

В.Є. Білозьоров, В.Г. Зайцев, О.В. Погорелов, О.Л. Хижа

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДУ НЕЛІНІЙНОГО РЕКУРЕНТНОГО АНАЛІЗУ ДО ТИПІЗАЦІЇ ДАНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ ЕЛЕКТРОЕНЦЕФАЛОГРАФІЇ

Анотація. У статті розглядається питання використання методу нелінійного рекурентного аналізу до проблеми типізації інформації, що надана у вигляді даних 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 сьому 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 сьому інформації, в якості яких було запропоновано узяти точки (O_1, O_2, Pz) - це праве та ліве потиличне та тім'яне відведення. Для отримання чисельних значень показників RP пропонується використовувати середовище Матлаб та розроблений для цього пакет `crptools`. Наведені обраховані показники RP дозволили здійснити типізацію отриманих даних та визначити тип якій отримав назву «HEALTHY-RP», що відрізняє епілептичні та неепілептичні типи ЕЕГ.

Ключові слова: рекурентний аналіз, електроенцефалографія, часовий ряд, рекурентна діаграма, параметр затримки, розмірність простору вкладення, JRQA аналіз, середовище Матлаб.

Вступ і мета. На сучасному етапі аналіз реальних даних часових рядів різноманітних процесів набув широкого поширення. Методи нелінійної динаміки було успішно продемонстровано на всіляких відомих модельних процесах. Зазначимо роботи [1, 2], які дослідили як різноманітні модельні завдання, так і реальні процеси, наприклад, вивчення даних електроенцефалографії (ЕЕГ) [3-5, 6]. Однак у зазначених роботах йшлося про спроби реконструкції систем звичайних диференційних рівнянь (ЗДР) на основі інформації даних часових рядів ЕЕГ. Потім з'явилися роботи [3, 5, 6] зі спробою використання нових підходів для завдань, пов'язаних з класифікацією

інформації даних електрокардіографії (ЕКГ) та ЕЕГ. Проблема є складною, але це викликало інше бачення її розв'язання.

Мета даної роботи - запропонувати підхід реалізації пошуку параметрів типізації нейрофізіологічних паттернів або патологій головного мозку на основі даних ЕЕГ за допомогою чисельних показників нелінійного рекурентного аналізу.

Огляд проблеми та її аналіз. Головна проблема аналізу часового ряду полягає в тому, що для побудови рекурентної діаграми (RP) необхідно досить точно визначити приховані параметри m і τ . m - це розмірність простору вклядення часового ряду, для якого виконується аналіз, а τ - параметр його затримки. До визначення даних параметрів деякі дослідники [3, 5-6] поставилися суто формально, що є помилковим з точки зору синергетики, а тим більше нелінійної динаміки. Це питання пов'язане з правильною побудовою RP, тому що далі, на її основі, будується той чи інший алгоритм або підхід до вирішення проблеми класифікації. Якщо на даному етапі зробити помилку, то навіть штучний інтелект (ШІ) у вигляді нейронної мережі навряд чи потім зможе допомогти. Підтвердження цьому можна знайти у роботах одного з авторів рекурентного аналізу Н. Марвана [4]. На даний час розроблено та реалізовано багато алгоритмів, що дозволяють визначити зазначені параметри.

У роботах [3, 5] для обраних сигналів ЕЕГ побудова рекурентної діаграми та її подальший аналіз проводився за допомогою нейронної мережі. Наведені в роботі значення параметрів m і τ викликає питання, на які поки що відповіді немає. У роботі [6] для сигналу ЕКГ теж будувалася RP, обробка якої проводилася графічними методами. Значення цих параметрів теж не наводиться. Стверджується, що отримані результати є задовільними. Тим не менш, і цей, і інші підходи мають право на життя.

Проте отримані спеціалістами в галузі прикладної математики результати не є зрозумілими для невропатологів [7]. Вони вже мають графіки сигналів, отримані шляхом ЕЕГ, з якими звикли працювати та їх аналізувати. Ми ж намагаємося запропонувати інші види візуалізації отриманої ними інформації: рекурентні діаграми, аттрактори тощо. Інформація в такому вигляді їх, мабуть, теж не влаштує. Тому має сенс спрямувати зусилля на більш детальне дослідження параметрів m і τ , а також чисельних показників RP. Можливо, саме тут і ховається сутність проблеми.

Для підтвердження або спростування цього твердження виконано аналіз інформації з бази даних ЕЕГ, наданих кафедрою неврології Дніпровського Медичного Університету.

У роботі використовувалося програмне забезпечення, розроблене і реалізоване у середовищі типу Матлаб (Октавіа) – `srptool` [8] під ОС Windows.

Опис наданих даних ЕЕГ. Для дослідження тимчасових рядів з ЕЕГ методами нелінійного рекурентного аналізу була використана унікальна база реальних даних. Вона включала інформацію 7 пацієнтів:

Пацієнт 1. 47 років, діагноз епілепсія, ЕЕГ знято - 03.06.2016, 28.11.2016, 02.10.2017, 11.03.2019, 09.06.2020.

Пацієнт 2. 34 роки, ВСД, ЕЕГ знято - 02.06.2003, 04.03.2004, 15.11.2014, 03.07.2018, 23.06.2020.

Пацієнт 3. 70 років, діагноз епілепсія, ЕЕГ знято - 01.06.2017, 10.06.2020.

Пацієнт 4. 76 років, діагноз епілепсія, ЕЕГ знято - 12.12.2018, 10.06.2020.

Пацієнт 5. 60 років, діагноз епілепсія, ЕЕГ знято - 21.09.2015, 23.06.2020.

Пацієнт 6. 45 років, діагноз судорожні після оперативного видалення пухлини, ЕЕГ знято - 28.07.2014, 31.07.2015, 26.07.2016, 22.07.2019, 20.07.2020.

Пацієнт 7. 23 роки, діагноз здоровий, ЕЕГ знято - 02.02.2021.

Для зняття інформації ЕЕГ використовувався стандартний пристрій НЕЙРОКОМ (MedicXAI 21- канальний) з робочою частотою 250 Гц.

Проблеми пошуку параметрів. Відомо, що однією із задач аналізу даних є задача класифікації типів або типізації інформації. Це дозволяє розбити множину об'єктів на створені типи, на основі аналізу отриманих чисельних показників ЕЕГ, що дозволяє прискорити процес подальшої обробки даних. При типізації кожен об'єкт спостереження відноситься до певного типу на основі деякої якісної властивості або сукупності властивостей показників ЕЕГ.

Задачам класифікації присвячено багато робіт. До числа поширених методів розв'язання задач класифікації відносяться: нейронні мережі; логістична і пробіт-регресія; дерева рішень; метод найближчого сусіда; машини опорних векторів; дискримінантний аналіз [9-10].

Традиційні підходи, засновані на математичній статистиці або імітаційному моделюванні не дозволяють будувати адекватні моделі в умовах обмеженості часових, обчислювальних і матеріальних ресурсів. Тому при розв'язанні багатьох практичних задач, пов'язаних з класифікацією об'єктів, широко застосовуються моделі і методи штучного інтелекту з використанням технологій інтелектуального аналізу даних [11].

Перед нами була поставлена задача: по-перше, визначити з реальних даних ЕЕГ інформацію, за використанням якої можливо провести аналіз деяких показників, що більш формально та стисло характеризують опис патології досліджуваного пацієнта; по-друге – провести аналіз знайдених показників, визначити модель щодо пошуку тих з них, які можливо визначають ту або іншу типізацію.

Як вже вказано вище, в якості математичного апарату використовувався нелінійний рекурентний аналіз. Його застосування для побудови рекурентних діаграм різних модельних та реальних процесів у даний час є досить цікавим і сучасним [12]. Але його використання потребує для реальних даних точного знання двох схованих параметрів: параметра затримки та значення розмірності простору вкладення [4]. В результаті розв'язанні цієї проблеми була запропонована наступна методика обробки реальної інформації ЕЕГ кожного пацієнта, яка складалася з наступних кроків:

1. Надання графіку оброблюваного сигналу у точках (O_1 , O_2 , P_z) - це праве та ліве потиличне та тім'яне відведення.

2. Обрахування значень параметра затримки τ (до трьох значень).

3. Визначення значення розмірності простору вкладення m (для \min та \max -норми) з урахуванням вже визначених у пункті 2 значень параметра затримки τ .

4. Побудова RP діаграми для визначених параметрів τ та m . Значення ϵ обирається не більше 10-20%.

5. Розрахунок для визначених значень τ та m чисельних показників RP діаграми - JRQA аналіз.

6. Отримати усі значення чисельних показників RP діаграми, визначити шляхи типізації наданих даних.

Необхідно вказати, що масштабування екрану монітора не дає змоги побачити дуже чітко RP діаграми. Вказана проблема має місце і при вираженні її малюнку RP на листі формату A4.

Визначення чисельних показників RP діаграми. Графік рекурентності - це графік, що являє собою двійкову симетричну квадратну матрицю, в якій стовпці та рядки становлять час виникнення стану. У матриці значення кожного елемента відповідає певній парі разів, щоб вказати, чи повторюються стану, тобто значення 1 означає, що стан повторюється, тоді як значення 0 означає зворотне. З іншого боку, графік повторення є матрицею $N \times N$, що складається тільки з чорних і білих точок з характеристиками, які чорна точка зображує по-

вторення, поряд з двома осями часу. Графік повторюваності виражається наступним математичним рівнянням:

$$R_{i,j} = \theta(\varepsilon_1 - \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|), \quad \vec{x}_j \in \mathbb{R}^m \quad i, j = 1, \dots, N$$

де розглядаються стани \mathbf{x}_i мають кількість N ; ε_1 - порогове значення відстані (околиця); $\|\cdot\|$ - норма; $\theta(\cdot)$ – функція Хевісайду. Коли відстань між двома станами, тобто \mathbf{x}_i та \mathbf{x}_j , менша за порогове значення ε , визначається повторення.

Для показників, які використовуємо, представимо їх визначення, що на дано у рекурентному аналізі. Для обчислення мір, які використовуються у RP, значення порога ε є фіксованими.

Міра рекурентності (recurrence rate, RR)

$$RR = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}^{m,\varepsilon}$$

показує щільність рекурентних точок, просто підраховуючи їх. N - кількість точок на траєкторії у фазовому просторі. Дана міра показує можливість знаходження рекурентної точки в RP (ймовірність повторення стану).

Наступна міра розглядає діагональні лінії. Частотний розподіл довжин l діагональних ліній в RP $P^\varepsilon(l) = \{N_l; l = 1, \dots, N\}$, де N_l - абсолютна кількість діагональних ліній (кожна лінія надається тільки один раз). Процеси зі стохастичною поведінкою можуть породжувати дуже короткі діагоналі чи взагалі не породжувати їх, тоді як детерміністські процеси дають довгі діагоналі і малу кількість окремих рекурентних точок.

Отже, відношення рекурентних точок

$$DET = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l P^\varepsilon(l)}{\sum_{i,j=1}^N R_{i,j}^{m,\varepsilon}},$$

називається *мірою детермінізму (determinism, DET)* або передбачуваності системи. Слід зазначити, що цей захід не має значення реального детермінізму процесу. Порогове значення l_{min} виключає діагональні лінії, утворені тангенціальним рухом траєкторії у фазовому просторі. Якщо $l_{min} = 1$, $DET=RR$. Більше значення детермінізму вказує більш діагональну лінію в RP і, отже, більш сильну передбачуваність системи.

Діагональні структури показують час, протягом якого ділянка траєкторії підходить досить близько до іншої ділянки траєкторії. Таким чином, ці лінії дозволяють судити про розбіжність елементів траєкторій.

Середня довжина діагональних ліній

$$L = \frac{\sum_{l=l_{min}}^N l P^{\varepsilon}(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P^{\varepsilon}(l)},$$

це середній час, протягом якого дві ділянки траєкторії проходять близько одна до одної, і може розглядатися як середній час передбачуваності. Чим більше значення L , тим менша випадковість, тобто легше визначити поведінку ознаки системи.

Міра ентропії (entropy, ENTR) співвідноситься з ентропією Шеннона (Shannon) частотного розподілу довжин діагональних ліній

$$ENTR = - \sum_{l=l_{min}}^N p(l) \ln p(l), \quad p(l) = \frac{P^{\varepsilon}(l)}{\sum_{l=l_{min}}^N P^{\varepsilon}(l)},$$

та відображає складність детерміністської складової у системі. Велике значення ентропії має на увазі періодичність системи, а низьке - хаотичність. Інакше кажучи, велика ентропія слідує за складнішою системою.

Міра завмирання (laminarity, LAM)

$$LAM = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P^{\varepsilon}(v)}{\sum_{i,j=1}^N R_{i,j}^{m,\varepsilon}},$$

визначається відношенням кількості рекурентних точок, що утворюють вертикальні лінії, до загальної кількості рекурентних точок. LAM характеризує наявність станів завмирання системи (тобто коли рух системи фазової траєкторії зупиняється або просувається дуже повільно). Ламінарність обчислює ймовірність того, що стан залишиться для наступного тимчасового кроку.

Середня довжина вертикальних структур

$$TT = \frac{\sum_{v=v_{min}}^N v P^{\varepsilon}(v)}{\sum_{i,j=1}^N P^{\varepsilon}(v)},$$

називається *мірою часу зупинки (trapping time, TT)* і характеризує середній час, який система може провести у певному стані або тривалість часу, протягом якого кожен стан перебуває у пастці.

Розрахунок даних хворого пацієнта. Як вже вказано в методиці, розрахунки велися для точок O_1 , O_2 та P_z .

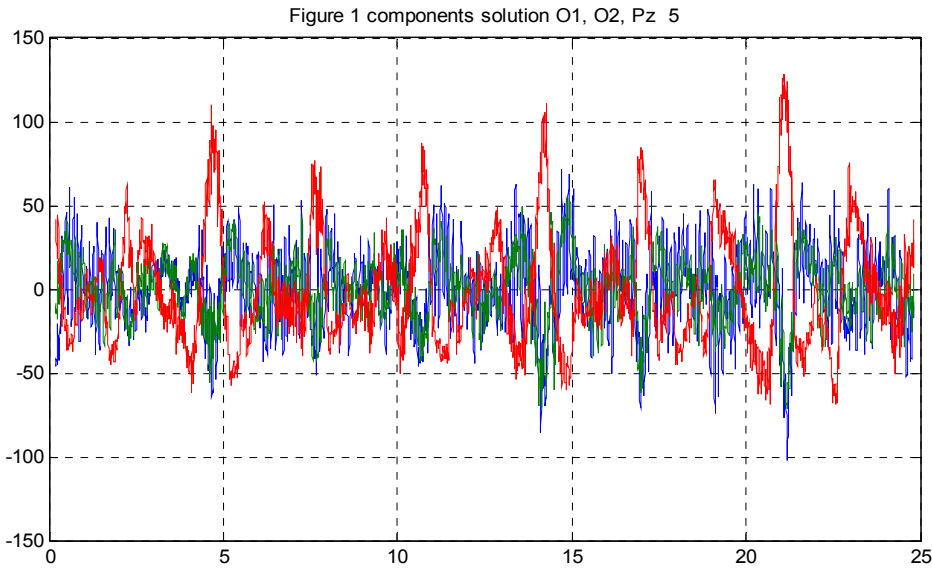


Рисунок 1 - Траекторія поведінки сигналів у т. O_1 (синя), O_2 (зелена), P_z (червона)

1) Розрахунки для точки O_1 .

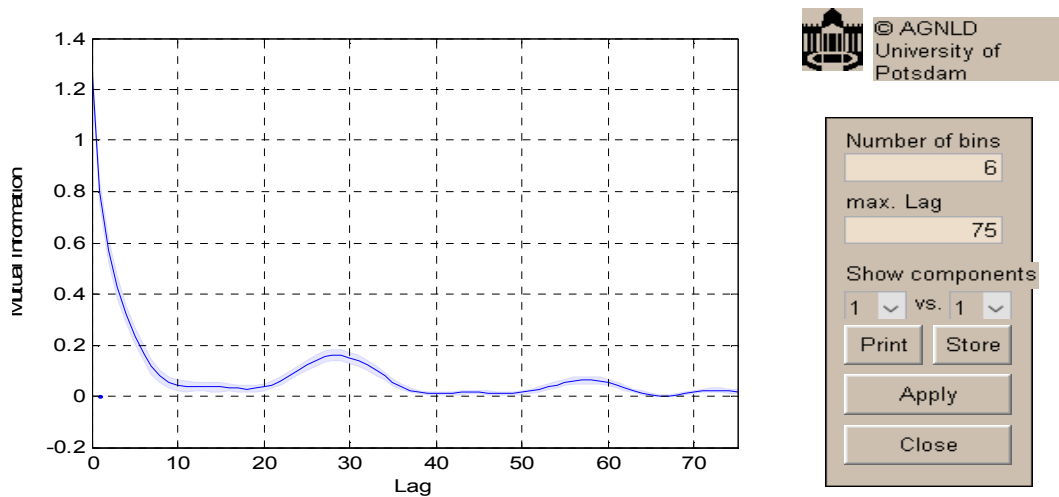


Рисунок 2 - Визначення параметра затримки τ для точки O_1
(значення 17, 40, 66)

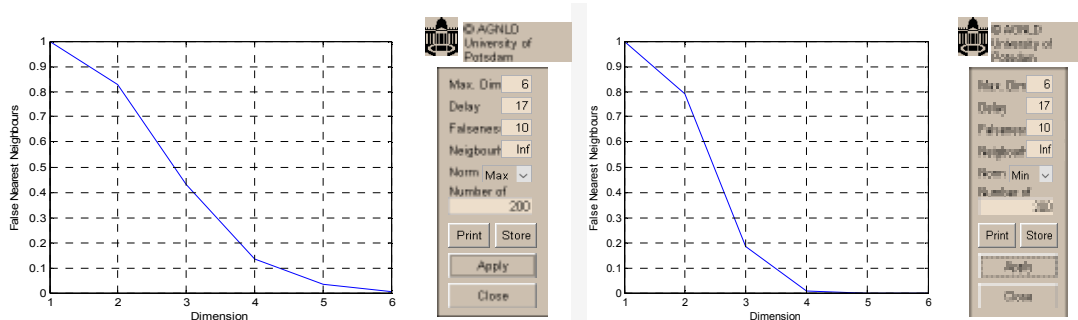


Рисунок 3 - Обрахування m для точки O_1 , $\tau=17$ (перше значення ціле нижче 0.1)
 $m=5$ зліва та $m=4$ справа (надано для обох норм)

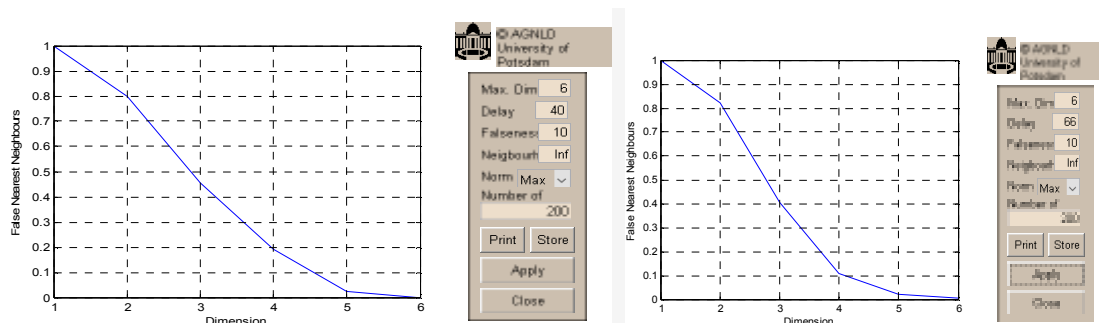


Рисунок 4 - Обрахування m для точки O_1 , $\tau=40$ (зліва), 66(справа) $m=5$ зліва та $m=5$ справа (надано для норми max)

Результати щодо норми **min** такі, як на рис.3 для норми **min** $m=4$.

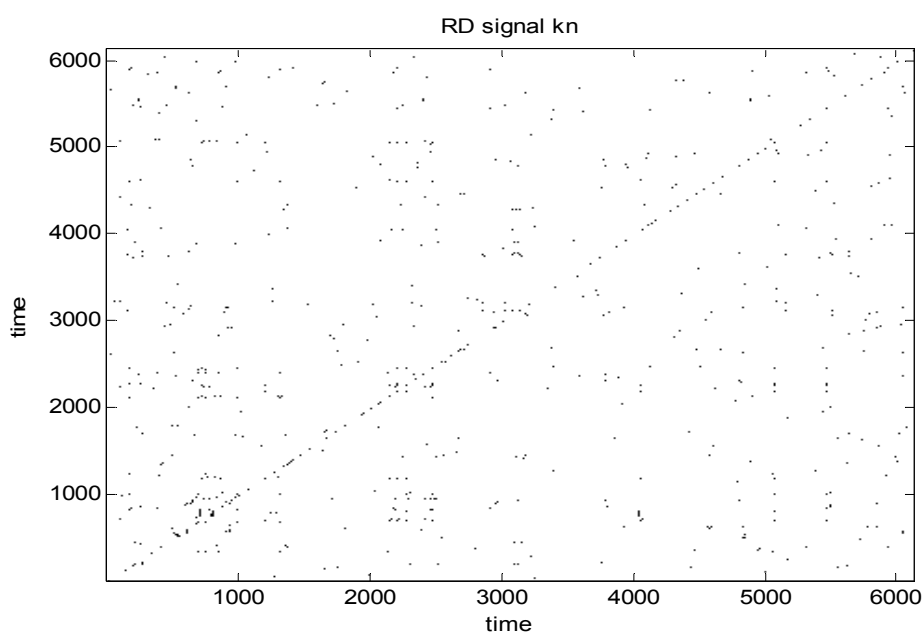


Рисунок 5 - Рекурентна діаграма сигналу O_1 ($m=4$, $\tau=17$, $\varepsilon = 0.1$)

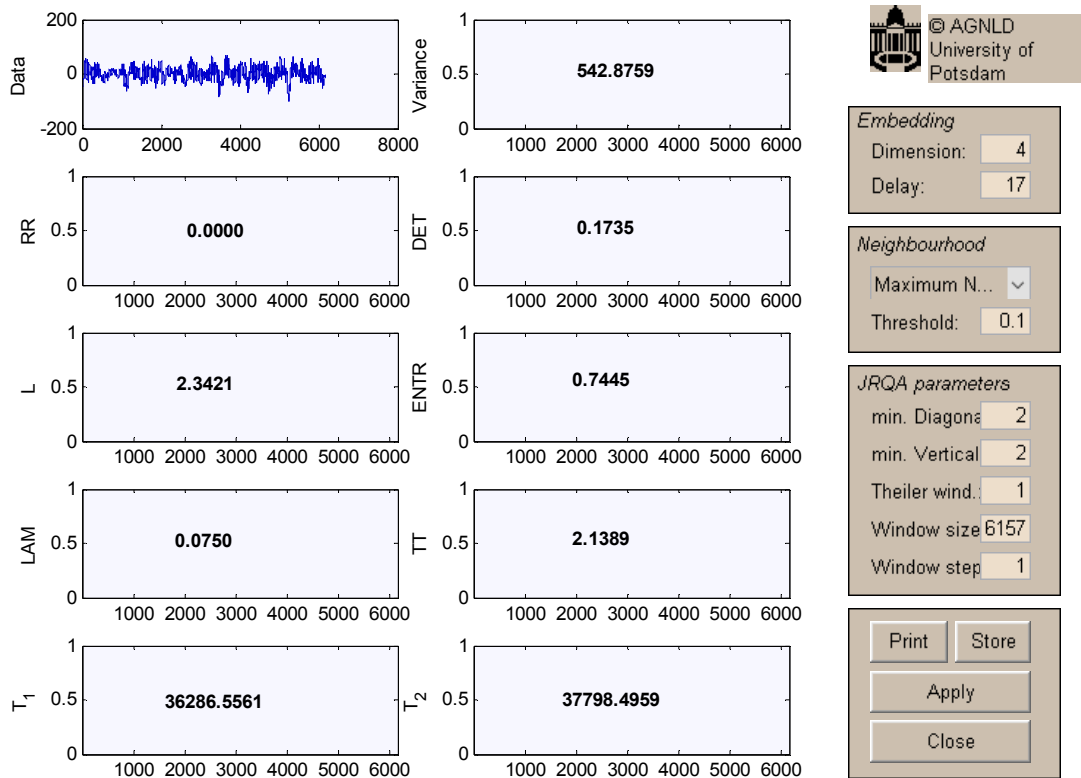


Рисунок 6 - Обрахунок JRQA параметрів для точки O_1 ($m=4$, $\tau=17$, $\varepsilon=0.1$)

2) Для точки O_2 значення параметра затримки τ аналогічно рис.2. було визначено та мало наступні значення: $\tau=15$, 41, 68.

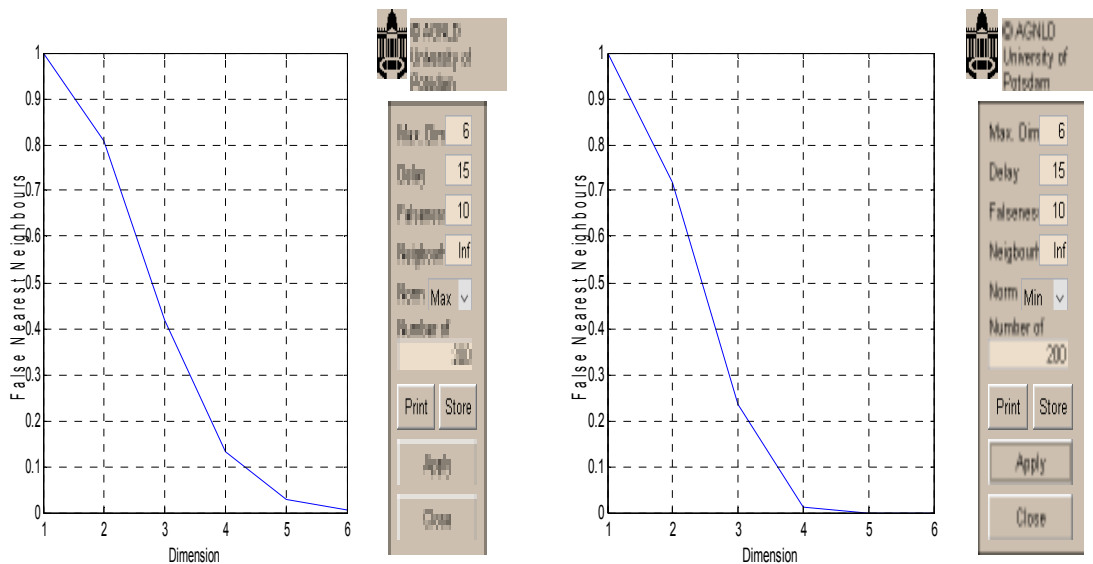


Рисунок 7 - Обрахування m для точки O_2 , $\tau=15$ (перше значення ціле нижче 0.1)
 $m=5$ зліва та $m=4$ справа (надано для обох норм)

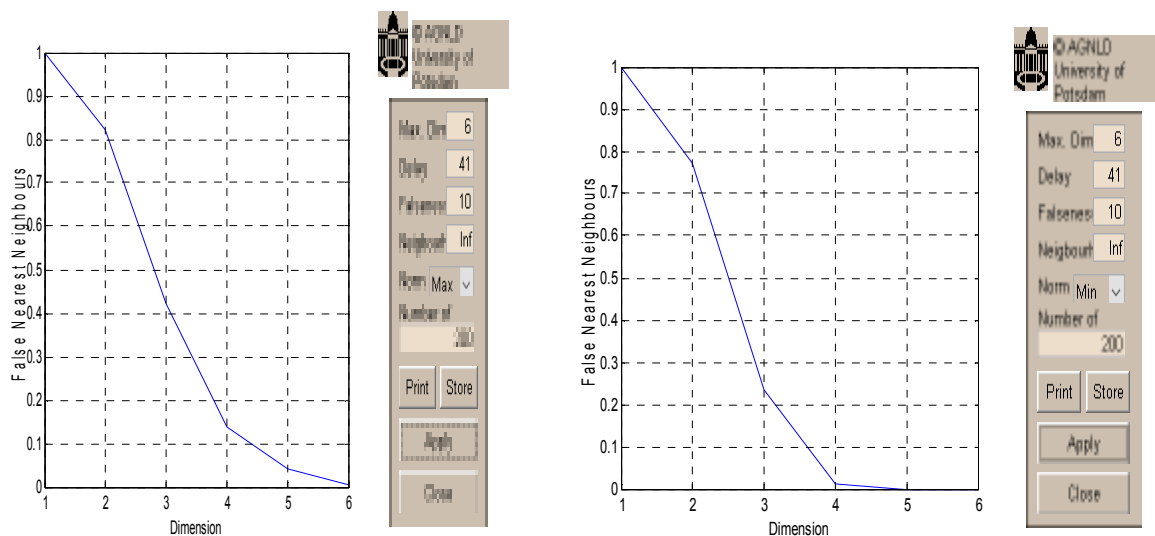


Рисунок 8 - Обрахування m для точки O_2 , $\tau = 41$ (перше значення ціле нижче 0.1)
 $m = 5$ зліва та $m = 4$ справа (надано для обох норм)

Результати щодо точки O_2 для $\tau = 66$, $m = 5$ для max норми та $m = 4$ для min норми. Такім чином вони аналогічні для усіх значень параметру затримки.

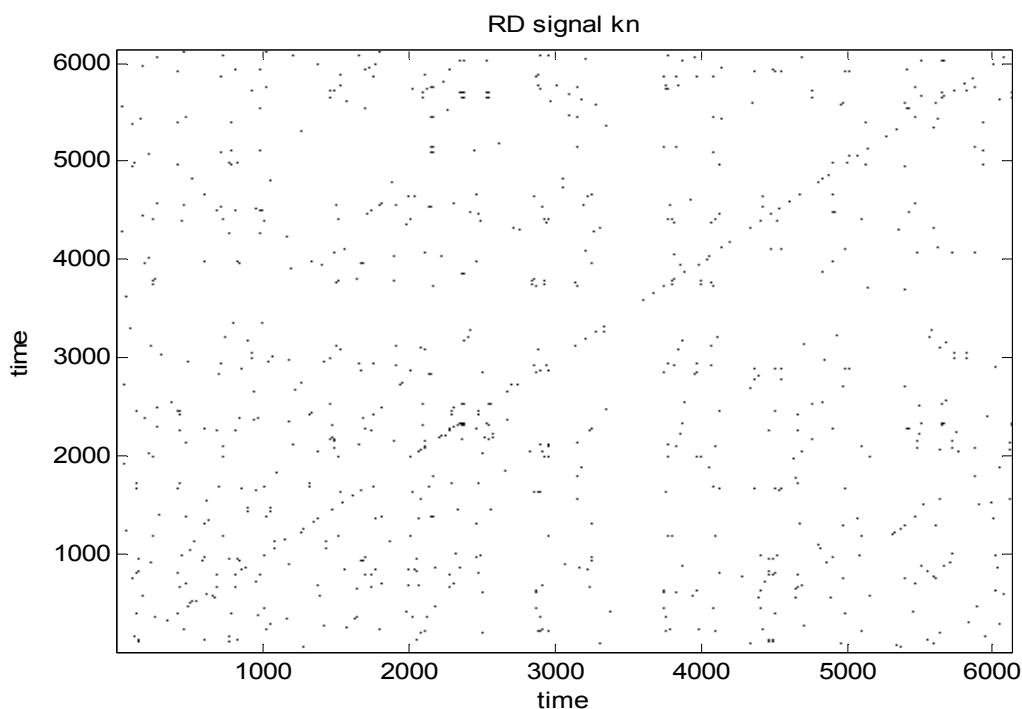


Рисунок 9 - Рекурентна діаграма сигналу O_2 ($m=4$, $\tau = 15$, $\varepsilon = 0.1$)

Якщо дивитися на рис. 9 та рис. 5, то можливо відмітити їх деяку схожість. Але зробити якісь висновки досить складно й незручно.

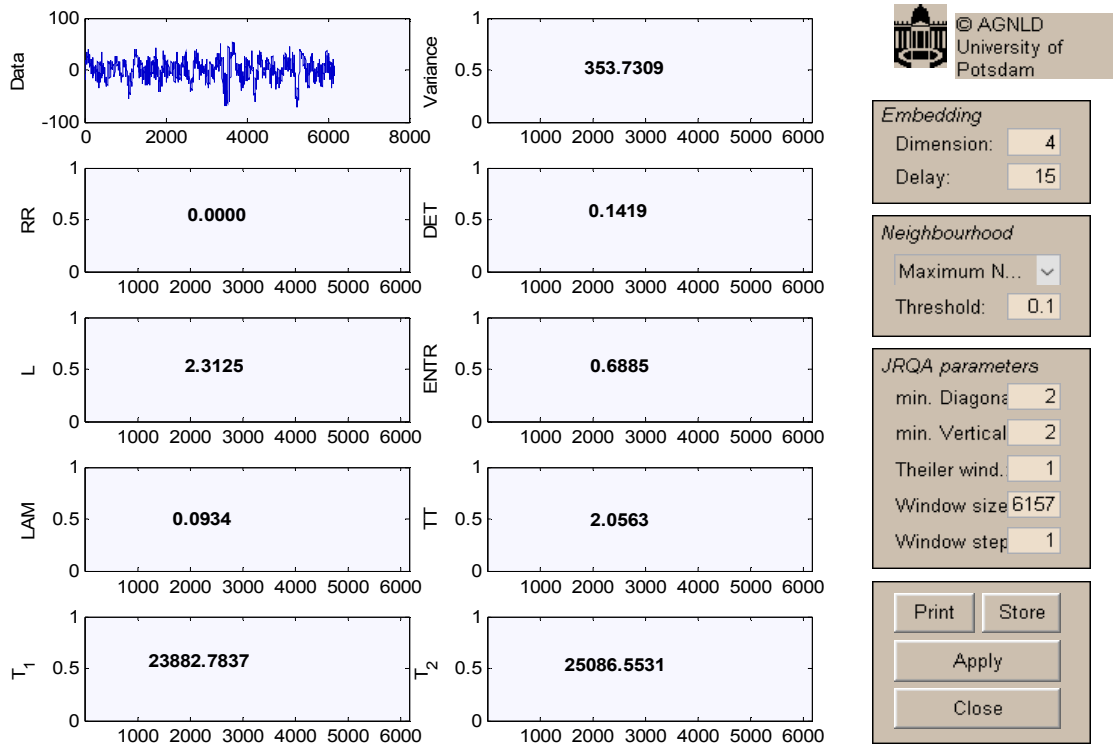


Рисунок 10 - Обрахунок JRQA параметрів для точки O_2 ($m=4, \tau=15, \varepsilon = 0.1$)

Якщо звернути увагу на рис.10 та рис.6, то зрозуміло стає їх різниця відносно наданих чисельних значень відповідних показників одного й того ж пацієнта, але в різних точках поверхні мозку. Тут потрібно пам'ятати, що це фактично чисельні параметри, які надають RP формальну характеристику.

3) Точка Pz.

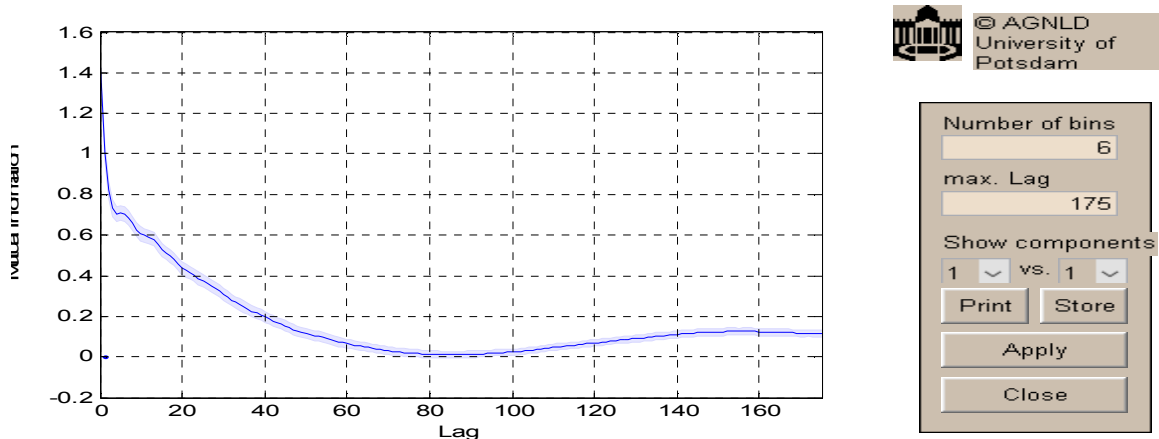


Рисунок 11 - Визначення τ для точки Pz (значення 5, 80)

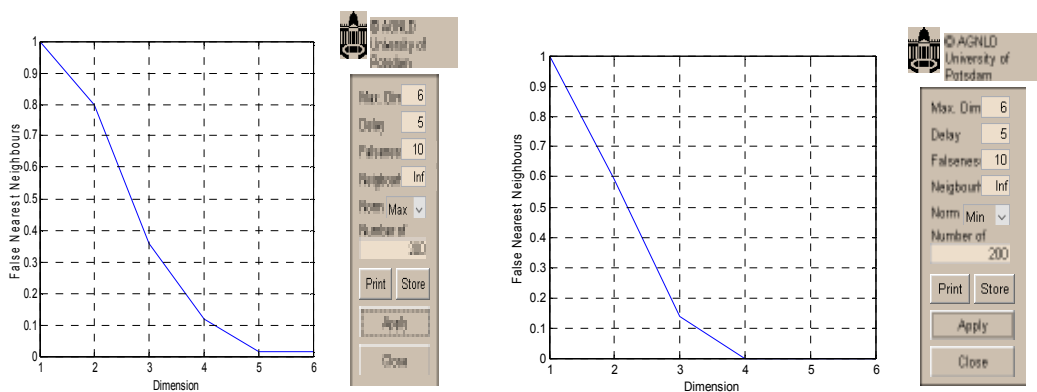


Рисунок 12 - Обрахування m для точки Pz , $\tau = 5$ (перше значення ціле нижче 0.1) $m = 5$ зліва та $m = 4$ справа (надано для обох норм)

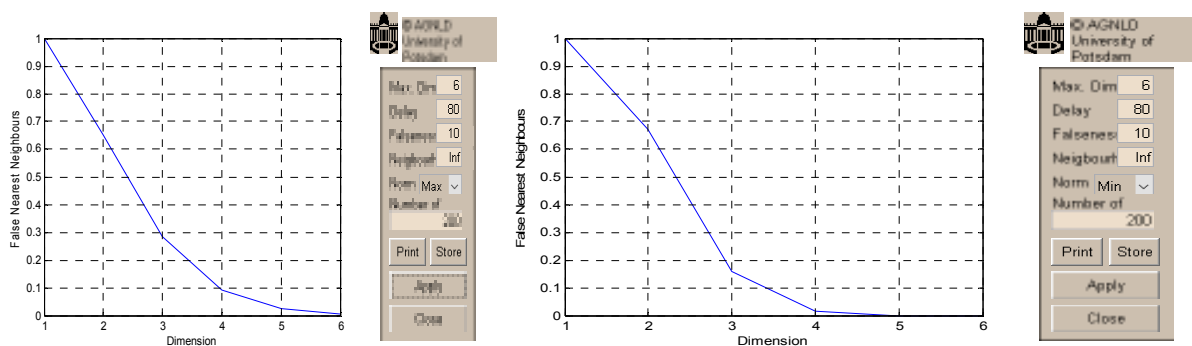


Рисунок 13 - Обрахування m для точки Pz , $\tau = 80$ $m = 4$ зліва та $m = 4$ справа (надано для обох норм)

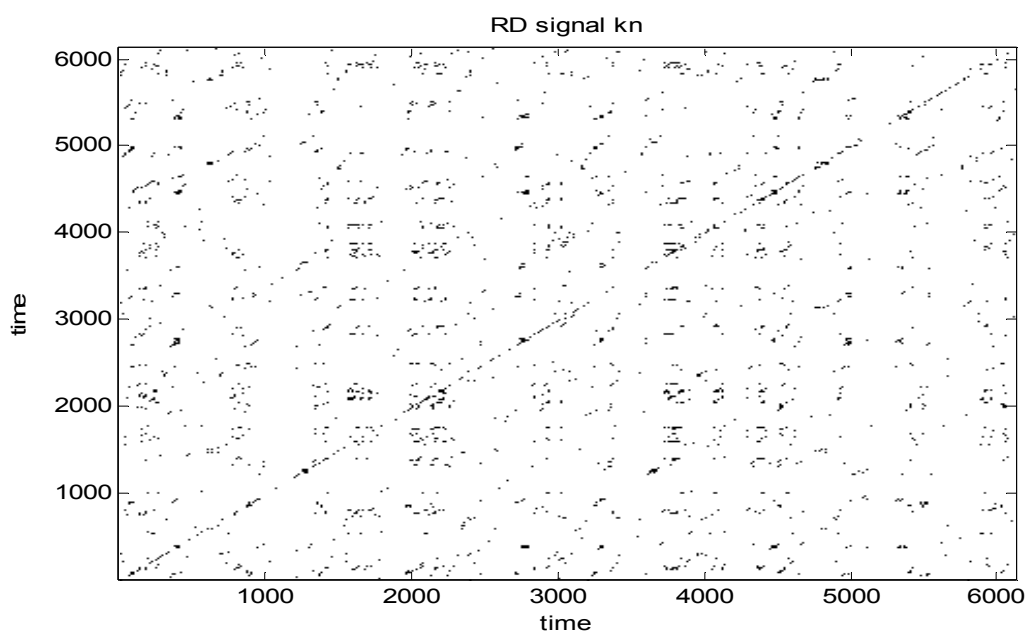


Рисунок 14 - Рекурентна діаграма RP сигналу Pz ($m=4$, $\tau = 80$, $\varepsilon = 0.1$)

Відносно RP, наданих на рис.5 та рис.9, маємо деяку схожість з рис.14 в одних маленьких квадратах аналізу та деяку розбіжність в інших квадратах наданих рекурентних діаграм. Зрозуміло, що в даному випадку необхідно надати перевагу при виконанні аналізу більш формальним, скоріше за все, чисельним показникам RP.

Для цього надаємо наступний обрахунок чисельних показників RP, що наведений на рис. 15 для точки Pz.

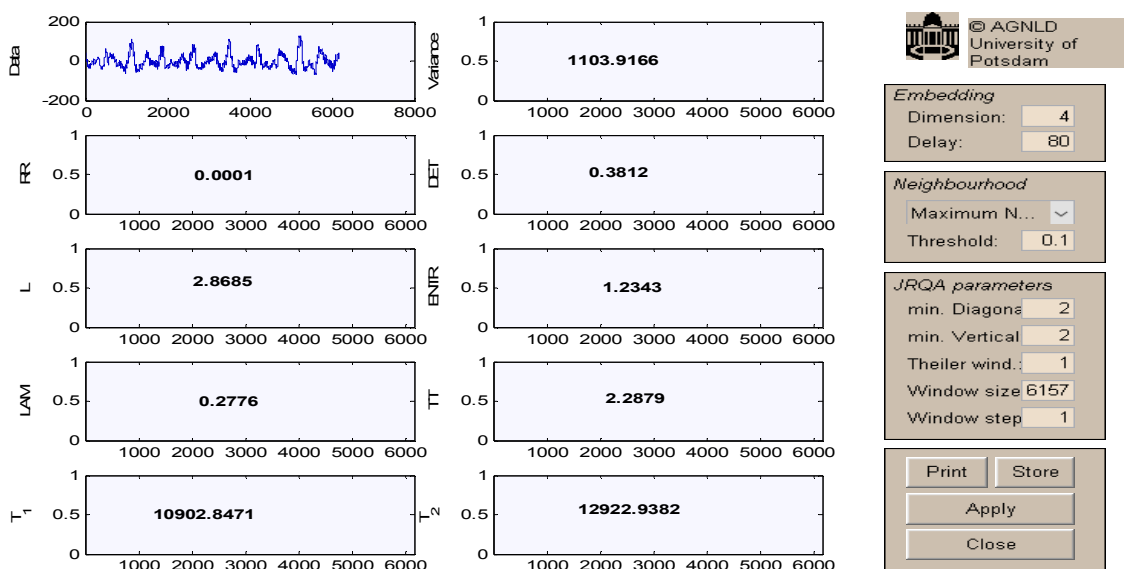


Рисунок 15 - Обрахунок JRQA параметрів сигналу Pz ($m=4$, $\tau=80$, $\varepsilon = 0.1$)

Перший аналіз отриманої інформації дозволяє зробити висновок, що використання самої RP діаграми для будь-якого візуального аналізу є доволі складним. Найвними є також деякі проблеми з визначення значень параметру затримки з представленого графіку (Рис.2, Рис.11). Далі оброблену інформацію для знятого 2020.06 року з пацієнта EEG записуємо в наступну таблицю.

Таблиця 1

2020.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0.0000	0.1735	0.7445	2.3421	0.0750	2.3189
O2	0.0000	0.1419	0.6885	2.3125	0.0934	2.0563
Pz	0.0001	0.3812	1.2343	2.8685	0.2776	2.2879

Потім, використовуючи надану методику, обробляємо та розраховуємо зняту інформацію EEG для усіх пацієнтів з нашої бази даних, які мають різні неврологічні патології. Відмітимо, що далі буде наведено остаточну таблицю, в

«Системні технології» 2 (145) 2023 «System technologies»

якій відображено оброблені показники усіх пацієнтів за усіма датами зняття ЕЕГ.

Результати обробки даних ЕЕГ пацієнтів, що описані у першому розділі, представлено у підсумковій таблиці 2.

Таблиця 2

Підсумкова таблиця обрахованих даних пацієнтів

Пацієнт 1

2016.11	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0575	0,364	1,1628	2,7121	0,4822	2,8246
O2	0,0584	0,38	1,1603	2,7099	0,5029	2,9048
Pz	0,0586	0,3718	1,1196	2,6649	0,4984	2,8481

2016.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0679	0,3884	1,04	2,6816	0,608	2,7932
O2	0,0803	0,5726	1,3386	2,9332	0,7197	3,2194
Pz	0,0629	0,4742	1,0509	2,5925	0,6047	2,8404

2017.10	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0591	0,3804	1,0467	2,5883	0,5085	2,7381
O2	0,0609	0,3973	1,0771	2,6193	0,5226	2,8487
Pz	0,0567	0,4523	1,1704	2,7216	0,5929	2,9402

2019	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0011	0,5289	1,1835	3,4821	0,5567	2,6237
O2	0	0,0756	0,753	2,3529	0,0662	2
Pz	0,0574	0,3888	1,1109	2,6552	0,5149	2,8209

2020	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0638	0,5515	1,3639	3,0565	0,7023	3,6087
O2	0,0567	0,3845	1,1629	2,7129	0,5107	2,9011
Pz	0,0564	0,4269	1,1607	2,7104	0,5649	2,9545

«Системні технології» 2 (145) 2023 «System technologies»

Пацієнт 2(ВСД)

2003.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0002	0,1699	0,6218	2,2614	0,1737	2,0839
O2	0,0568	0,3726	0,9695	2,5135	0,491	2,7296
Pz	0	0,0723	0	2	0,0602	2

2004.03	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,0275	0	2	0,0467	2
O2	0	0,0207	0	2	0,031	2
Pz	0	0,0297	0	2	0,0297	2

2014.11	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,031	0	2	0,0245	2,1111
O2	0	0,0072	0	2	0,0217	2
Pz	0	0,0068	0	2	0,0305	2

2018.07	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0037	0,9913	4,3127	93,0352	0,9913	64,9825
O2	0,0321	0,822	1,441	3,524	0,8956	4,5377
Pz	0,0039	0,9956	4,4162	99,0192	0,9952	68,5908

2020.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,0804	0,5894	2,2857	0,0716	2
O2	0	0,0083	0	2	0,029	2
Pz	0	0,2432	0	2	0,0811	2

Пацієнт 3

2014.04	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,0418	0	2	0,0334	2
O2	0	0,0341	0,4101	2,1429	0,0318	2
Pz	0	0,0463	0	2	0,0428	2,0556

2015.04	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0017	0,9624	3,5394	59,2067	0,9558	42,3088

«Системні технології» 2 (145) 2023 «System technologies»

O2	0,004	0,988	4,7004	116,271	0,9861	88,6061
Pz	0,0132	0,9956	6,0337	285,5738	0,996	215,1959

2016	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,244	0,9197	2,4872	0,0732	2
O2	0	0,3128	0,7624	2,3662	0,1173	2,4231
Pz	0	0,3674	1,0532	2,6196	0,1707	2,1748

2019	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0048	0,9938	4,6792	128,3688	0,9943	84,9472
O2	0,0003	0,8878	2,9879	81,6622	0,9017	12,4742
Pz	0,0016	0,9841	4,7266	142,5762	0,9849	42,6238

2020	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,0486	0	2	0,0486	2
O2	0	0,0446	0	2	0,0557	2,1429
Pz	0	0,1014	0,4677	2,2	0,0515	2,0938

Пацієнт 4

2020.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,1179	0,9849	1,784	85,3606	0,9923	155,54
O2	0,0188	0,9993	6,6501	409,9846	0,9994	287,9239
Pz	0,0268	0,9996	6,8157	476,941	0,9997	369,1939

2018.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,0211	0	2	0,0176	2
O2	0	0,0287	0	2	0,0115	2
Pz	0,0028	0,4849	0,87	2,5713	0,6144	2,5018

Пацієнт 5

2020.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,1735	0,7435	2,3421	0,075	2,1389
O2	0	0,1419	0,6885	2,3125	0,0934	2,0563
Pz	0,0001	0,3812	1,2343	2,8685	0,2776	2,2879

2019.09	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
---------	----	-----	------	---	-----	----

«Системні технології» 2 (145) 2023 «System technologies»

O1	0	0,0751	0,4293	2,1538	0,0489	2,0278
O2	0	0,141	0,6699	2,3478	0,0431	2,0625
Pz	0	0,0426	0	2	0,0426	2

Пацієнт 6(судомний синдром)

2020.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0	0,1564	0,417	2,1525	0,0967	2,059
O2	0	0,2153	0,6564	2,2838	0,1268	2,0947
Pz	0,0001	0,1157	0,8398	2,4186	0,1167	2,1868
2017.06	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0002	0,6956	1,5608	13,2638	0,6298	6,8087
O2	0,0006	0,9449	3,6527	64,6065	0,9394	18,6792
Pz	0,0107	0,9926	4,3295	134,2469	0,9937	126,1628

Пацієнт 7(здоров)

2021.02	RR	DET	ENTR	L	LAM	TT
O1	0,0006	0,9641	3,54	78,7448	0,9669	25,878
O2	0,0191	0,9994	6,6187	392,7604	0,9994	295,1036
Pz	0,0077	0,9997	6,1649	256,9337	0,9997	163,1964

Вимірні сигнали ЕЕГ можуть бути розділені на періоди, які характеризують функціональні стани кори головного мозку. Наприклад, 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.

Безпосередній порівняльний аналіз значень, який знайшов відображення у таблиці 3, дозволив виявити деякі нечіткі межі щодо ряду обрахованих чисельних показників. Ці показники дозволяють виконати розподіл пацієнтів на типи щодо вказаних даних. Їх аналіз дозволяє створити нечітку модель, яку можливо використати для розробки та створення відповідного програмного забезпечення.

При епілепсії типи ЕЕГ не є однорідними. Вдалося виділити 3 типи, які суттєво відрізняються між собою, кожен з них має суттєві відмінності від не-епілептичних типів ЕЕГ за параметрами: міра рекурентності, міра детермінізму, середня довжина діагональних ліній, міра ентропії, міра завмирання, середня довжина вертикальних структур, міра часу зупинки. Ці типи характеризуються наступними ознаками:

тип 1:

- показники $RR(O_1, O_2, Pz)$ мають усі значення біля нуля (<0.011);
- показники $DET(O_1, O_2, Pz)$, $LAM(O_1, O_2, Pz)$ значення різні, але з одного невеликого діапазону (наприклад, $[0.095-0.22]$ або $[0.62-0.99]$);
- якщо показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (>0 та <1), то показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (<3.0),
- або якщо показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (>1.0), то показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (>6.0).

тип 2:

- показники $RR(O_1, O_2, Pz)$ значення маленькі біля нуля (>0 та <0.2);
- показники $DET(O_1, O_2, Pz)$, $LAM(O_1, O_2, Pz)$ усі різні, але з одного невеликого діапазону, або ≥ 0.88 ;
- якщо показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (>0 та <1.4), то показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (≥ 2 та ≤ 3.65); або
- якщо показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (>1.7), то показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ значення мають (≥ 12).

тип 3:

- показники $RR(O_1, O_2, Pz)$ усі значення біля нуля (≥ 0 та <0.06);
- показники $DET(O_1, O_2, Pz)$, $LAM(O_1, O_2, Pz)$ значення біля нуля (≥ 0 та <0.5) або їх значення DET та LAM (>0.8 та <1.0);
- якщо показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення (≥ 0 та <1) або їх значення (>1.4);
- показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ значення мають (≥ 2 та <3) або L , TT (≥ 3.5).

Відмінності від епілептичних типів ЕЕГ встановлено за такими ознаками:

тип 4:

- показники $RR(O_1, O_2, Pz)$ значення біля нуля (>0 та <0.02);
- показники $DET(O_1, O_2, Pz)$, $LAM(O_1, O_2, Pz)$ значення біля одиниці (>0.96);
- показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ більше (>3.5);
- показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ більше (>25.0).

На підставі проведеного обчислювального експерименту, який полягав у проведенні процедури – розрахунків чисельних показників рекурентних діаграм (RP)– авторам вдалося виділити один тип – «HEALTHY-RP», якій відрізняє епілептичні та неепілептичні типи ЕЕГ. При неепілептичних типах ЕЕГ значення цього типу та його показників надано у типі 4. Для епілептичних типів сигналів: це тип 1, тип 2 або тип 3 .

Обговорення результатів. У наступному пропонується розглянути:

1. Задачу типізації об'єктів за ознаками методу нечіткої логіки . Для автоматизації розв'язання задачі буде запропоновано використовувати нечітку модель представлення знань, побудовану з використанням навчальної вибірки та систему нечіткого логічного виводу. Автоматичне формування системи нечітких логічних правил відбувається в процесі навчання. У процесі навчання відбувається й налаштування параметрів моделі – нечітких границь термів.

2. Задачу побудови математичної моделі захворювання епілепсії у вигляді системи звичайних диференціальних рівнянь 5-го порядку, тому що $m=5$, з використанням реальних даних часових рядів ЕЕГ та SYNDu підходу.

Висновки

1. У роботі наведено методикку розрахунків чисельних показників рекурентної діаграми (RP) та визначення нейрофізіологічного значення її параметрів – *міра рекурентності* (RR ймовірність повторення стану), *міра детермінізму* (DET більше значення детермінізму вказує більш сильну передбачуваність системи), *середня довжина діагональних ліній*(чим більше значення L, тим менша випадковість, тобто легше визначити поведінку ознаки системи), *міра ентропії* (ENTR відображає складність детерміністської складової у системі. Велике значення ентропії має на увазі періодичність системи, а низьке - хаотичність. Інакше кажучи, велика ентропія слідує за складнішою системою), *міра завмирання* (LAM ламінарність обчислює ймовірність того, що стан залишиться для наступного тимчасового кроку), *міра часу зупинки* (TT характеризує середній час, який система може провести у певному стані або тривалість часу, протягом якого кожен стан перебуває у пастці) для ЕЕГ даних пацієнтів з клінічно підтвердженою епілепсією та без такої.

2. Аналіз отриманої інформації дозволив визначити 3 типи даних у пацієнтів з епілепсією та 1 тип даних у пацієнтів без такої:

Неепілептичні типи ЕЕГ мають такі ознаки:

- показники $RR(O_1, O_2, P_z)$ значення біля нуля (від 0 до 0.02);
- показники $DET(O_1, O_2, P_z)$, $LAM(O_1, O_2, P_z)$ значення біля одиниці (>0.96);

- показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ більше 3.5;
- показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ більше 25.0.

3. Відміни патологічних типів ЕЕГ від неепілептичних доцільно оцінювати за параметрами $DET(O_1, O_2, Pz)$, $LAM(O_1, O_2, Pz)$. Якщо ці показники мають значення від 0.88 до 0.999 або є сполучення параметрів DET , LAM зі значеннями які менші 0.5; показники $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення від 0.0 до 1.4, а показники $L(O_1, O_2, Pz)$, $TT(O_1, O_2, Pz)$ мають значення від 2.0 до 3.65 або $ENTR(O_1, O_2, Pz)$ мають значення більше від 1.7 та L , TT більше від 12.0 то є висока вірогідність наявності епілептичного патерну або характеру роботи мозку у розумінні його, як цілісної нейрональної системи.

4. В результаті обчислювального експерименту також винайдено та запропоновано виділити один тип – «HEALTHY-RP», якій відрізняє епілептичні та неепілептичні типи ЕЕГ. При неепілептичних типах ЕЕГ значення його показників надано у типі 4. Для епілептичних типів сигналів: це тип 1, тип 2 або тип 3.

ЛІТЕРАТУРА

1. 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
2. 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.
3. Torse Dattaprasad, Veena Desai, Rajashri Khanai. "Classification of Epileptic Seizures using Recurrence Plots and Machine Learning Techniques". <https://www.researchgate.net/publication/332675878>.
4. Recurrence Quantification Analysis. [Online] Available: <http://www.recurrence-plot.tk/rqa.php>.
5. "Systems with Emphasis on Multi-domain Feature Extraction and Classification using Machine Learning," BRAIN Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience 8.4. 2017., p. 109-129.
6. Kirichenko L.O., Stepanenko Y.D., Yandukov D.Y. Time series classification using recurrence charts//System technologies. N 5(136) - Dnipro,2021.- P.81 – 87. DOI 10.34185/1562-9945-5-136-2021-08
7. Нервові хвороби / С.М. Віничук, Є.Г. Дубенко, Є.Л. Мачерет та ін.; За ред. С.М. Віничука, Є.Г. Дубенка. – К.: Здоров'я, 2001. – 696 с.

8. Меклер А.А. Применение аппарата нелинейного анализа динамических систем для обработки сигналов ЭЭГ // Актуальные проблемы современной математики: учёные записки. п/ред. проф. Калашникова Е.В., изд. ЛГУ им. А.С. Пушкина, С.-Пб., 2004 г. Т. 13 (вып. 2), с. 112 – 140.
9. Potsdam Institute for Climate Impact Research (PIK), Germany
<http://tocsy.pik-potsdam.de>
10. Белозеров В.Е., Зайцев В.Г. Влияние порога рекуррентности и параметра запаздывания временного ряда на информативность его рекуррентной диаграммы (на примерах хаотических аттракторов). Системные технологии моделирования сложных систем/ Монография под общ. ред. проф. А. И. Михалева.- Днепр: НМетАУ_ИВК “Системные технологии”, 2016. -608 с. - с. 67-90.
11. Бодянский Е.В., Кучеренко Е.И., Михалев А.И. Нейро-фаззи сети Петри в задачах моделирования сложных систем/ Монография.- Дніпропетровськ: Системні технології, 2005. – 311 с.
12. Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork Pattern Classification, 2nd Edition. Wiley-Interscience, 2001. 688 p.

REFERENCES

1. Belozyorov V.Ye., Zaytsev V. G. Mathematical modeling of parkinson’s illness by chaotic dynamics methods // Bulletin of DNU. Series "Modeling". 2017. Volume 25, No. 8, Vip. 9. P. 21–39. DOI 10.15421/
2. 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.
3. Torse Dattaprasad, Veena Desai, Rajashri Khanai.“Classification of Epileptic Seizures using Recurrence Plots and Machine Learning Techniques”.
<https://www.researchgate.net/publication/332675878>.
4. Recurrence Quantification Analysis. [Online] Available: <http://www.recurrence-plot.tk/rqa.php>.
5. Systems with Emphasis on Multi-domain Feature Extraction and Classification using Machine Learning," BRAIN Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience 8.4. 2017., p. 109-129.
6. Kirichenko L.O., Stepanenko Y.D., Yandukov D.Y. Time series classification using recurrence charts// System technologies. N 5(136) - Dnipro,2021.- P.81 – 87. DOI 10.34185/1562-9945-5-136-2021-08

7. Nervous ailments / S.M. Vinichuk, E.G. Dubenko, E.L. Macheret and in.; For red. CM. Vinichuk, E.G. Dubenka. - K. : Health, 2001. - 696 p.
8. Mekler A.A. Application of the Apparatus for Nonlinear Analysis of Dynamic Systems for EEG Signal Processing // Actual Problems of Modern Mathematics: Scientific Notes. p / ed. prof. Kalashnikova E.V., ed. LGU them. A.S. Pushkin, St. Petersburg, 2004. T. 13 (issue 2), p. 112-140.
9. Potsdam Institute for Climate Impact Research (PIK), Germany
<http://tocsy.pik-potsdam.de>
10. 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.
11. Bodyansky E.V., Kucherenko E.I., Mikhalev A.I. Neuro-fuzzy Petri nets in the problems of modeling complex systems / Monograph. - Dnipropetrovsk: System Technologies, 2005. - 311 p.
12. Richard O. Duda, Peter E. Hart, David G. Stork Pattern Classification, 2nd Edition. Wiley-Interscience, 2001. 688 p.

Received 01.03.2023.
Accepted 03.03.2023.

***Using the method of nonlinear recursive analysis
for typifying electroencephalography time series data***

This paper considers the issue of using the method of nonlinear recurrent analysis to the problem of typing information provided in the form of time series data of electroencephalograms (EEG) taken from a patient. A technique for determining hidden information for this series and its use for constructing the corresponding recurrence diagram (RP) at the points of information retrieval are described. It is shown that the use of RP has significant drawbacks associated with the visualization of information on a computer monitor screen, so another way of research is proposed - the calculation of numerical indicators of RP. Their calculation must be carried out for each point of the seventh information, for which it was proposed to take the points (O_1 , O_2 , Pz) - these are the right and left occipital and parietal taps. The given RP indicators made it possible to typify the obtained data and determine the type of which was called "HEALTHY-RP", which distinguishes epileptic and non-epileptic EEG types.

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

Зайцев Вадим Григорьевич – кандидат фізико-математических наук, доцент кафедри комп'ютерних технологій Дніпровського національного університета імені Олеся Гончара.

Погорелов Алексей Викторович – д.мед.н., професор кафедри неврології Дніпровського державного медичного університета.

Хижа Александр Леонидович – кандидат фізико-математических наук, доцент кафедри комп'ютерних технологій Дніпровського національного університета 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.