

В.Є. Білозьоров, В.Г. Зайцев, О.В. Погорєлов, О.Л. Хижа
**ПРОБЛЕМИ АНАЛІЗУ ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАМ
МЕТОДАМИ НЕЛІНІЙНОЇ ДИНАМІКИ**

Анотація. У статті розглядається питання використання методів нелінійної динаміки та проблеми аналізу інформації, що надана у вигляді даних часових рядів електроенцефалограм знятих з пацієнту. Надано огляд наукових досягнень та проблем що мають місце. Показано, що використання рекурентної діаграми (recurrence plots, RP) має суттєві недоліки, які пов'язані з візуалізацією інформації на екрані монітору комп'ютера, тому запропоновано наступний крок дослідження - обрахування чисельних показників RP. Наведені обраховані показники RP дозволили здійснити типізацію отриманих даних та визначити тип якій отримав назву «HEALTHY-RP», що відрізняє епілептичні та не епілептичні типи EEG. Надана типізація обробленої інформації різних баз з використанням показників Херста.

Ключові слова: рекурентний аналіз, електроенцефалографія, рекурентна діаграма, параметр затримки, розмірність простору вкладення, JRQA аналіз, показник Херста.

Вступ і мета. Велика кількість монографій, доповідей, конференцій присвячена проблемам виявлення та прогнозування неврологічного розладу – епілепсії, що характеризується раптовими нападами сенсорного збудження, пов'язаними з аномальною електричною активністю головного мозку [1-5]. Завдання, яке досі не вирішене, полягає у прогнозі наступного нападу. Система виявлення нападів на основі електроенцефалограми (EEG) є методом неінвазивної діагностики рефракційної епілепсії. З огляду на нелінійний характер сигналів EEG багато дослідників використовують методи нелінійної динаміки. У багатьох роботах пропонуються використання методу рекурентних діаграм (RP), для отримання характеристик EEG, а чисельні параметри рекурентних діаграм (JRQA), пропонуються застосовувати для завдань класифікації інформації EEG як предиктальні, іктальні та нормальні класи [16-20].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У статті [6] представлений систематичний огляд виявлення епілептичних нападів на основі EEG за допомогою машинного/глибокого навчання. З цього огляду випливає, що методи, використані в дослідженнях, представили наступні результати з відповідними помилками і обмеженнями:

- 2D-CNN моделі для виявлення нападів - 96%;
- моделі LSTM-RNN для виявлення нападів -96%;
- моделі CNN-RNN для виявлення нападів – 94%.

Автоенкодер (АЕ) – це модель машинного навчання без вчителя, яка представляє різні входні параметри та працює з функцією (стиснення, декомпресія) у поєднанні з нейронною мережею дала такі результати:

- моделі АЕ для виявлення нападів -95%;
- моделі SVM для виявлення нападів -97%;
- моделі KNN для виявлення нападів - 98%.

При використанні нейронних мереж і машинного навчання потрібно підбирати найменшу підмножину ознак для зниження складності моделі. Показано, що аналіз головних компонент (КРСА) є відповідним методом нелінійного скорочення для вибору ознак. КРСА має такі основні переваги перед іншими методами вибору ознак:

- 1) успішно обробляються нелінійні дані;
- 2) не потрібна нелінійна оптимізація;
- 3) розрахунки КРСА дуже прості і схожі на звичайні розрахунки РСА;
- 4) кількість РСА не потрібно встановлювати перед моделюванням [28].

Відмітимо, що КРСА є відповідним методом кодування для даних з нелінійною структурою багатовидів. Він широко використовується в різних наборах даних, включаючи прикладні дані про здоров'я, дані датчиків і зображення обличчя.

Виходячи з огляду робіт, слід зазначити, що в діагностиці епілептичних випадків проблеми можна узагальнити наступним чином:

а) перша проблема полягає в тому, що великі набори даних про напади в даний час недоступні для широкої перевірки запропонованих моделей машинного навчання/DL для виявлення та класифікації епілепсії;

б) багато наборів даних включають лише конкретні фрагменти сигналів ЕЕГ, що недостатньо для додатків, де виявлення має ґрунтуватися на реальних сигналах у реальному часі;

с) оскільки для належної валідації моделі машинного навчання для виявлення та класифікації епілептичних нападів необхідна велика кількість наборів даних, було докладено багато зусиль для об'єднання наявних наборів даних ЕЕГ для цієї мети. Однак все ще складно об'єднати ці набори даних, оскільки вони мають різні параметри та були отримані за відносно різних умов вибірки [28];

д) моделі машинного/глибокого навчання вимагають значних обчислювальних ресурсів для їх реалізації в практичному середовищі;

е) для дослідників, які працюють над виявленням та прогнозуванням епілептичних нападів, особливо в країнах з низьким та середнім рівнем доходу, доступ до високопродуктивних апаратних ресурсів для впровадження моделей глибокого навчання часто є ключовою проблемою. Незважаючи на те, що Google надає потужні обчислювальні сервери (платформа Google Colab тощо), все ще існують обмеження щодо обсягу даних, що передаються на такі сервери, і часу, необхідного серверам для виконання завдань.

У роботі [21] була проведена класифікація епілептичних нападів з використанням рекурентних графіків та методів машинного навчання. У [22] пропонується виявлення

епілепсії з використанням згорткової нейронної мережі, в [23] представлений огляд виявлення епілепсії за допомогою зрозумілого штучного інтелекту, в [24] описано виявлення епілептичного нападу за даними сигналу ЕЕГ з використанням алгоритмів машинного навчання з оптимізацією гіперпараметрів, в [25] розглянуто багатокласову класифікацію розумового навантаження на основі fNIRS з використанням рекурентних діаграм і CNN-LSTM, у [26] запропоновано аналіз сигналів ЕЕГ для виявлення нападів з використанням графіків повторюваності та моментів Чебічефа, в [27] запропонована класифікація епілептичних нападів на основі підходу пріоритету гладкості з використанням ІНМереж.

Основний матеріал дослідження. У роботі [7] розглянуто використання методу нелінійного рекурентного аналізу до проблеми типізації інформації, що надана у вигляді часових рядів електроенцефалограм знятих з пацієнту. Описано методика визначення схованої інформації для цього ряду та її використання для побудови відповідної рекурентної діаграми (recurrence plots, RP) у точки знімання інформації. Показано, що використання RP має суттєві недоліки, які пов'язані з візуалізацією інформації на екрані монітору комп'ютера, тому запропоновано наступний крок дослідження - обрахування чисельних показників RP. Їх обрахування потрібно здійснити для кожної точки знімання інформації, в якості яких було запропоновано узяти точки (O1, O2, Pz) - це праве та ліве потиличне та тім'яне відведення. Для отримання чисельних значень показників RP пропонувалося використовувати середовище Матлаб та розроблений для цього пакет srptools [16]. Наведені обраховані чисельні показники JRQA аналізу дозволили здійснити типізацію отриманих даних та визначити тип якій отримав назву «HEALTHY-RP», що відрізняє епілептичні та не епілептичні типи ЕЕГ. У роботі, прийнято для пацієнту, що має епілептичні захворювання це можуть бути:

- преіктальний (перед нападом) – період, що характеризується появою помітних відхилень від нормального стану;
- іктальний (власне сам напад) – наявні характерні прояви патологічної активності мозку;
- постіктальний (після нападу) – загасання патологічної активності;
- інтеріктальний (між нападами) – відсутні прояви патологічної активності.

Отримані результати в роботі [7] були порівняні з обробленими даними ЕЕГ з бази даних [14] Боннського університету. Після отримання із файлів С-бази даних JRQA показників було виконано додатково розрахунок показника Херста. Після цього для отриманих даних було виконано кластеризацію. Кількість кластерів, отримане для цієї бази даних, дорівнює 4 (перед нападом), а в таблиці 1 представлені їх мінімальні та максимальні значення показника Херста. Проведено порівняння розподілу інформації (файлів) за кластерами для показників Херста та основними JRQA показниками показало незначну їхню розбіжність для певної кількості кластерів.

Зауважимо, що для розрахунку параметрів JRQA показників необхідний ретельний вибір та розрахунок значень розмірності простору вкладення (m), параметра затримки (τ), вибір значення порога (threshold) для RP, які суттєво впливають на результати візуалізації, розрахунку та подальшого аналізу.

Таблиця 1

Значення показників Херста кластерів С-бази

Кластер	3	1	2	0
min	0.70298	0.75400	0.79534	0.83513
max	0.73568	0.79008	0.80484	0.88390

Далі було виконано обробку даних D-бази (після нападу) та розрахунок показника Херста. Для цього випадку було обчислено середні значення метрик показників, які представлені в таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняння середніх значень показників кластерів бази D

Кластер	RR	DET	L	TT	ENTR	Херст
1	0.0284	0.4957	6.2538	113.4272	2.6548	0.7569
2	0.1377	0.4988	32.1135	550.7158	4.2988	0.8643
3	0.0736	0.4982	10.1015	288.9781	3.0851	0.7637
4	0.0466	0.4971	7.8728	179.6339	2.9104	0.7879
5	0.0226	0.4942	5.1091	88.0179	2.3352	0.7751

Крім цього, слід зазначити розбіжність інформації здорових пацієнтів баз А та В і представленої у роботі [7].

Висновки. Таким чином, досвід обробки інформації ЕЕГ, з урахуванням результатів представлених у [6], дозволяє стверджувати, що успіхів у напрямку прогнозування нападу епілепсії поки що немає. Досягнуто гарний прогрес у напрямі обробки ЕЕГ із метою класифікації їхньої інформації. Далі потрібно провести аналіз розподілу кластерів по значенню показника Херста та визначитися у отриманій ієрархії з точки зору стану пацієнтів кластеру. Поки отримати таку інформацію не має можливості. Однак прогрес у визначенні прогнозування дати нападу визначатиметься пошуком методів стиснення інформації ЕЕГ, типу показників JRQA аналізу або методами подібними до КРСА, які використовують у моделях машинного/глибокого навчання. Штучний інтелект без вибору та пропозиції йому відповідної математичної моделі поки що нам не допоможе. Це може бути досягнуто при стисканні та аналізі реальних даних ЕЕГ нелінійними методами, шляхом пошуку прихованого від нас іншого показника або показників інформації та можливої їх залежності від поведінки іншого невідомого поки показника пацієнту.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. World Health Organization, (2016, February), Epilepsy [Online]. Available: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs999/en/>
2. Modadugu Sahithi. (2016, June, 3). Mental Illness: Overview and Status in India [Online]. Available: <http://healthminds.in/blog/mental-illnessoverview-status-in-india/>
3. Perlmutter, David. Brain Maker: The Power of Gut Microbes to Heal and Protect Your Brain-for Life. Hachette UK, 2015.

4. Allison, Brendan Z., Elizabeth Winter Wolpaw, and Jonathan R. Wolpaw. "Brain-computer interface systems: progress and prospects," Expert review of medical devices, vol. 4, pp. 463-474, 2007.
5. T. M. Vaughan et al., "Brain-computer interface technology: a review the second international meeting," in IEEE Trans. on Neural Syst. And Rehabil. Eng., vol.11, pp. 94-109, Jun. 2003.
6. Ijaz Ahmad, Xin Wang ,Mingxing Zhu, Cheng Wang, Yao Pi, Javed Ali Khan, Siyab Khan, Oluwarotimi Williams Samuel, Shixiong Chen, Guanglin Li. EEG-Based Epileptic Seizure Detection via Machine/Deep Learning Approaches: A Systematic Review //Computational Intelligence and Neuroscience Volume 2022, Article ID 6486570, 20 pages <https://doi.org/10.1155/2022/6486570>.
7. Bilozorov V.Ie. Vykorystannia metodu nelineinoho rekurentnoho analizu do typizatsii danykh chasovykh riadiv elektroentsefalohrafii. V.Ie. Bilozorov, V.H. Zaitsev, O.V. Pohorielov, O.L. Khyzha // Systemni tekhnolohii. Rehion. mizhvuz. zbir. nauk. prats. - D.: - vyp. 2 (145), 2023. - s.82-104.
8. Belozyorov V.Ye., Zaytsev V.G. Influence of the recurrence threshold and the delay parameter of a time series on the information content of its recurrent diagram (on the examples of chaotic attractors). System technologies for modeling complex systems/Monograph under the general. ed. prof. A. I. Mikhaleva. - Dnepr: NMetAU_IVK "System Technologies", 2016. -608 p. - p. 67-90.
9. Belozyorov V.Ye., Zaytsev V. G. Mathematical modeling of parkinson's illness by chaotic dynamics methods// Вісник ДНУ. Серія "Моделювання". 2017. Том 25, № 8, Вип. 9. С. 21–39. DOI 10.15421/141702
10. Belozyorov V.Ye., Pohorielov O.V., Serdiuk V.N., Zaytsev V. G. New Approach to Problem of Diagnostics of Cerebral Cortex Diseases Using Chaotic Dynamics Methods // 7 th The international conference "Social Science and Humanity". 23–29, September, London, 2017. - №2.--P.7 – 28.
11. M. Natu, M. Bachute, S. Gite, K. Kotecha, and A. Vidyarthi, "Review on epileptic seizure prediction: machine learning and deep learning approaches," Computational and Mathematical Methods in Medicine, vol. 2022, Article ID 7751263, 17 pages, 2022.
12. M.-P. Hosseini, D. Pompili, K. Elisevich, and H. SoltanianZadeh, "Random ensemble learning for EEG classification," Artificial Intelligence in Medicine, vol. 84, pp. 146–158, 2018.
13. K. Fountas and E. Z. Kapsalaki, Epilepsy Surgery and Intrinsic Brain Tumor Surgery, Springer, Berlin, Germany, 2019.
14. R. G. Andrzejak et al., "Indications of nonlinear deterministic and finitedimensional structures in time series of brain electrical activity: Dependence on recording region and brain state," Phys. Rev. E, vol. 64, no. 6, pp. 061907, 2001.
15. Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork Pattern Classification, 2nd Edition. Wiley-Interscience, 2001. 688 p.
16. Marwan Norbert et al. Recurrence plots for the analysis of complex systems. Physics reports, vol. 438, pp. 237-329, 2007.

17. Thiel Marco, M. Carmen Romano, and Jürgen Kurths. How much information is contained in a recurrence plot?. Physics Letters, vol.330, no.5, pp. 343-349, 2004.
18. Marwan Norbert. How to avoid potential pitfalls in recurrence plot based data analysis. International Journal of Bifurcation and Chaos, vol. 21, no.04, pp. 1003-1017, 2011.
19. Recurrence Quantification Analysis. [Online] Available: <http://www.recurrence-plot.tk/rqa.php>
20. Ngamga Eulalie Joelle et al. Evaluation of selected recurrence measures in discriminating pre-ictal and inter-ictal periods from epileptic EEG data. Physics Letters, vol. 380, pp. 1419-1425, 2016.
21. Dattaprasad A. Torse; Rajashri Khanai; Veena V. Desai” Classification of Epileptic Seizures using Recurrence Plots and Machine Learning Techniques”, 2019 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), 4-6 April 2019, IEEE, Chennai, India DOI: 10.1109/ICCSP.2019.8697989
22. R. Meena Prakash, P. Krishnaleela, M. Nandhini, M. Snekha, M. Sowra Aashmi, "Epilepsy Detection using Convolutional Neural Network", 2023 8th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES), pp.907-911, 2023.
23. Prajakta Rathod, Shefali Naik, "Review on Epilepsy Detection with Explainable Artificial Intelligence", 2022 10th International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology - Signal and Information Processing (ICETET-SIP-22), pp.1-6, 2022.
24. Ahnaf Akif Rahman, Fahim Faisal, Mirza Muntasir Nishat, Muntequa Imtiaz Siraji, Lamim Ibtisam Khalid, Md Rezaul Hoque Khan, Md. Taslim Reza, "Detection of Epileptic Seizure from EEG Signal Data by Employing Machine Learning Algorithms with Hyperparameter Optimization", 2021 4th International Conference on Bio-Engineering for Smart Technologies (BioSMART), pp.1-4, 2021.
25. Nabeeha Ehsan Mughal, Khurram Khalil, Muhammad Jawad Khan, "fNIRS Based Multi-Class Mental Workload Classification Using Recurrence Plots and CNN-LSTM", 2021 International Conference on Artificial Intelligence and Mechatronics Systems (AIMS), pp.1-6, 2021.
26. Konstantinos Tziridis, Theofanis Kalampokas, George A. Papakostas, "EEG Signal Analysis for Seizure Detection Using Recurrence Plots and Tchebichef Moments", 2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC), pp.0184-0190, 2021.
27. Md. Nuhi-Alamin, Md. Shakil Mahmud, Ajay Krishno Sarkar, "Smoothness Priority Approach Based Epileptic Seizure Classification Using ANN", 2020 2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technology (ICAICT), pp.342-347, 2020.
28. W. Wang, M. Zhang, D. Wang, and Y. Jiang, “Kernel PCA feature extraction and the SVM classification algorithm for multiple-status, through-wall, human being detection,” EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, vol. 151, pp. 151–157, 2017.

Received 28.03.2025.
Accepted 31.03.2025.

***Problems of analysis of electroencephalograms
by methods of nonlinear dynamics***

In this paper, the analysis of the problems of processing electroencephalograms by nonlinear dynamics methods is made. It is shown that the results obtained by different methods, including machine/deep learning methods, neural networks allow classifying an epileptic seizure based on EEG data with an accuracy of 94% or higher. The problems that occur when performing these studies are indicated. The problems of analyzing data taken from different databases that arise when using nonlinear dynamics methods are considered. Their comparison and clustering are carried out according to the JRQA indicators of EEG data analysis and Hurst indices. However, it is currently not possible to identify an analytical dependence in the direction of predicting an epileptic seizure.

Key words: recurrent analysis, electroencephalography, recurrent diagram, delay parameter, dimension of the embedding space, JRQA analysis, Hurst index.

Білозьоров Василь Євгенович – доктор фізико-математичних наук, професор кафедри комп'ютерних технологій Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара.

Зайцев Вадим Григорович – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри комп'ютерних технологій Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара.

Погорєлов Олексій Вікторович - доктор медичних наук, професор кафедри неврології Дніпровського державного медичного університету.

Хижа Олександр Леонідович – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри комп'ютерних технологій Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара.

Belozyorov Vasily - Doctor of Physical and Mathematical Sciences, Professor, Department of computer Technologies, Oles Honchar Dnipro National University.

Zaytsev Vadym - Ph.D., Associate Professor, Department of computer Technologies, Oles Honchar Dnipro National University.

Pohorielov Oleksiy - Doctor of Medical sciences, professor of the department of neurology, Dnipro State Medical University.

Khyzha Oleksandr - Ph.D., Associate Professor, Department of computer Technologies, Oles Honchar Dnipro National University.