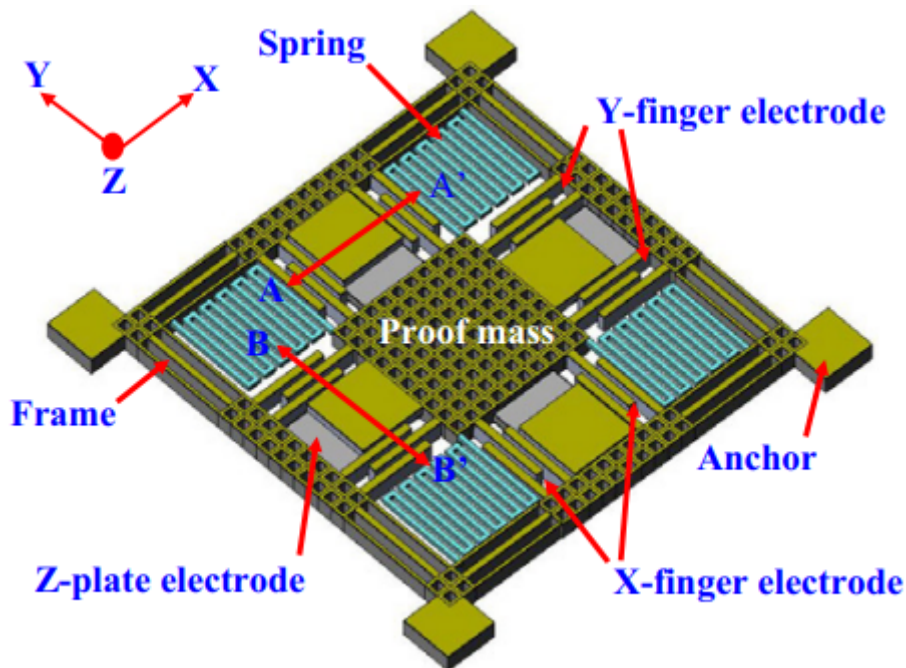


Рис. 1. Конструкція 3-осевого MEMS акселерометра

За принципом роботи акселерометр MEMS можна розділити на:

1. П'єзорезистивний. Чутливим елементом є варистор, виготовлений з п'єзорезистивної плівки або пучка. При русі об'єкта маса всередині

акселерометра, під дією сили інерції, коливається вгору-вниз. Оскільки маса підтримується консольною балкою, вона деформує варистор, що призводить до зміни його опору. Ця зміна опору генерує пульсаційну напругу в мостовій схемі Уїтстона. Підсилювач схеми зчитування перетворює цю напругу на вихідний сигнал, на основі якого розраховується величина прискорення за калібрувальним правилом. Зміна прискорення відображає напрямок руху об'єкта.

2. Ємнісний. Принцип роботи таких акселерометрів ґрунтується на вимірюванні зміни ємності для визначення прискорення. Датчики складаються з двох основних компонентів: чутливої структури та механізму фіксації, які утворюють динамічний конденсатор змінної ємності. При зміні прискорення об'єкта змінюється й ємність між цими двома елементами. Периферійна схема детектування вимірює величину цієї зміни, а потім, використовуючи калібрувальні дані, опосередковано визначає значення прискорення об'єкта.

3. Тунельний. Він складається з двох провідників, розділених вакуумним зазором. Прискорення об'єкта, на якому розміщений датчик, змінює відстань між цими провідниками і, згідно з ефектом тунелювання, існує ймовірність того, що електрони проскочать через цей бар'єр. Зміна прискорення призводить до зміни ширини зазору, що, в свою чергу, веде до зміни тунельного струму. Вимірюючи цей струм та маючи калібрувальні дані, можна визначити значення прискорення. Тунельний струм в свою чергу експоненціально залежить від зазору між електродами; зменшення характеристичних розмірів впливає на чутливість набагато менше, ніж у традиційних ємнісних акселерометрах.

Оптичний пульсометр. Дані про частоту серцевих скорочень, отримані за допомогою моніторингу, мають широкий спектр застосувань. Їх можна використовувати для клінічної діагностики, оцінки ефективності тренувань у спорті та фітнесі, а також для моніторингу якості сну та рівня

стресу. Одним з найпопулярніших інструментів моніторингу серцевих скорочень є фотоплетизмограма (PPG), оскільки той здатний забезпечувати численні вимірювання за допомогою одного сигналу [3].

Методика PPG ґрунтується на вимірюванні змін об'єму крові в судинах, розташованих близько до поверхні шкіри. Це досягається шляхом освітлення ділянки тіла світлом та аналізу частини світла, що ним відбивається. Послаблення світла на шляху від світлового променя (джерела) до фотоприймача (сигналу) зазвичай моделюється законом Бугера-Ламберта-Бера [4]. Цей закон описує, як пучок монохроматичного світла послаблюється при проходженні через поглинаюче середовище. Закон виражається такою формулою [5]:

$$I = I_0 * 10^{-klC}, \quad (1)$$

де I_0 – інтенсивність потоку монохроматичного випромінювання, що падає, I – інтенсивність світла, що пройшло шар речовини завтовшки l , k – коефіцієнт поглинання, C – концентрація поглинаючих частинок.

Світло, що проходить через середовище з однорідними властивостями, поступово втрачає свою інтенсивність. Цей процес відбувається експоненційно, тобто чим більшу відстань долає світло, тим значніше воно послаблюється. Ефект поглинання описується коефіцієнтом поглинання світла, який залежить від характеристик середовища та довжини хвилі світла. Важливо зазначити, що процес втрати фотонів, тобто поглинання світла, не залежить від щільності фотонів у світловому пучку, або інакше кажучи, від інтенсивності світла, що проходить через середовище.

Отже, принцип оптичного пульсометра полягає в наступному: з кожним ударом серця в одній з освітлених тканин, що являє собою артерію або вену, виникає пульсація тиску крові. Цей пульс поширюється по судині, спричинюючи тимчасові зміни її форми та складу крові. Внаслідок цих змін

поглинання світла судиною зростає, що призводить до послаблення інтенсивності світла, яке проходить через неї.

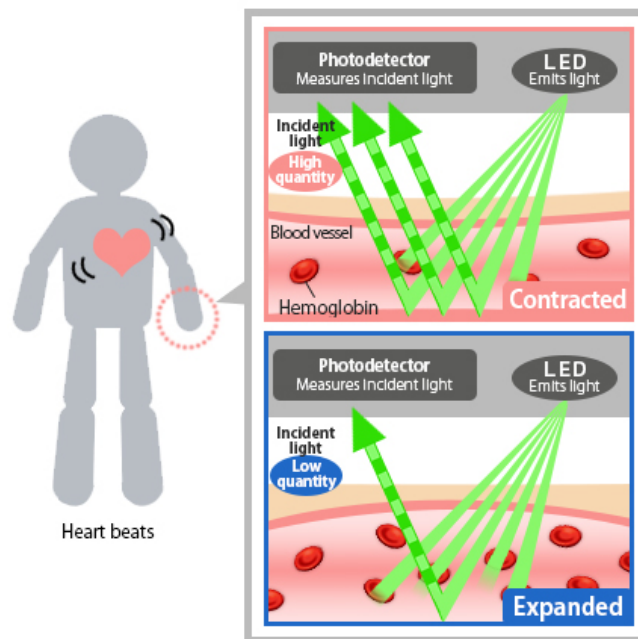


Рис. 2. Принцип роботи оптичного пульсометра

Визначення фаз сну на основі частоти серцевих скорочень може здійснюватися за допомогою алгоритмів аналізу змін серцевого ритму що спостерігаються під час різних фаз сну. Наприклад, під час REM-сну може спостерігатися підвищення середньої ЧСС, що зумовлено активністю симпатичної нервової системи. Натомість під час глибокого сну, який характеризується зниженням активності головного мозку та розслабленням м'язів, спостерігається зниження частоти серцевих скорочень (ЧСС). Цей стан супроводжується більшою стабільністю ЧСС, тобто вона менш схильна до коливань.

Для автоматизованого аналізу фаз сну можуть застосовуватися алгоритми машинного навчання, які навчаються на великих наборах даних, що містять відповідний набір інформації, та зроблені на їх основі записи про фази сну, отримані за допомогою полісомнографії (ПСГ). Проте, важливо зазначити, що точність визначення фаз сну та їх тривалості за таким

методом може варіюватися залежно від алгоритму, який використовується програмою конкретного виробника, та якості отриманих даних.

Машинне навчання. Як вже було зазначено, для детального вивчення фаз сну використовують полісомнографію. Проте цей метод має значний недолік, що полягає в приєднанні до тіла людини електроди, які потенційно можуть вплинути на якість її сну. Дані, що збираються за допомогою вказаних раніше датчиків, обробляються за допомогою нейронних мереж, які ще називаються машинами екстремального навчання, що виступає більш зручним методом оцінки сну, в порівнянні з ПСГ.

Нейромережі, як один із методів машинного навчання, набули популярності як перспективний інструмент у багатьох областях. Одна з переваг застосування нейронної мережі у вивченні сну полягає в тому, що вона має толерантність до деяких небажаних даних або подій із можливістю вивчати нелінійні та складні зв'язки. Серед відкритих для широкого загалу алгоритмів машинного навчання для оцінки якості сну можуть використовуватись наступні [6]:

1. Extreme Learning Machine (ELM). Це тип штучної нейронної мережі, який кардинально відрізняється від традиційних нейронних мереж за рахунок свого унікального підходу до навчання. На відміну від класичних нейронних мереж, які потребують багаторазового налаштування ваг та зміщень (ітеративного навчання) для покращення точності, ELM використовує аналітичний метод для обчислення вихідних ваг на основі вхідних даних. Це робить даний тип мережі значно швидшим та простішим у налаштуванні, адже не потребує складних алгоритмів оптимізації та тривалого тренування. ELM має лише один прихований шар, де ваги та зміщення ініціалізуються випадково. Ці значення залишаються незмінними протягом навчання, адже ELM не використовує ітерації. Натомість мережа використовує аналітичний розрахунок для визначення вихідних ваг, що робить її набагато ефективнішою за часом. Незважаючи на свою простоту,

ELM може досягти високої точності на багатьох завданнях машинного навчання. Це робить його привабливим вибором для дослідників та інженерів, які шукають швидкі та ефективні методи навчання нейронних мереж.

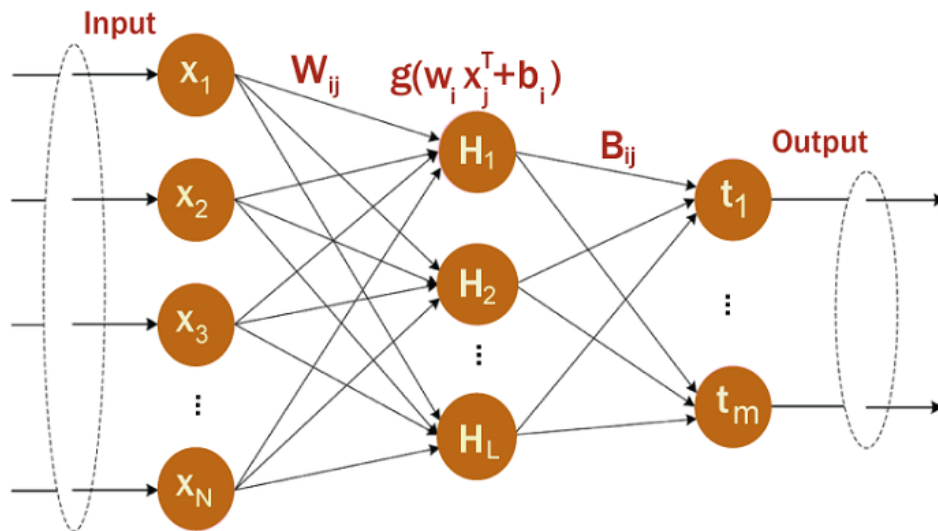


Рис. 3. Архітектура ELM

ELM має лаконічну архітектуру, яка складається з трьох чітко визначених рівнів – вхідного, прихованого та вихідного. Вхідні дані зазвичай представлені у вигляді набору векторів ознак, де кожен вектор описує окремий об'єкт або екземпляр. Прихований шар є основним, він складається з набору випадково ініціалізованих нейронів, кожен з яких має власні ваги та зміщення. Вихідний рівень відповідає за генерацію прогнозованих значень на основі оброблених даних.

2. Support Vector Machine (SVM). Це ще один потужний алгоритм машинного навчання, який широко використовується в різних галузях. Він ґрунтується на концепції знаходження оптимальної гіперплощини, яка розділяє дані на різні класи. Ця гіперплощина максимізує відстань між точками даних, що належать до різних класів, роблячи SVM надійним інструментом для класифікації. Ефективність SVM та його добре вивчені характеристики роблять його популярним вибором для багатьох завдань, пов'язаних з обробкою сигналів [7]. Дані в цьому методі представлені у

вигляді векторів, де кожен вектор описує один об'єкт або екземпляр. Вхідні дані відображаються у вищому просторі за допомогою ядра, що дозволяє SVM знаходити нелінійні залежності між даними, навіть якщо вони лінійно нероздільні в початковому просторі. Згодом SVM знаходить точки даних, які лежать найближче до гіперплощини розділення та оптимальну гіперплощину розділення в цьому просторі - площину, яка розділяє дані на два або більше класів. Врешті функція прийняття рішень використовує гіперплощину розділення для класифікації нових точок даних, якщо точка знаходиться по один бік гіперплощини, вона буде віднесена до одного класу, а якщо по інший – до іншого.

Для використання алгоритмів ELM і SVM для розпізнавання стадій та якості сну необхідні характеристики даних, що можна отримати на основі зчитаних рухів з акселерометра та змін серцевого ритму з оптичного пульсометра.

Результати та висновки. Точність вимірювання сну за допомогою методів, що ґрунтуються на відстеженні рухів, має певні обмеження. Причина цього полягає в тому, що людина може протягом тривалого часу перебувати в нерухомому стані, що може призвести до помилкового визначення цього стану як сну. Отже, значно підвищити точність вимірювання сну (виявлення сну/неспання та визначення стадій сну) лише за допомогою таких пристроїв навряд чи вдасться.

Що стосується вимірювання серцевого ритму, як одного з параметрів для аналізу сну, за допомогою оптичних датчиків, точність результатів є неоднозначною. Закон Бугера-Ламберта-Бера пояснює, як світло поглинається однорідними середовищами, проте кров та інші біологічні тканини не є однорідними та мають більш складну структуру. Це зумовлює нелінійну залежність поглинання світла ними від концентрації від довжини оптичного шляху. Також треба враховувати те, що інтенсивність поглинання та розсіювання світла динамічно змінюється, оскільки

положення еритроцитів у кровоносних судинах є різним під час скорочення серця та його розслаблення. Також треба враховувати те, що під час руху людини датчики можуть не щільно прилягати до поверхні шкіри, що може призводити до відбиття світла від її поверхні, численне розсіювання променя та, як наслідок, відхилення світлового променя від його початкового напрямку.

Проте, незважаючи на недоліки виміру параметрів, на основі яких виконується аналіз сну, нейронні мережі ELM та SVM є доволі ефективними інструментами для перетворення отриманих даних. Обидві мережі навчалися на даних про сон, зроблені за допомогою ЕЕГ, отже є максимально наближеними до результатів медичної апаратури. Вони є потужним інструментом для точної класифікації стадій сну та виміру закономірностей, оскільки це зумовлено принципами їхньої роботи та задачами, для яких вони призначені.

Загалом поєднання всіх перелічених технологій має великий потенціал бути ефективним інструментом для аналізу сну. Завдяки роботі в тандемі зазначені методи можуть компенсувати недоліки одна одної, наприклад, визначення частоти серцевих скорочень може компенсувати труднощі акселерометра у визначення пробудження в стані нерухомості. Разом з цим галузь нейронних мереж активно розвивається та має великий потенціал для удосконалення власних методів, сприяючи покращенню аналізів якості сну та, відповідно, покращення його розуміння та діагностики порушень.

Література

1. de Zambotti M., Goldstein C., Cook J., Menghini L., Altini M., Cheng Ph., Robillard R. State of the science and recommendations for using wearable technology in sleep and circadian research. *Sleep*. 2024. Vol. 47, Is. 4. zsad325. doi: <https://doi.org/10.1093/sleep/zsad325>; URL:

<https://academic.oup.com/sleep/article/47/4/zsad325/7501518> (дата звернення: 21.04.2024).

2. Pedley M. Tilt Sensing Using a Three-Axis Accelerometer. *Freescale Semiconductor*. 2013. Rev. 6. P. 3-4. URL: <https://www.jarzebski.pl/datasheets/AN3461.pdf> (дата звернення: 21.04.2024).

3. Denisenko M.A., Konoplev B.G., Isaeva A.S., Lysenko I.E. Integrated Micro-Mechanical Tunneling Accelerometer. *Journal of Pharmaceutical Sciences and Research*. 2017. Vol. 9(10). P. 2155-2158. URL: https://www.researchgate.net/profile/Igor-Lysenko/publication/321889613_Integrated_micro-mechanical_tunneling_accelerometer/links/5c1756da4585157ac1c7c89d/Integrated-micro-mechanical-tunneling-accelerometer.pdf (дата звернення: 24.04.2024).

4. Orphanidou Ch. Quality Assessment for the Photoplethysmogram (PPG). *Signal Quality Assessment in Physiological Monitoring*. 2017. P. 41-63. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-68415-4_3 (дата звернення: 24.04.2024).

5. Lemay M., Bertschi M., Sola J., Renevey Ph., Parak J., Korhonen I. Application of Optical Heart Rate Monitoring. *Wearable Sensors*. 2014. С. 105-129. URL: <http://pdfs.semanticscholar.org/c999/f808598037ca5b3ee064b38310d9b59f2bf9.pdf> (дата звернення: 24.04.2024).

6. Алемасова А.С., Зайцев В.М., Єнальєва Л.Я., Щепіна Н.Д., Гождзінський С.М. Під ред. В.М. Зайцева. Аналітична хімія. Підручник для вищих навчальних закладів. Донецьк: ДонНУ, 2009. 415 с. URL: <https://tinyurl.com/ym9wtuk9> (дата звернення: 31.05.2024).

7. Surantha N., Lesmana T.F., Isa S.M. Sleep stage classification using extreme learning machine and particle swarm optimization for healthcare big data. *Journal of Big Data*. 2021. 8. 14. doi: <https://doi.org/10.1186/s40537-020-00406->

6; URL: <https://link.springer.com/article/10.1186/s40537-020-00406-6#ref-CR10> (дата звернення: 01.05.2024).