

Технічні науки

УДК 616-71

**Федорін Ілля Валерійович**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри БМК  
Національний технічний університет України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

**Федорин Илья Валерьевич**

*кандидат физико-математических наук, доцент кафедры БМК  
Национальный технический университет Украины  
«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»*

**Fedorin Iliia**

*PhD, Associate Professor at the Department of Biomedical Cybernetics  
National Technical University of Ukraine  
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

**Іванова Яна Олегівна**

*студентка  
Національного технічного університету України  
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»*

**Иванова Яна Олеговна**

*студентка  
Национального технического университета Украины  
«Киевский политехнический институт имени Игоря Сикорского»*

**Ivanova Yana**

*Student of the  
National Technical University of Ukraine  
"Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"*

**КЛАСИФІКАЦІЯ ФАЗ СНУ НА ОСНОВІ БІОРАДАРУ ЗА  
ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ CNN-LSTM**

**КЛАССИФИКАЦИЯ ФАЗ СНА НА ОСНОВЕ БИОРАДАРА ПРИ  
ПОМОЩИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ CNN-LST  
SLEEP STAGES CLASSIFICATION BASED ON BIORADAR USING  
CNN-LSTM NEURAL NETWORK**

***Анотація.** Дослідження зосереджено на автоматичному визначенні стадій сну з використанням безконтактного біосенсора. У цьому дослідженні ми запропонували мережу на основі глибокого навчання шляхом інтеграції згорткової мережі та нейронної мережі довгої короткочасної пам'яті (CNN-LSTM) для класифікації періоду неспанья, фази швидкого сну (REM) і фаз повільного сну (NREM) - N1, N2 і N3. Мережа CNN-LSTM досягла точності 0,88 і коефіцієнта Каппа Коена 0,84. Запропонована мережа CNN-LSTM показала таку ж продуктивність, як і існуючі методи, засновані на традиційному ручному отриманні ознак. Результати дослідження можуть стати перспективним рішенням для автоматичного оцінювання сну без ручної обробки даних і можуть бути дуже корисними для скринінгу розладів сну.*

***Ключові слова:** полісомнографія, моніторинг сну, дистанційний моніторинг, біорадар, CNN, LSTM, нейронна мережа.*

***Аннотация.** Исследование сосредоточено на автоматическом определении стадий сна с использованием бесконтактного биосенсора. В этом исследовании мы предложили сеть на основе глубокого обучения путем интеграции сверточной сети и долгой краткосрочной память (CNN-LSTM) для классификации периода бодрствования, фазы быстрого сна (REM) и фаз медленного сна (NREM) - N1, N2 и N3. Сеть CNN-LSTM достигла точности 0,88 и коэффициента Каппа Коэна 0,84. Предлагаемая сеть CNN-LSTM показала такую же производительность, как и существующие методы, основанные на традиционном ручном получении признаков. Результаты исследования могут стать перспективным*

решением для автоматической оценки сна без ручной обработки данных и могут оказаться очень полезными для скрининга сна.

**Ключевые слова:** полисомнография, мониторинг сна, дистанционный мониторинг, биорадар, CNN, LSTM, нейронная сеть.

**Summary.** The research is devoted to the automatic sleep stages classification based on non-invasive biosensor. A deep learning framework for classification of wakefulness, REM and NREM sleep stages (N1, N2, and N3) is proposed. The system consists of a combined convolutional and recurrent (long short-term memory, LSTM) neural network (CNN-LSTM). The proposed CNN-LSTM neural network significantly outperforms existing machine learning methods based on traditional manual feature engineering. The model achieves an accuracy of 0.88 and a Cohen's Kappa agreement coefficient of 0.84, that is almost perfect agreement. The results of the study could be a promising solution for automatic sleep assessment without manual data processing and can be very useful for sleep screening.

**Key words:** polysomnography, sleep monitoring, remote monitoring, bioradar, CNN, LSTM, neural network.

**Вступ.** Сон важливий для оптимального функціонування мозку та тіла [1]. Однак велика кількість людей страждає від розладів, пов'язаних зі сном. Одна безсонна ніч знижує стійкість імунітету до інфекційних захворювань і швидкість реакції на зовнішні імпульси. А постійний дефіцит і зниження якості сну підвищують ризик розвитку серцево-судинних і ендокринних захворювань [2]. Ефективна оцінка сну має важливе значення для розпізнавання проблем зі сном та вчасного вжиття заходів.

Якість сну, як правило, визначається після ручної оцінки записів полісомнографії (ПСГ), які включають дані про хропіння, дихальні рухи черевної стінки та грудної клітки, сатурацію периферичної крові киснем,

положення тіла, електроенцефалограму (ЕЕГ), електрокардіограму (ЕКГ), електроміограму (ЕМГ), електроокулограму (ЕОГ), рух ніг та відеозапис сну [3]. Однак, такий підхід громіздкий, дорогий, не дуже зручний, та є недієздатним для щоденного моніторингу. Також, ефект першої ночі може вплинути на результати ПСГ.

У клінічній практиці для оцінки тривалості та якості сну часто використовують щоденники сну, які заповнюються власноруч пацієнтом. Але суб'єктивно час сну багатьма пацієнтами сприймається як час знаходження в ліжку. Тому щоденники сну зазвичай мають нижчий рейтинг щодо точності, ніж інші пристрої.

Також існують носимі пристрої, які стрімко набули популярності серед споживачів. Однак, їх точність для відстеження сну є серйозною проблемою. У багатьох дослідженнях перевірялася надійність цих пристроїв в лабораторіях і в середовищі проживання учасників. Дослідження показали, що такі пристрої зазвичай недооцінюють час неспання, а також переоцінюють час та ефективність сну, а вимірювання стадій сну не корелюють з даними медичних пристроїв. До того ж пацієнти часто відчувають дискомфорт та стикаються з незручностями, які виникають через необхідності безпосереднього контакту пристроїв з їх тілом.

Враховуючи викладене вище, застосування безконтактних методів моніторингу сну може забезпечити пацієнтам максимально можливий комфорт [4]. З цією метою може бути використаний біорадіолокаційний моніторинг дихальних рухів і рухової активності випробуваного.

Біорадіолокація (БРЛ) – це безконтактний метод моніторингу показників життєдіяльності людини, заснований на ефекті модуляції через зміну відбитого від грудної клітки радіосигналу, що посиляється передавачем в сторону пацієнта.

В дослідженнях було показано, що радарні технології надійно відстежують такі життєво важливі показники, як дихання, серцевий ритм, а також рухи кінцівок [5-7]. Було показано, що дихання і рух корелює з фазами швидкого та повільного сну [8-10].

Метою цього дослідження є створення алгоритму для автоматичної класифікації стадій сну з використанням безконтактного біосенсора.

У сфері машинного навчання глибокі мережі привертають все більше уваги, оскільки вони можуть навчатися на даних безпосередньо без ручного вилучення ознак [11-15]. Існує багато корисних і добре навчених глибоких мереж для аналізу даних часових рядів, таких як згортова нейронна мережа (CNN) [16] і рекурентна нейронна мережа (RNN) [17]. Хоча CNN в основному застосовуються для автоматизованого розпізнавання зображень, в деяких дослідженнях вони використовувалися для аналізу часових рядів [18-20]. Перевагою таких мереж є зменшення кількості параметрів і підвищення швидкості навчання.

Однією з найбільш широко використовуваних RNN є нейронна мережа довгої короткочасної пам'яті (LSTM), яка здатна захоплювати довгострокову залежну інформацію, що лежить в основі структури часового ряду [21]. LSTM-мережі дуже популярні в обробці текстових даних і мають чудові результати в аналізі емоцій, машинному перекладі і генерації тексту. Оскільки дана проблема охоплює схожу задачу класифікації послідовності, LSTM є відмінним методом для БРЛ сигналів. Адже, зміна стадій сну має закономірну послідовність, а LSTM зберігає інформацію не лише про поточні дані, а й про минулі.

**Матеріали та методи дослідження.** В дослідженні використовувався набір відкритого доступу PhysioNet – Sleep Bioradiolocation Database [22]. Це дані експериментальних досліджень по спільній реєстрації БРЛ сигналів і ПСГ.

БРЛ-моніторинг проводили за допомогою БРЛ-системи "БіоРаскан", розробленої в Лабораторії дистанційного зондування МДТУ ім. Н.Е. Баумана.

БіоРаскан розташовувався на відстані 1-2 м від торса випробуваного, антени були спрямовані в бік торса. Запис ПСГ і БРЛ сигналів починалася у вечірні години, а закінчувалася в ранкові [11]. Характеристики БРЛ-системи наведені у таблиці 1.

Таблиця 1

### Характеристики «БіоРаскан»

|                                      |                           |
|--------------------------------------|---------------------------|
| тип                                  | безперервний              |
| приймач                              | квадратурний              |
| модуляція                            | ступінчаста частота       |
| діапазон частот                      | 3,6-4,0 ГГц               |
| кількість частот                     | 8                         |
| щільність потоку енергії             | 1,36 мкВт/см <sup>2</sup> |
| максимальна випромінювана потужність | 3 мВт                     |
| частота дискретизації                | 50 Гц                     |

БіоРаскан – це біорадар, який використовує безперервний сигнал із ступінчастою частотною модуляцією. Він має 8 операційних частот в діапазоні від 3.6 до 4.0 ГГц. Отже, кожен БРЛ-запис складається з 16 сигналів (вісім операційних частот, кожна з яких містить I і Q квадратури, зареєстрованих одночасно).

В експериментах взяли участь 32 добровольців. За результатами проведеного дослідження, розлади дихання та руху уві сні у всіх учасників експерименту були виключені. Характеристики вибірки представлені в Таблиці 2.

Таблиця 2

### Характеристики вибірки

| Характеристики вибірки     | Значення (Середнє + СВ (діапазон)) |
|----------------------------|------------------------------------|
| Чоловіки : жінки           | 12 : 20                            |
| З інсомнією : без інсомнії | 4 : 28                             |
| Вік                        | 44,22 ± 15,44 (22 – 67)            |
| ІМТ (кг/м <sup>2</sup> )   | 27,08 ± 5,91 (17 – 48)             |
| Ефективність сну (%)       | 77,34 ± 12,53 (47,06 – 94,41)      |

ПСГ дослідження проводилося за допомогою полісомнографа Embla N7000 (Natus Neurology Inc., USA). Реєструвалося 23 канали ЕЕГ, 2 канали ЕОГ, 2 канали ЕМГ з підборіддя, по 1 каналу ЕМГ з кожної ноги, канал ЕКГ, абдомінальний і торакальний сигнали респіраторної індуктивної плетизмографії, ороназальний потік, положення тіла, пульсоксиметр, хрипіння. Підготовка пацієнтів, проведення дослідження і розшифровка отриманих ПСГ записів здійснювалися кваліфікованими лікарями, відповідно до рекомендацій ААСМ. Кожна епоха ПСГ відносилася до однієї із стадій: період неспанння (0, ПН), N1, N2, N3 або фаза швидкого сну (4, REM). Приклад результатів ПСГ наведено на малюнку 1.

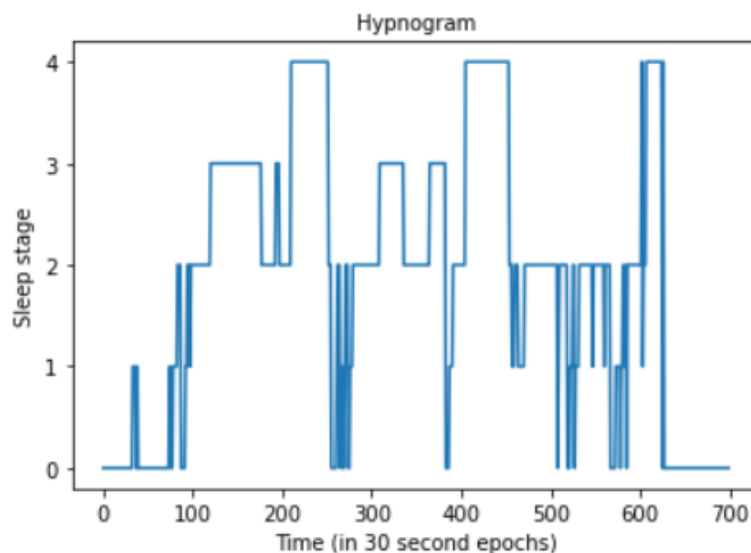


Рис. 1. Приклад ПСГ запису

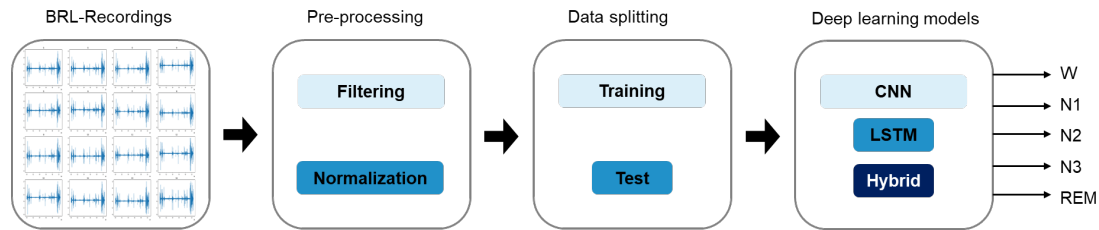
Розподіл епох набору даних проілюстровано в таблиці 3.

Таблиця 3

### Характеристики вибірки

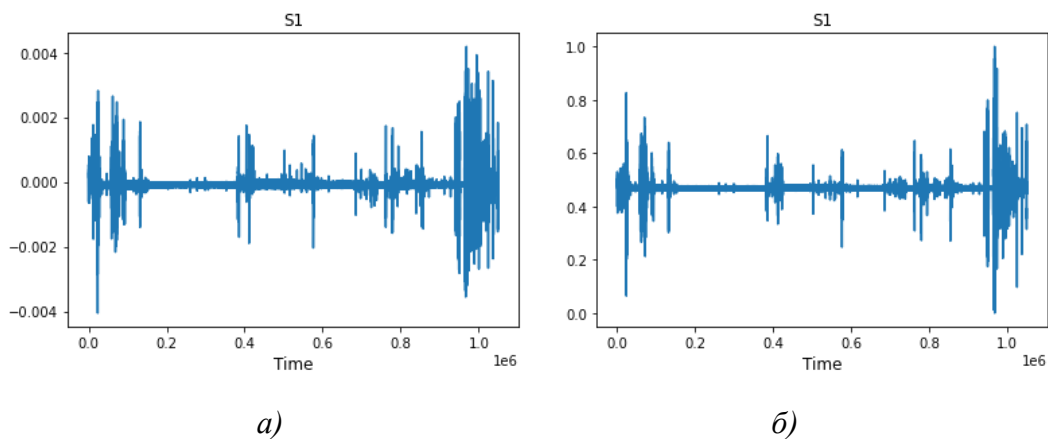
| Стадія           | % (Середнє + СВ (діапазон))  |
|------------------|------------------------------|
| Період неспанння | 22,66 ± 12,53 (5,59 – 52,94) |
| REM              | 18,15 ± 6,09 (9,31 – 36,04 ) |
| Поверхневий сон  | 41,48 ± 7,99 (21,33 – 59,95) |
| Глибокий сон     | 17,71 ± 5,93 (7,76 – 33,38)  |

Розробка програмного діагностичного інструменту для автоматичної класифікації стадій сну показана на малюнку 2.



**Рис. 2.** Розробка програмно-діагностичного інструменту для автоматичної класифікації стадій сну з використанням технологій Deep Learning

Після завантаження записи БРЛ-сигналів були відфільтровані. Фільтрація проводилася за допомогою смугового фільтра Баттерворта 5-го порядку з частотами зрізу 0,05 і 0,6. Фільтр Баттерворта – це тип фільтра для обробки сигналів, розроблений для того, щоб мати максимально рівну частотну характеристику у смузі пропускання та нульову реакцію відкоту в смузі зупинки. Після фільтрації було проведено min-max нормалізацію. Результати обробки сигналів можна побачити на малюнку 3.



**Рис. 3.** БРЛ-сигнал (S) до обробки (а) та після (б)

Наступним кроком із оброблених сигналів кожного випробовуваного випадковим чином обиралися 30-и секундні відрізки. Потім даний набір ділився на навчальні та тестові дані у відношенні 80/20% (15500/3100 значень). Таким чином, на вхід нейронної мережі подавалися набори із 16 сигналів довжиною 30 с (1500 відліків).



Для класифікації стадій сну у нашій роботі пропонується метод на основі згорткової нейронної мережі (CNN) та довгої короткочасної пам'яті (LSTM). Запропонована архітектура CNN проілюстрована на малюнку 4.

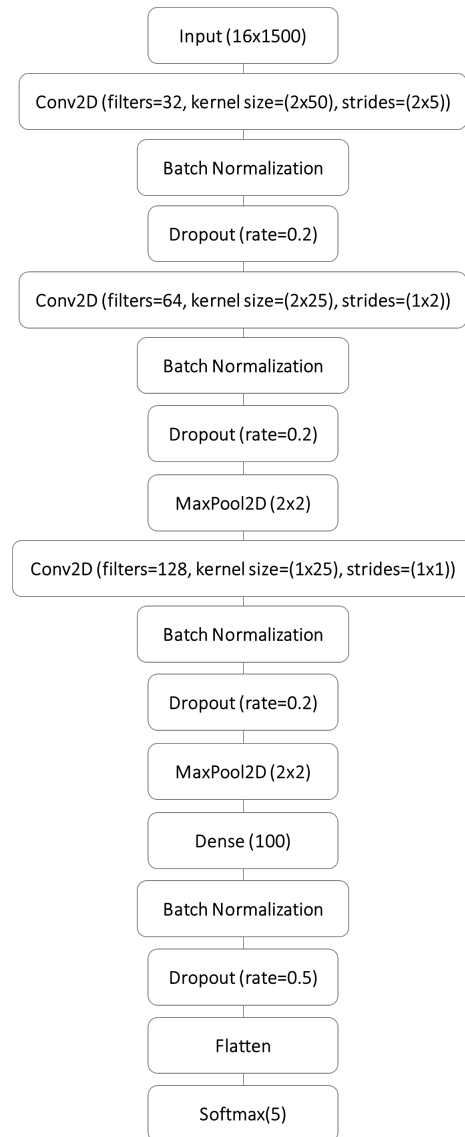
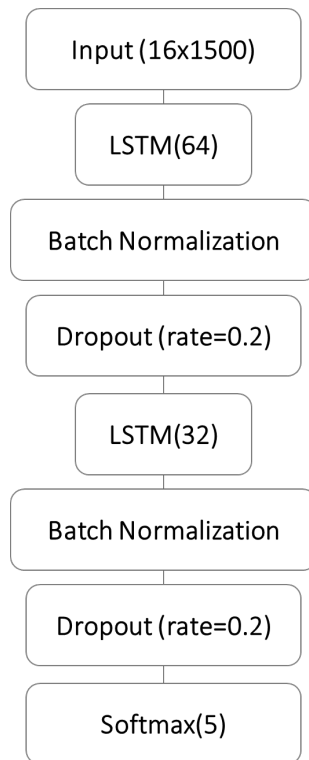


Рис. 4. Архітектура мережі CNN

Вона складається з трьох згорткових шарів, Batch-нормалізації, виключення (dropout), максимізаційного агрегування (max pooling) та повнозв'язного шару. Ймовірність кожної стадії сну отримується з шару Softmax.



**Рис. 5. Архітектура мережі LSTM**

На малюнку 5 показано топологію LSTM, яка також була використана в дослідженні. Вона складається з двох LSTM шарів, Batch-нормалізації та виключення (dropout). Вихід активується функцією softmax для отримання ймовірності стадії сну.

Для оцінки продуктивності кожної моделі використовувалися загальні показники, включаючи точність, чутливість, специфічність, f-значення та Каппа Коена.

**Результати дослідження.** Навчання мереж проводилося п'ять разів по 100 епох з розміром батчу – 100. Кожного разу навчання проводилося на нових наборах випадкових відрізків. На малюнку 6 показані загальні результати тестування мереж.

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0            | 0.8893    | 0.8708 | 0.8800   | 3430    |
| 1            | 0.7023    | 0.4855 | 0.5741   | 690     |
| 2            | 0.8991    | 0.8929 | 0.8960   | 5808    |
| 3            | 0.8898    | 0.9396 | 0.9140   | 3264    |
| 4            | 0.8812    | 0.9350 | 0.9073   | 2308    |
| accuracy     |           |        | 0.8860   | 15500   |
| macro avg    | 0.8523    | 0.8248 | 0.8343   | 15500   |
| weighted avg | 0.8835    | 0.8860 | 0.8836   | 15500   |

cohen kappa score - 0.8461282673100742

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0            | 0.3614    | 0.3587 | 0.3600   | 3607    |
| 1            | 0.1166    | 0.0402 | 0.0598   | 647     |
| 2            | 0.4233    | 0.6708 | 0.5191   | 5662    |
| 3            | 0.3894    | 0.2190 | 0.2803   | 3448    |
| 4            | 0.4408    | 0.1620 | 0.2369   | 2136    |
| accuracy     |           |        | 0.4012   | 15500   |
| macro avg    | 0.3463    | 0.2901 | 0.2912   | 15500   |
| weighted avg | 0.3909    | 0.4012 | 0.3709   | 15500   |

cohen kappa score - 0.14385565152337654

a)

б)

Рис. 6. Результати тестування CNN(а) та LSTM(б)

Точність класифікації стадій сну мережею CNN дорівнює 0.886, значення каппи – 0.846. Однак, точність класифікації для LSTM значно менша і дорівнює 0,4.

Тому було створено гібридну мережу, яка об'єднує CNN і LSTM таким чином: спочатку ми використовуємо шари згортки і MaxPool, щоб зменшити розмірність вхідних даних. Це дає нам більш стисле представлення вихідних даних з функціями вищого рівня. Потім ми передаємо цю коротшу послідовність в LSTM для подальшої обробки. Таким чином, ми одночасно використовуємо швидкість CNN, а також можливості LSTM.

|              | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| 0.0          | 0.8597    | 0.8995 | 0.8792   | 3972    |
| 1.0          | 0.6350    | 0.4852 | 0.5500   | 674     |
| 2.0          | 0.8632    | 0.9087 | 0.8854   | 5563    |
| 3.0          | 0.9437    | 0.8926 | 0.9175   | 3176    |
| 4.0          | 0.9543    | 0.8884 | 0.9202   | 2115    |
| accuracy     |           |        | 0.8819   | 15500   |
| macro avg    | 0.8512    | 0.8149 | 0.8304   | 15500   |
| weighted avg | 0.8813    | 0.8819 | 0.8805   | 15500   |

cohen kappa score - 0.839760664692671

Рис. 7. Результати тестування CNN- LSTM

Малюнок 7 показує загальну продуктивність гібридної мережі. CNN-LSTM досягає кращої точності для класу 3 та 4 (стадія N3 та фаза REM), ніж мережі CNN та LSTM, хоча вони мають схожу загальну точність та Каппу Коена.

**Висновки.** Дослідження показує, що БРЛ, використовуючи радіолокаційні технології та машинне навчання, може надавати інформацію не тільки про сон і період неспанья, а й про стадії сну.

У дослідженні запропоновано мережу CNN-LSTM для автоматичного визначення стадії сну. Отримана точність визначення періоду неспанья дорівнює 0,8597, стадії N1 – 0,6350, N2 – 0,8632, N3 – 0,9437, фази REM – 0,9543. Порівняння з іншими класифікаторами, які були розглянуті в дослідженні, CNN+LSTM працює так само добре, але демонструє кращу продуктивність у розпізнаванні третьої стадії та REM-сну.

Результати показують, що хоча ПСГ залишається еталонним методом для оцінки сну, БРЛ системи показали високу точність, що вказує на можливість визначення структури сну на основі аналізу дихальних рухів.

Дослідження продемонструвало, що підхід глибокого навчання без ручного вилучення ознак також може забезпечити достатню точність для визначення стадії сну, що навіть краще, ніж звичайні методи, засновані на ручному отриманні ознак. Таким чином, запропонований метод є перспективним вибором для автоматичного виявлення стадій сну та подібних проблем класифікації сигналів.

### **Література**

1. Czeisler C. A. Duration, timing and quality of sleep are each vital for health, performance and safety / C. A. Czeisler // *Sleep Health*. 2015. №1. P. 5-8. doi: 10.1109/Trustcom.2015.524
2. Ohayon M. M. Epidemiology of insomnia: what we know and what we still need to learn / M. M. Ohayon // *Sleep Med. Rev.* 2002. №6. P. 97-111. doi: 10.1053/smr.2002.0186
3. Weaver E. M. Polysomnography indexes are discordant with quality of life, symptoms, and reaction times in sleep apnea patients / E. M. Weaver, B. T.

- Woodson, D. L. Steward // *Otolaryngol. Head Neck Surg.* 2005. №132. P. 255-262. doi: 10.1016/j.otohns.2004.11.001
4. Огляд сучасних технологій для діагностики якості сну / Я. О. Іванова, І.В. Федорін, О.В. Вдовиченко // *Науковий журнал «Біомедична інженерія і технологія»*. 2021. №2.
  5. Mostov K. Medical applications of shortwave FM radar: remote monitoring of cardiac and respiratory motion / K. Mostov, E. Liptsen, R. Boutchko // *Med Phys.* 2010. №37. P. 1332.
  6. Staderini E.M. UWB radars in medicine / E.M. Staderini // *IEEE Aero El Sys Mag.* 2002. №17. p. 13.
  7. Sun Kang Y.L. Validation of noncontact cardiorespiratory monitoring using impulse-radio ultra-wideband radar against nocturnal polysomnography / Y.L. Sun Kang, Lim Young-Hyo, Park Hyun-Kyung // *Sleep Breath.* 2019.
  8. Stefani A. A prospective video-polysomnographic analysis of movements during physiological sleep in 100 healthy sleepers / A. Stefani, D. Gabelia, T. Mitterling // *Sleep.* 2015. №38. P. 1479.
  9. Chung G.S. REM sleep estimation only using respiratory dynamics / G.S. Chung, B.H. Choi, J.-S. Lee // *Physiol Meas.* 2009. №30. P. 1327.
  10. Bioradiolocation-based sleep stage classification / A. Tataraidze, L. Korostovtseva, L. Anishchenko та ін.] // *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC).* 2016. №38. doi:10.1109/embc.2016.7591321
  11. Lecun Y. Deep learning / Y. Lecun, Y. Bengio, G. Hinton // *Nature.* 2015. №521. P. 436-444. doi: 10.1038/nature14539
  12. Tsinalis O. Automatic sleep stage scoring using time-frequency analysis and stacked sparse autoencoders / O. Tsinalis, P. M. Matthews, Y. Guo // *Ann. Biomed. Eng.* 2015. №44. P. 1587-1597. doi: 10.1007/s10439-015-1444-y

13. Mixed neural network approach for temporal sleep stage classification / H. Dong, A. Supratak, W. Pan та ін.] // *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 2016. №26. P. 324–333. doi: 10.1109/TNSRE.2017.2733220
14. Automatic human sleep stage scoring using deep neural networks / A. Malafeev, D. Laptev, S. Bauer та ін.] // *Front. Neurosci.* 2018. №12. P. 781. doi: 10.3389/fnins.2018.00781
15. Lecun Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series / Lecun Y., Bengio Y. New York: NY: ACM.
16. Elman J. Finding structure in time / J. Elman // *Trends Cogn. Sci.* 1990. №14. P. 179–211. doi: 10.1016/0364-0213(90)90002-E
17. A deep learning architecture for temporal sleep stage classification using multivariate and multimodal time series / S. Chambon, M. Galtier, P. J. Arnal, G. Wainrib // *IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng.* 2018. №26. P. 758–769. doi: 10.1109/TNSRE.2018.2813138
18. Automatic sleep stage classification based on convolutional neural network and fine-grained segments / Z. H. Cui, X. W. Zheng, X. X. Shao, L. Z. Cui // *Complexity*, 2018. 2018. №13. doi: 10.1155/2018/9248410
19. Zhang J. Complex-valued unsupervised convolutional neural networks for sleep stage classification / J. Zhang, Y. Wu // *Comput. Methods Prog. Biomed.* 2018. №164. P. 181-191. doi: 10.1016/j.cmpb.2018.07.015
20. Hochreiter S. Long short-term memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber. // *Neural Comput.* 1997. №9. P. 1735-1780. doi: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
21. Tataraidze A. Sleep Bioradiolocation Database [Електронний ресурс] / Alexander Tataraidze // *PhysioNet.* 2018. URL: <https://physionet.org/content/sleepbrl/1.0.0/>