

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

**БІЩАК ДМИТРО СЕРГІЙОВИЧ**

УДК 004.4:004.62:004.94

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНІ ЗАСОБИ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ  
КОГНІТИВНО-МОТОРНИХ СИГНАЛІВ**

121 – Інженерія програмного забезпечення

12 – Інформаційні технології

Подається на здобуття ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

\_\_\_\_\_ Д.С. Біщак

Науковий керівник Петрик Михайло Романович, доктор фізико-математичних наук, професор, лауреат Державної премії України в галузі науки і техніки

Тернопіль – 2026

## АНОТАЦІЯ

*Біщак Д. С.* Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття ступеня доктора філософії в галузі знань 12 – Інформаційні технології за спеціальністю 121 – Інженерія програмного забезпечення. – Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Тернопіль, 2026.

Дисертаційна робота присвячена вирішенню актуального науково-прикладного завдання – розробленню методів та програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів для об'єктивної оцінки та класифікації моторних порушень, зокрема тремору, на основі інтегрованої обробки електроенцефалографічних (ЕЕГ) та графомоторних даних.

У вступі обґрунтовано актуальність дослідження, наведено зв'язок роботи з науковими програмами та тематикою кафедри програмної інженерії, визначено мету й завдання дослідження, об'єкт і предмет дослідження, наведено перелік методів дослідження, що застосовувалися для досягнення поставленої мети. Сформульовано наукову новизну, практичне значення отриманих результатів та особистий внесок здобувача. Подано відомості щодо апробації та опублікування результатів дослідження.

У першому розділі «Аналіз вимог та існуючих програмних систем мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів» розглянуто особливості когнітивних і моторних сигналів у задачах аналізу моторних порушень, зокрема тремору при хворобі Паркінсона. Розглянуто сучасні програмно-апаратні засоби реєстрації графомоторної активності та ЕЕГ, а також вимоги до синхронізації, уніфікації форматів даних та попередньої обробки мультимодальних сигналів. На основі проведеного аналізу узагальнено проблеми мультимодальної обробки сигналів і сформульовано наукове завдання

дослідження, що полягає у створенні методів та програмних засобів інтегрованого аналізу когнітивно-моторних даних на основі синхронізованої обробки ЕЕГ та графомоторних сигналів, а також розробленні модульної програмної архітектури їх мультимодальної обробки, що забезпечує відтворюваність, масштабованість та інтеграцію через API.

У другому розділі «Математичні моделі та методи аналізу мультимодальних сигналів та даних» формалізовано використання показника  $\Delta R$  як кількісної характеристики моторного порушення, досліджено частотні та просторово-часові характеристики тремору. Розроблено методи крос-кореляційного аналізу між сигналами ЕЕГ і графомоторної активності, на основі яких виведено нову діагностичну метрику – індекс синусоїдальності (Sinusoidality Index, SI). Вона дозволяє кількісно оцінювати рівень синхронізації ЕЕГ-сигналів, асоційованих із треморною активністю. Обґрунтовано вибір діагностично значущих ознак та методів їх обчислення з позицій точності, обчислювальної ефективності та можливості реалізації у програмних системах аналізу сигналів.

У третьому розділі «Архітектура програмної платформи та фреймворку мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів» запропоновано архітектуру програмної системи повного циклу обробки даних, сформовану на основі вимог: від збору та узгодженої часової синхронізації мультимодальних сигналів до обробки, формування та інтеграції ознак, візуалізації і збереження результатів. Архітектура реалізована у вигляді модульного Python-фреймворку як програмної реалізації запропонованого підходу з доступом до функцій аналізу через API та можливістю локального або хмарного розгортання і реалізує аналітичний конвеєр обробки сигналів.

Реалізовано програмні модулі формування  $\Delta R$ , спектрального аналізу ( $\Delta R/EEG$ ), крос-кореляційного аналізу  $EEG-\Delta R$  та обчислення індексу синусоїдальності. Модульна організація забезпечує масштабованість обробки, повторне використання компонентів та інтеграцію у прикладні інформаційні системи. Запропонована архітектура забезпечує трасованість даних,

відтворюваність обчислень та розширюваність без модифікації базових компонентів.

Сформовано пояснюваний протокол типізації тремору на основі мультимодальних ознак; підходи машинного навчання розглянуто як перспективне розширення за умови забезпечення міжсесійної стабільності. Формалізовано ітеративний цикл роботи користувача, що описує процес аналізу як послідовність збору даних, обробки, візуалізації та прийняття рішень із можливістю зміни конфігураційних параметрів.

У четвертому розділі «Експериментальна перевірка методів і програмних засобів мультимодального аналізу» наведено методику валідації методів та програмних засобів на реальних анонімізованих мультимодальних записах синхронної реєстрації графомоторних сигналів та ЕЕГ. Проведено порівняльний аналіз функціональних станів до та після фармакологічної модуляції, досліджено кореляційні залежності між ЕЕГ і  $\Delta R$  з урахуванням часових зсувів у різних функціональних станах. Здійснено валідацію запропонованих моделей і програмних засобів, а також порівняння отриманих результатів із існуючими підходами до аналізу тремору. Показано, що використання крос-кореляційного аналізу та індексу синусоїдальності забезпечує підвищення точності класифікації тремору та формування кількісного профілю треморної активності.

Основні наукові результати дисертації опубліковано у 10 наукових працях, з них 6 статей у наукових фахових виданнях України (1 – категорії «А», 5 – категорії «Б») та 4 публікації у матеріалах міжнародних наукових конференцій.

*Ключові слова:* програмне забезпечення, інформаційна система, математична модель, алгоритм, обробка сигналів, машинне навчання, класифікація, часові ряди, набори даних, нормалізація, оцінка, частотний аналіз, електроенцефалографія, цифрова медична діагностика, штучний інтелект.

## SUMMARY

*Bishchak D.S.* Methods and software tools for multimodal analysis of cognitive-motor signals. – A qualification scientific work submitted as a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in specialty 121 – Software Engineering and 12 – Information Technology. – Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ternopil, 2026.

The dissertation is devoted to solving a relevant scientific and applied problem – the development of methods and software tools for multimodal analysis of cognitive-motor signals for objective assessment and classification of motor disorders, in particular tremor, based on integrated processing of electroencephalographic (EEG) and graphomotor data.

The introduction substantiates the relevance of the research, describes its relation to scientific programs and research directions of the Department of Software Engineering, defines the purpose and objectives of the study, the object and subject of research, and outlines the research methods used to achieve the stated goal. The scientific novelty, practical significance of the obtained results, and the personal contribution of the author are formulated. Information about the approbation and publication of research results is also provided.

The first chapter, “Analysis of Requirements and Existing Software Systems for Multimodal Analysis of Cognitive-Motor Signals,” examines the characteristics of cognitive and motor signals in tasks of motor disorder analysis, particularly tremor associated with Parkinson’s disease. Modern software and hardware tools for recording graphomotor activity and EEG signals are reviewed, as well as requirements for synchronization, data format unification, and preprocessing of multimodal signals. Based on this analysis, the challenges of multimodal signal processing are summarized and the scientific problem of the research is formulated, which consists in the development of methods and software tools for integrated analysis of cognitive-motor data based on synchronized processing of EEG and graphomotor signals, as well as in

the development of a modular software architecture for their multimodal processing, ensuring reproducibility, scalability, and API-based integration.

The second chapter, “Mathematical Models and Methods for Multimodal Signal and Data Analysis,” formalizes the use of the  $\Delta R$  indicator as a quantitative characteristic of motor impairment and investigates the frequency and spatiotemporal characteristics of tremor. Methods of cross-correlation analysis between EEG signals and graphomotor activity are developed, on the basis of which a new diagnostic metric – the Sinusoidality Index (SI) – is proposed. This metric enables quantitative evaluation of the level of synchronization of EEG signals associated with tremor activity. The selection of diagnostically significant features and methods for their computation is justified from the perspective of accuracy, computational efficiency, and feasibility of implementation in signal analysis software systems.

The third chapter, “Architecture of the Software Platform and Framework for Multimodal Analysis of Cognitive-Motor Signals,” proposes an architecture of a software system implementing a full data processing cycle, formed based on the defined requirements: from data acquisition and synchronized temporal alignment of multimodal signals to processing, feature extraction and integration, visualization, and storage of results. The architecture is implemented as a modular Python framework as a software realization of the proposed approach, with access to analytical functions through an application programming interface (API) and the possibility of local or cloud deployment, and provides an analytical signal processing pipeline.

Software modules for  $\Delta R$  formation, spectral analysis ( $\Delta R$ /EEG), EEG– $\Delta R$  cross-correlation analysis, and Sinusoidality Index computation are implemented. The modular organization ensures scalability of processing, reuse of components, and integration into applied information systems. The proposed architecture ensures data traceability, reproducibility of computations, and extensibility without modification of core components.

An explainable protocol for tremor classification based on multimodal features is developed; machine learning approaches are considered as a prospective extension

under the condition of ensuring inter-session stability. An iterative user interaction cycle is formalized, describing the analysis process as a sequence of data acquisition, processing, visualization, and decision-making steps with the possibility of adapting scenarios through configuration parameters.

The fourth chapter, “Experimental Verification of Methods and Software Tools for Multimodal Analysis,” presents a validation methodology for methods and software tools based on real anonymized multimodal recordings of synchronized graphomotor and EEG signals. A comparative analysis of functional states before and after pharmacological modulation is performed, and correlation relationships between EEG and  $\Delta R$  are investigated taking into account time lags in different functional states. The proposed models and software tools are validated, and the obtained results are compared with existing approaches to tremor analysis. It is shown that the use of cross-correlation analysis and the Sinusoidality Index improves tremor classification accuracy and enables the formation of a quantitative tremor activity profile.

The main scientific results of the dissertation have been published in 10 scientific works, including 6 articles in peer-reviewed journals in Ukraine (1 in category A and 5 in category B) and 4 papers in the proceedings of international scientific conferences.

*Keywords:* software, information system, mathematical model, algorithm, signal processing, machine learning, classification, time series, datasets, normalization, evaluation, frequency analysis, electroencephalography, digital medical diagnostics, artificial intelligence.

## ПЕРЕЛІК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Наукові праці, в яких опубліковано основні наукові результати дисертації:*

1. D. Bishchak and M. Petryk, “The role of multimodal analysis (EEG + graphic patterns) in improving the accuracy of tremor detection: a review of current approaches,” *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*, no. 4(153), pp. 134–142, 2025, doi: 10.32782/1995-0519.2025.4.16. (Здобувачем проведено системний огляд сучасних підходів до мультимодального аналізу тремору з використанням ЕЕГ та графомоторних патернів. Автором виконано узагальнення методів синхронізації та кореляційного аналізу сигналів, сформульовано проблемні аспекти існуючих рішень та обґрунтовано доцільність інтеграції когнітивних і моторних даних для підвищення точності діагностики).
2. М. Р. Петрик, Д. С. Біщак, М. В. Бачинський, В. М. Бревус, В. М. Чиж, and Д. М. Михалик, “Аналіз мимовільних рухів пацієнтів із симптомами тремору під впливом когнітивних впливів,” *Applied Questions of Mathematical Modeling*, vol. 7, no. 2, pp. 150–165, Dec. 2024, doi: 10.32782/mathematical-modelling/2024-7-2-14. (Здобувачем виконано формалізований опис процесу аналізу мимовільних рухів пацієнтів із використанням графомоторних траєкторій та ЕЕГ-сигналів. Реалізовано синхронізований збір експериментальних даних, введено показник  $\Delta R$  як міру відхилення від еталонної траєкторії Архімеда, проведено частотний аналіз треморних коливань, а також апробовано матричне представлення впливу когнітивних сигналів на окремі сегменти моторної траєкторії).
3. D. S. Bishchak and M. R. Petryk, “Correlation between graphomotor activity and EEG in patients with tremor in Parkinson’s disease,” *Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, vol. 2, no. 4, pp. 25–30, 2025, doi: 10.32782/2663-5941/2025.4.2/04. (Здобувачем розроблено методіку синхронізованого аналізу графомоторної активності та ЕЕГ у пацієнтів із хворобою Паркінсона. Автором виконано експериментальні дослідження з

реальними пацієнтами, реалізовано кореляційний та частотний аналіз сигналів, а також здійснено інтерпретацію взаємозв'язків між параметрами тремору та нейрофізіологічною активністю мозку.).

4. Д. С. Біщак and М. Р. Петрик, “Оцінка ефективності медикаментозного лікування тремору на основі аналізу  $\Delta R$  та ЕЕГ,” Вісник Херсонського національного технічного університету, vol. 2, no. 2(93), pp. 37–46, Jun. 2025, doi: 10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.4. (Здобувачем запропоновано підхід до оцінки ефективності медикаментозного лікування тремору на основі аналізу залишкових відхилень  $\Delta R$  та спектральних характеристик ЕЕГ. Автором проведено порівняльний аналіз станів «до» та «після» прийому медикаментів, реалізовано методи згладжування, частотної декомпозиції та зроблено висновки щодо зміни інтенсивності тремору).

5. D. Bishchak and M. Petryk, “Algorithmic approach to tremor classification based on EEG and graphomotor signals,” Scientific Journal of the Ternopil National Technical University, vol. 119, no. 3, pp. 35–44, 2025, doi: 10.33108/visnyk\_tntu2025.03.035. (Здобувачем розроблено алгоритмічний підхід до класифікації тремору на основі інтегрованого аналізу ЕЕГ та графомоторних сигналів. Автором виконано формалізацію показника  $\Delta R$ , реалізовано методи частотного аналізу та синхронізації сигналів, проведено експериментальні дослідження та інтерпретацію отриманих результатів. Здобувач є основним автором програмної реалізації та аналітичної частини роботи)

6. M. R. Petryk, M. V. Bachynsky, O. M. Khimuch, D. S. Bishchak, and A.-P. Legrand, “Information system for digital analysis of multisensor cognitive EEG signals in neurological disorders of the human organism,” Kibernetika ta Systemnyi Analiz, vol. 62, no. 1, pp. 122–136, 2026, doi: 10.34229/KCA2522-9664.26.1.12. (Здобувачем виконано обробку та аналіз графомоторних даних, реалізовано синхронізацію сигналів графічного планшета та ЕЕГ, застосовано методи частотного аналізу та крос-кореляції між радіальними відхиленнями траєкторії

( $\Delta R$ ) і EEG-сигналами, а також здійснено інтерпретацію отриманих експериментальних результатів, що використані в дисертаційному дослідженні.)

*Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:*

7. I. Osiichuk, V. Brevus, D. Bishchak, Y. Mashtaliar, and I. Mudryk, “Leveraging graphics tablet and JPen library to detect essential tremor,” in CEUR Workshop Proceedings, CEUR-WS, 2024, pp. 111–126. Accessed: Nov. 13, 2025. [Online]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-3742/paper8.pdf> (Здобувачем виконано аналіз програмно-апаратного підходу до реєстрації графомоторних траєкторій із використанням бібліотеки JPen, досліджено вплив технічних характеристик графічних планшетів і частоти дискретизації на якість тремор-сигналів. Проведено аналітичне дослідження проблеми дублювання часових міток під час реєстрації даних, запропоновано підходи до попередньої обробки та уніфікації часових рядів, а також виконано інтерпретацію експериментальних результатів).

8. D. Bishchak, “High-performance methods and cloud-based information technologies for the analysis of cognitive signals of neural nodes,” in Proc. 6th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice, Berlin, Germany, Feb. 2026, pp. 82–86, doi: 10.70286/eoss-16.02.2026.006.82-86. (Здобувачем спроектовано високопродуктивну архітектуру для аналізу когнітивних сигналів використовуючи хмарні обчислення Amazon Web Services)

9. D. Bishchak, “High-performance processing and streaming architecture for multimodal neuro-motor signal analysis,” in Proc. 4th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives, Montreal, Canada, Feb. 2026, pp. 159–164, doi: 10.70286/eoss-23.02.2026.004.159-164. (Здобувачем здійснено оцінку обчислювальної складності алгоритмів спектрального аналізу, крос-кореляції мультимодальних  $\Delta R$ –EEG сигналів, розрахунку індексу синусоїдальності, а також спроектовано масштабовану serverless-архітектуру потокової обробки біомедичних даних на базі Amazon Web Services для варіанту використання системи для довготривалого моніторингу діагностичних показників)

10. D. Bishchak, “Architecture of a platform for multimodal analysis of cognitive-motor signals,” in Proc. X Int. Sci. Pract. Conf., Sofia, Bulgaria, pp. 31–37. [Online]. Available: <https://eu-conf.com/en/events/dynamics-of-development-of-science-and-education-integration-and-innovation/>. (Здобувачем запропоновано архітектуру програмної платформи мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів на основі модульного Python-фреймворку, що забезпечує інтеграцію ЕЕГ та графомоторних даних, формування конвеєра аналітичної обробки та можливість розширення набору алгоритмічних модулів)

## ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ .....	2
ЗМІСТ .....	12
ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....	15
ВСТУП.....	17
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ВИМОГ ТА ІСНУЮЧИХ ПРОГРАМНИХ СИСТЕМ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ КОГНІТИВНО-МОТОРНИХ СИГНАЛІВ .....	26
1.1 Аналіз сучасних досліджень у задачах мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів та постановка інженерної задачі .....	26
1.2 Характеристики когнітивних та моторних сигналів як джерел даних для програмного аналізу .....	39
1.3 Програмно-апаратні засоби збору мультимодальних когнітивно- моторних даних.....	47
1.4 Узагальнення обмежень існуючих підходів та формування вимог до програмної системи .....	54
1.5 Висновки до першого розділу .....	55
РОЗДІЛ 2 МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ АНАЛІЗУ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ СИГНАЛІВ ТА ДАНИХ.....	58
2.1 Формалізація показника $\Delta R$ як метрики аналізу графомоторної активності .....	58
2.2 Методи частотного та просторово-часового аналізу моторних сигналів.....	62
2.3 Моделі синхронізації та кореляційного аналізу мультимодальних сигналів EEG- $\Delta R$ .....	63

2.4 Формування інформативних ознак для класифікації мультимодальних сигналів .....	73
2.5 Обґрунтування вибору методів та обчислювальних підходів.....	74
2.6 Висновки до другого розділу .....	77
<b>РОЗДІЛ 3 АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНОЇ ПЛАТФОРМИ ТА ФРЕЙМВОРКУ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ КОГНІТИВНО- МОТОРНИХ СИГНАЛІВ .....</b>	<b>79</b>
3.1 Концепція та життєвий цикл програмної платформи мультимодального аналізу.....	80
3.2 Загальна архітектура та склад підсистем програмної платформи ...	86
3.3 Обчислювальний конвеєр та програмні механізми обробки сигналів .....	101
3.4 Моделювання, класифікація та програмна реалізація .....	112
3.5 Тестування та забезпечення відтворюваності програмної системи	115
3.6 Хмарна масштабована архітектура обробки мультимодальних когнітивно-моторних сигналів .....	119
3.7 Взаємодія користувача з програмною системою .....	128
3.8 Інтеграція програмної платформи з медичними інформаційними системами (на прикладі OpenMRS) .....	133
3.9 Висновки до третього розділу .....	138
<b>РОЗДІЛ 4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА МЕТОДІВ І ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ .....</b>	<b>141</b>
4.1 Методика експериментальної перевірки програмної реалізації мультимодального аналізу.....	141
4.2 Порівняльний аналіз результатів у різних функціональних станах	149

4.3 Аналіз кореляційних характеристик сигналів EEG- $\Delta R$ та індексу синусоїдальності в експериментальних даних .....	156
4.4 Валідація запропонованих методів та реалізації програмної реалізації .....	160
4.5 Висновки до четвертого розділу .....	164
ВИСНОВКИ .....	165
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	169
ДОДАТКИ .....	186
ДОДАТОК А Формат і структура вхідних даних .....	186
ДОДАТОК Б Метод побудови спіралі Архімеда із візуалізацією та розрахунок $\Delta R$ .....	194
ДОДАТОК Б.1 Формула еталонної спіралі Архімеда.....	194
ДОДАТОК Б.2 Метод проєкції точки на еталонну спіраль .....	195
ДОДАТОК В Частотний аналіз тремору ( $\Delta R$ ) .....	197
ДОДАТОК В.1 Спектральний аналіз за допомогою дискретного перетворення Фур'є.....	197
ДОДАТОК В.2 Оцінювання спектральної щільності потужності методом Welch .....	198
ДОДАТОК В.3 Діагностична інтерпретація спектра $\Delta R$ .....	198
ДОДАТОК Г Фрагменти коду системи мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів .....	199
ДОДАТОК Д Акти впровадження .....	205
ДОДАТОК Е Список публікацій здобувача .....	209

## ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ПЗ – програмне забезпечення.

IT – інформаційні технології.

API (Application Programming Interface) – інтерфейс програмування застосунків.

Framework (framework) – програмний фреймворк, програмна платформа для розроблення програмного забезпечення.

Алгоритм – набір інструкцій, які описують порядок виконання дій.

Pipeline (pipeline) – конвеєр обробки даних, послідовність етапів оброблення даних.

IoT (Internet of Things) – Інтернет речей, мережа сенсорних пристроїв для збору та передачі даних.

Java – об’єктно-орієнтована мова програмування від компанії Oracle.

UML (Unified Modeling Language) – уніфікована мова графічного представлення та об’єктного моделювання в галузі розроблення програмного забезпечення на основі об’єктно-орієнтованої парадигми.

Use Case (use case) – сценарій використання, що описує взаємодію користувача з системою для досягнення функціональної цілі.

Unit testing (unit testing) – модульне тестування окремих компонентів програмної системи.

Mocking (mocking) – механізм підміни залежностей для ізольованого тестування компонентів.

Dataclass (dataclass) – структура даних у вигляді класу.

Програмна бібліотека – набір підпрограм або об’єктів, класів, що використовуються в розробці програмного забезпечення.

SOA (Service-Oriented Architecture) – сервісно-орієнтована архітектура, підхід до побудови програмних систем у вигляді набору взаємодіючих сервісів із чітко визначеними інтерфейсами.

AWS (Amazon Web Services) – хмарна платформа обчислювальних сервісів.

Serverless (serverless) – безсерверна архітектура хмарних обчислень.

Cloud-native (cloud-native) – архітектурний підхід до створення програмних систем, оптимізованих для роботи в хмарному середовищі.

Batch-обробка (batch processing) – обробка даних пакетами, коли набір даних накопичується і обробляється як єдиний блок.

Потокова обробка (stream processing) – обробка даних у режимі надходження в реальному часі.

HIS (Hospital Information System) – програмна платформа медичного закладу, що забезпечує централізоване управління даними та слугує середовищем інтеграції зовнішніх програмних сервісів і аналітичних модулів.

ML (Machine Learning) – машинне навчання.

AI (Artificial Intelligence) – штучний інтелект.

Supervised learning (supervised learning) – навчання з учителем на основі розмічених даних.

SI (Sinusoidality Index) – індекс синусоїдальності.

CCF (Cross-Correlation Function) – крос-кореляційна функція.

FFT (Fast Fourier Transform) – швидке перетворення Фур'є.

DFT (Discrete Fourier Transform) – дискретне перетворення Фур'є.

PSD (Power Spectral Density) – спектральна щільність потужності.

PD (Parkinson's disease, ХП) – хвороба Паркінсона.

ET (Essential Tremor) – есенціальний тремор.

EEG (Electroencephalography, ЕЕГ) – електроенцефалографія.

EMG (Electromyography, ЕМГ) – електроміографія.

EOG (Electrooculography, ЕОГ) – електроокулографія.

КГМ – кора головного мозку.

## ВСТУП

**Актуальність теми дослідження.** Зростає потреба у методах та програмних засобах аналізу мультимодальних когнітивно-моторних сигналів у зв'язку зі збільшенням обсягів і джерел даних, що формуються в складних медичних системах. Задачі оцінки неврологічних порушень, зокрема тремору, пов'язані з обробкою мультимодальних даних. Такі дані мають гетерогенну природу, різну часову роздільну здатність, високий рівень шуму та потребують синхронізованої обробки та узгодження в межах єдиного програмного конвеєра аналізу.

Хвороба Паркінсона є однією з найпоширеніших нейродегенеративних патологій літнього віку та характеризується прогресуючими моторними й когнітивними порушеннями (Ben-Shlomo – *The epidemiology of Parkinson's disease*, 2024; Simon – *Parkinson Disease Epidemiology*, 2020). Одним із ключових симптомів є тремор у діапазоні 4–6 Гц, що суттєво знижує якість життя пацієнтів (Chyniak – *Parkinson's disease — overview of modern treatment methods*, 2023).

Паралельно з розвитком нейрофізіології активно впроваджуються цифрові методи реєстрації медичних сигналів. Електроенцефалографія (ЕЕГ) забезпечує високу часову роздільну здатність дослідження кортикальної активності. Цифрові графічні планшети дозволяють реєструвати та кількісно аналізувати графомоторні рухи у вигляді цифрових часових рядів, зокрема спіралеподібні траєкторії (Ishii – *Spiral drawing*, 2020; Kim – *Digitized spiral drawing metrics*, 2025).

Сформувався науковий напрям дослідження когнітивно-моторної взаємодії на основі аналізу цифрових сигналів різної природи.

У сучасних роботах досліджуються окремо:

- електрофізіологічні патерни тремору та можливості його прогнозування за ЕЕГ (Farashi – *Tremor prediction using EEG*, 2023);
- кількісні показники графомоторної активності при ХП та есенціальному треморі (Yu – *Graphomotor functions in PD*, 2017);

- частотно-залежні нейромаркери рухових розладів (Zhang – *Frequency-dependent brain activity*, 2022);
- концепції електрофізіологічного нейрофідбеку при ХП (Ubeda Matzilevich – *Therapeutic electrophysiological neurofeedback*, 2024).

Більшість підходів зосереджені або на мономодальному аналізі ЕЕГ, або на ізольованому дослідженні моторних характеристик і не передбачають інтегрованої програмної обробки мультимодальних сигналів. Оцінювання тяжкості стану переважно базується на клінічних шкалах (Hamzehei – *Predicting UPDRS*, 2023), що створює нестабільність результатів.

Аналіз публікацій показує ряд прогалин:

- недостатня формалізація взаємозв'язків між ЕЕГ та параметрами тремору (переважає паралельний спектральний аналіз без системного використання зсувів і фазових моделей як крос-кореляції);
- відсутність інтегральних метрик структурної організації тремору (використовуються амплітудні та спектральні характеристики, однак не запропоновано узагальненого показника, що відображає ступінь синусоїдальності та фокусованості спектра);
- обмежена деталізація синхронізації мультимодальних сигналів (синхронізація зазвичай реалізується на рівні часових міток без оцінки похибок вирівнювання);
- відсутність програмних архітектур та програмних засобів, що забезпечують відтворюваність експериментів, модульність обчислювальних компонентів та масштабовану обробку мультимодальних даних (архітектурні аспекти програмної реалізації, масштабованість обчислень та можливість розгортання систем аналізу у хмарних середовищах здебільшого не розглядаються).

Існує розрив між накопиченими клінічними спостереженнями та інженерною реалізацією методів і програмних засобів мультимодального аналізу сигналів.

Тому, актуальний і важливим науковим завданням є створення методів та програмних засобів мультимодального аналізу, здатних забезпечити формалізований, синхронізований та відтворюваний аналіз мультимодальних когнітивно-моторних сигналів на основі моделей та програмної архітектури обробки даних. Розв'язання цієї проблеми є критично важливим для побудови автоматизованих програмних систем кількісної оцінки моторних порушень та аналізу когнітивно-моторних взаємодій [1].

Особливого значення набуває створення програмних платформ, що забезпечують інтеграцію мультимодальних сигналів, обробку та масштабовану обчислювальну інфраструктуру аналізу.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами та темами.** Дослідження виконано в межах наукової тематики кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя та узгоджується з напрямками досліджень у сфері обробки складних сигналів, моделювання когнітивно-моторних процесів та створення програмних систем аналізу даних.

На кафедрі з 2019 року проводяться наукові дослідження, присвячені цифровому аналізу мимовільних рухів, дослідженню тремору та інтеграції графомоторних і електроенцефалографічних сигналів. Зокрема, у дисертаційній роботі І. Я. Мудрика (2021 р.) та публікаціях співробітників кафедри Д. М. Михалика та М. Р. Петрика представлено підходи до синхронізованого збору моторних та ЕЕГ-даних, їх цифрової обробки, спектрального аналізу та математичного моделювання когнітивного впливу на траєкторії руху [2].

Тематика дисертації відповідає науковим дослідженням кафедри у галузі інженерії програмного забезпечення для обробки мультимодальних біомедичних сигналів, формалізації діагностично значущих ознак, побудови моделей взаємодії когнітивних і моторних компонентів та розроблення програмних систем аналізу складних даних. Отримані результати узгоджуються з сучасними напрямками обчислювальної нейроінформатики та нейроінженерії, що

передбачають інтеграцію сигналів різної природи та застосування методів їх аналізу.

**Мета і завдання дослідження.** Мета дисертаційного дослідження полягає у розробленні методів та програмних засобів мультимодального аналізу ЕЕГ- та графомоторних сигналів ( $\Delta R$ ), що забезпечують відтворювану програмну обробку та аналіз даних, формалізоване моделювання когнітивно-моторних взаємозв'язків, а також повний цикл обробки мультимодальних сигналів і кількісну оцінку характеристик тремору.

Для досягнення поставленої мети в дисертаційній роботі необхідно розв'язати такі завдання:

1. Проаналізувати сучасні підходи до обробки електроенцефалографічних сигналів і графомоторної активності з позиції методів та програмних засобів для вибору напряму дослідження.

2. Розробити модель мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів на основі інтеграції ЕЕГ-сигналів та графомоторної активності, в якій моторна складова представлена у вигляді показника радіального відхилення  $\Delta R$ , для кількісного аналізу когнітивно-моторних взаємозв'язків.

3. Сформулювати інтегральну спектральну ознаку мультимодального аналізу, що відображає структурованість треморної активності, для підвищення точності кількісної оцінки тремору.

4. Спроекувати та реалізувати модульну програмну архітектуру та програмний фреймворк для обробки мультимодальних сигналів, який забезпечує повний цикл обробки даних (збір, синхронізація, аналіз, візуалізація), орієнтовану на відтворюваність експериментів, трасованість обчислень та масштабованість.

5. Експериментально перевірити ефективність запропонованих методів та програмних засобів на реальних даних і оцінити їх здатність до розрізнення функціональних станів та змін треморної активності.

**Об'єкт і предмет дослідження.** Об'єктом дослідження є процеси проектування, реалізації та застосування програмних систем для обробки та аналізу мультимодальних сигналів у задачах когнітивно-моторного аналізу.

Предметом дослідження є методи та програмні засоби синхронізації, інтеграції та аналізу електроенцефалографічних сигналів і графомоторних даних, а також програмна архітектура систем мультимодальної обробки для кількісного аналізу когнітивно-моторних взаємозв'язків та оцінювання характеристик тремору.

**Наукова новизна одержаних результатів.** Наукова новизна одержаних у дисертаційній роботі результатів полягає в такому:

- вперше запропоновано архітектурний підхід до побудови програмних систем мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів на основі розділення процесів збору, синхронізації, обробки та аналізу даних і реалізований у вигляді програмного фреймворку, що забезпечує відтворюваність експериментів, трасованість обчислень і масштабованість обробки;

- вперше запропоновано модель взаємозв'язку між ЕЕГ-сигналами та графомоторною активністю, в якій використано показник  $\Delta R$  спіралеграфічної траєкторії як узагальнене представлення моторного сигналу та реалізовано аналіз взаємозв'язку між ЕЕГ та  $\Delta R$  на основі крос-кореляційного аналізу з урахуванням часових зсувів, що дозволяє кількісно оцінювати когнітивно-моторну взаємодію;

- вперше запропоновано інтегральну спектральну метрику (індекс синусоїдальності) для кількісної оцінки структурної організації тремору, побудовану на основі спектрального аналізу крос-кореляційних функцій, що характеризує ступінь фокусованості та регулярності осциляцій і забезпечує узагальнене представлення треморної активності;

- набули подальшого розвитку підходи до аналізу графомоторних сигналів на основі використання спіральних траєкторій, радіального відхилення  $\Delta R$  та частотного аналізу, шляхом їх узгодженого застосування в єдиному

обчислювальному процесі, що дозволяє підвищити інформативність оцінювання моторної активності.

– дістали подальший розвиток програмні засоби мультимодального аналізу ЕЕГ та графомоторних даних на основі інтеграції методів синхронізації, спектрального та кореляційного аналізу в єдине програмне середовище, що забезпечує узгоджене виконання обчислювальних процедур та відтворюваність результатів.

**Практичне значення одержаних результатів.** У роботі реалізовано програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, які можуть бути використані при створенні програмних систем аналізу когнітивно-моторних сигналів у задачах аналізу біомедичних сигналів для оцінки тремору на основі синхронізованих даних ЕЕГ та графомоторної активності.

Розроблений програмний фреймворк забезпечує виконання повного циклу обробки мультимодальних даних – від збору та синхронізації до аналізу та візуалізації результатів, є стійким до змін вимог і нових варіантів використання.

У роботі реалізовані методи та програмні засоби, які дозволяють:

– виконувати об'єктивний кількісний аналіз тремору та доповнювати традиційну візуальну оцінку кількісними показниками на основі крос-кореляційної метрики та інтегрального індексу синусоїдальності;

– оцінювати зміни функціонального стану в динаміці (наприклад, у форматі до та після зміни функціонального стану) на основі формалізованих показників  $\Delta R$ , спектральних характеристик та часових зсувів між ЕЕГ і моторною активністю;

– формалізувати когнітивно-моторні взаємозв'язки шляхом аналізу часової структури сигналів, що забезпечує можливість їх автоматизованого аналізу;

– інтегрувати розроблені програмні модулі у телемедичні системи та системи дистанційного моніторингу, де важлива стандартизована та відтворювана оцінка стану;

– забезпечити масштабовану обробку мультимодальних даних завдяки модульній програмній архітектурі з можливістю розгортання у хмарних середовищах та інтеграції з існуючими медичними інформаційними системами.

Запропонована архітектура системи дозволяє розширювати функціональність (додавання нових метрик, ML-модулів, нових типів сенсорів) без зміни базової логіки обробки. Це створює основу для подальшого створення програмних систем, орієнтованих як на дослідницьке використання, так і на практичне застосування.

Результати роботи мають прикладне значення для розробників медичних інформаційних систем, дослідників у галузі аналізу біосигналів та фахівців, що досліджують моторні порушення.

Результати наукової роботи прийняті до впровадження у ТОВ “ФК Вітамін” для застосування програмних засобів аналізу ЕЕГ та графомоторних сигналів з метою підвищення інформативності аналітичних результатів; у Тернопільському національному медичному університет імені І.Я. Горбачевського, на кафедрі медичної фізики діагностичного та лікувального обладнання у процес навчальної дисципліни «Медична фізика з медичною інформатикою та біостатистикою», на кафедрі медичної інформатики у процес навчальної дисципліни «Інформаційні технології у фармації» та «Медична фізика з медичною інформатикою та біостатистикою» (тема: Обробка біосигналів); використано під час виконання науково-дослідної роботи «Інтелектуальні моделі в кібер-фізичних системах медико-біологічних процесів» (№ д.р.0125U000105) у Тернопільському національному медичному університет імені І.Я. Горбачевського.

**Особистий внесок здобувача.** Усі наукові положення, що виносяться на захист, отримані здобувачем особисто.

Здобувачем самостійно сформульовано мету та завдання дослідження, обґрунтовано вибір методів і підходів до обробки та програмної реалізації інформаційної технології аналізу мультимодальних когнітивно-моторних даних.

Особисто здобувачем:

- розроблено формалізовану модель інтеграції ЕЕГ-сигналів та графомоторного показника  $\Delta R$  із використанням крос-кореляційного аналізу з урахуванням часових зсувів [5, 6];
- запропоновано інтегральну спектральну метрику – індекс синусоїдальності – для кількісної оцінки структурної організації тремору [5];
- розроблено методи синхронізації, спектрального та кореляційного аналізу мультимодальних ЕЕГ- та графомоторних даних [7, 3];
- спроектовано та реалізовано модульну архітектуру програмної системи мультимодального аналізу, що охоплює повний цикл обробки, реалізовану у вигляді Python-фреймворку з API-інтерфейсом, що забезпечує відтворюваність експериментів, масштабованість обчислень та можливість розгортання у хмарному середовищі [8, 9, 10];
- проведено експериментальні дослідження на реальних наборах мультимодальних ЕЕГ- та графомоторних даних, виконано їх обробку, статистичний аналіз та інтерпретацію отриманих результатів [1, 2, 3, 4].

У колективних наукових публікаціях здобувачеві належить постановка задачі дослідження, розробка методів та програмної реалізації, обробка і аналіз експериментальних даних та формування основних висновків. Співавторами здійснювалося фахове консультування, допомога в організації експериментів та експертна інтерпретація результатів.

**Апробація результатів дослідження.** Основні результати дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на міжнародних наукових конференціях, зокрема на: The 3rd International Workshop on “Computer Information Technologies in Industry 4.0”; Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice; Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives; Dynamics of Development of Science and Education: Integration and Innovation.

**Публікації.** Основні результати дисертаційного дослідження опубліковано у 10 наукових працях, серед яких: 1 стаття у науковому виданні, що індексується

у міжнародній наукометричній базі Scopus; 5 статей у наукових фахових виданнях України категорії Б; 4 публікації у матеріалах міжнародних наукових конференцій.

**Структура та обсяг дисертації.** Дисертація складається з вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. У роботі подано результати теоретичного аналізу предметної області, формалізації та реалізації методів аналізу мультимодальних когнітивно-моторних сигналів, розроблення програмних засобів та експериментальної перевірки ефективності запропонованих методів і програмних засобів. Загальний обсяг роботи становить 210 сторінок, з них 168 сторінок основного тексту, 54 рисунки, 13 таблиць, 128 джерел, 6 додатків.

# РОЗДІЛ 1

## АНАЛІЗ ВИМОГ ТА ІСНУЮЧИХ ПРОГРАМНИХ СИСТЕМ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ КОГНІТИВНО-МОТОРНИХ СИГНАЛІВ

### 1.1 Аналіз сучасних досліджень у задачах мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів та постановка інженерної задачі

**Предметна область дослідження.** Хвороба Паркінсона (ХП) є однією з найпоширеніших нейродегенеративних патологій у літній популяції [3]. За епідеміологічними даними, близько 1% людей віком понад 60 років мають ХП або споріднені розлади, а демографічні тенденції прогнозують подальше зростання кількості пацієнтів [3], [4], [5], [6]. Захворювання супроводжується прогресуючою втратою дофамінергічних нейронів чорної субстанції та порушенням роботи базальних гангліїв і таламо-кортикальних контурів. Поряд із ХП одним із найпоширеніших рухових розладів є есенціальний тремор (ЕТ) [7].

Одним із провідних моторних симптомів ХП є тремор спокою з характерною частотою 4–6 Гц, що істотно знижує функціональні можливості пацієнтів і якість життя [8]. Поряд із моторними проявами часто спостерігаються когнітивні порушення, пов'язані з дисфункцією кортикальних мереж [9]. Інтенсивність тремору є варіабельною та залежить від емоційного стану, рівня напруги, фізичного навантаження та медикаментозної терапії [10].

У контексті цифрової нейродіагностики тремор розглядається як часовий моторний сигнал. Він має визначені частотно-амплітудні характеристики та потенційно пов'язаний з електрофізіологічними патернами мозку [11]. Це формує інженерну задачу [12] розроблення методів і програмних засобів мультимодального аналізу взаємозв'язку між нейронною активністю та

периферичними моторними проявами на основі синхронізованих ЕЕГ- і графомоторних даних.

**Обмеження клінічної оцінки та потреба у формалізованих метриках.** Сучасні підходи до оцінювання тяжкості ХП у клінічній практиці базуються переважно на суб'єктивних шкалах, таких як Уніфікована шкала оцінки ХП (UPDRS) [13], [14], [15]. Такий підхід характеризується міжекспертною варіативністю та залежністю від контексту обстеження. Це ускладнює порівняння станів пацієнта у динаміці та оцінку ефективності фармакотерапії.

Застосування дофамінергічних препаратів може призводити до клінічно значущого покращення моторної функції. Але відсутність об'єктивних кількісних критеріїв обмежує можливість формалізованого аналізу змін до та після лікування. У літературі підкреслюється потреба у цифрових біомаркерах, здатних відображати динаміку патологічних моторних коливань та супровідні нейрофізіологічні процеси [16].

Неінвазивні технології реєстрації, такі як електроенцефалографія (ЕЕГ) [17] та цифрові графічні планшети для аналізу спіралеподібних рухів [18], [19], створюють передумови для переходу від суб'єктивної оцінки до формалізованого вимірювання. Однак наявні дослідження переважно зосереджені на окремих моторних показниках чи на аналізі електрофізіологічних сигналів. Недостатньо опрацьованими залишаються питання побудови цілісної програмної моделі їх інтеграції, зокрема модульної архітектури збору, синхронізації, обробки, візуалізації та API-доступу до результатів аналізу.

Тому виникає потреба у розробленні відтворюваних методів і програмних засобів мультимодального аналізу, які забезпечують формалізоване виділення моторних та нейрофізіологічних ознак, синхронізацію у спільному часовому базисі, уніфікований програмний інтерфейс доступу до результатів та можливість локального або хмарного розгортання.

**Існуючі підходи до мультимодального аналізу тремору.** Аналіз сучасних публікацій свідчить про зростаючий інтерес до виявлення взаємозв'язку між

електрофізіологічною активністю мозку та моторними проявами тремору. Частина досліджень зосереджена на використанні ЕЕГ як основного джерела ознак для прогнозування або класифікації епізодів тремору. У роботі S. Farashi та співавторів [20] продемонстровано можливість прогнозування епізодів тремору на основі спектральних і часових характеристик ЕЕГ із використанням алгоритму k-найближчих сусідів (KNN). Це забезпечило точність до 73%.

У таких підходах моторна активність зазвичай реєструється за допомогою інерційних або акселерометричних сенсорів, які функціонують як окреме джерело даних відносно ЕЕГ-системи. Мультимодальна інтеграція реалізується на рівні ознак або на етапі класифікації. Але питання узгодження часових шкал, дрейфу міток часу, синхронізації потоків, програмної архітектури збору й обробки даних, а також сервісного доступу до аналітичних модулів через прикладний програмний інтерфейс, як правило, залишаються поза межами детального розгляду.

Основна увага приділяється побудові моделі машинного навчання, а не розробці цілісної інформаційної технології [21].

Комплексний аналіз показника  $\Delta R$  та електроенцефалографічних характеристик формує основу для методів і програмних засобів мультимодального аналізу, орієнтованих на модульну обробку даних, відтворюваність експериментів, масштабованість обчислень і подальшу інтеграцію в локальні або хмарні програмні середовища [13], [15].

Метрики на основі  $\Delta R$  демонструють високу чутливість до малих змін моторного сигналу, що є важливим для задач моніторингу динаміки стану пацієнтів. У низці робіт показано, що зміни показника можуть фіксуватися навіть при незначних відхиленнях від базового стану, що підкреслює потенціал  $\Delta R$  як кількісної метрики моторних порушень.

Інтегрований аналіз графомоторних та ЕЕГ-сигналів дозволяє одночасно відстежувати зміни моторних і електрофізіологічних характеристик у різних

експериментальних станах. Це створює підґрунтя для виявлення взаємозв'язків між кортикальною активністю та моторними проявами тремору [13], [15].

Мультимодальний підхід до оцінки тремору також демонструє підвищення інформативності аналізу при використанні різних типів сенсорних даних. Так, у роботі Szumilas та співавт. показано, що поєднання декількох типів сенсорних сигналів дозволяє покращити характеристику тремору при хворобі Паркінсона [22].

Поєднання графомоторних та електрофізіологічних характеристик дозволяє отримувати кількісні та об'єктивні результати аналізу моторних порушень, що зменшує вплив суб'єктивної оцінки лікаря та міжекспертної варіабельності [23], [24], [25], [26], [27]. Попередні дослідження демонструють, що рівень узгодженості експертів при використанні клінічних шкал оцінки тремору є обмеженим, тоді як показники на основі  $\Delta R$  демонструють стабільну відтворюваність між різними тестуваннями.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із цифровим аналізом графомоторних тестів, таких як спіралеграфія. Роботи демонструють, що параметри траєкторії руху стилуса можуть використовуватися для кількісної оцінки тремору та диференціації типів рухових розладів [18], [19]. У дослідженні N. Y. Yu та колег [28] показано, що пацієнти з ХП характеризуються уповільненням рухів та подовженням фази сповільнення (тобто етапу гальмування траєкторії перед зупинкою або зміною напрямку) під час виконання складних графомоторних завдань.

Більшість таких підходів зосереджуються на аналізі кінематичних параметрів без системної інтеграції з електрофізіологічними сигналами. Графомоторні та ЕЕГ-дані часто аналізуються ізольовано або об'єднуються на рівні статистичних показників без побудови формалізованої моделі їх часової взаємодії.

Мультимодальний підхід до оцінки тремору був продемонстрований у роботі Szumilas та співавт., де поєднання різних типів сенсорних даних

дозволило підвищити інформативність аналізу тремору при хворобі Паркінсона [22].

Останніми роками також зростає інтерес до застосування методів глибокого навчання для аналізу спіралеподібних траєкторій. У роботі Gil-Martin та співавт. [29] запропоновано підхід до виявлення ХП на основі зображень рухових траєкторій із використанням згорткових нейронних мереж. Такі рішення демонструють перспективність автоматизованої класифікації. Але вони орієнтовані переважно на обробку статичних зображень, що обмежує аналіз часової структури руху та його взаємозв'язку з ЕЕГ-патернами. Моделі типу “чорної скриньки” ускладнюють інтерпретацію отриманих результатів.

Підсумовуючи, існуючі підходи можна умовно поділити на три групи:

- аналіз ЕЕГ із використанням інерційних сенсорів;
- цифровий аналіз графомоторних тестів;
- глибоке навчання на зображеннях траєкторій.

Попри отримані результати, більшість досліджень фокусуються на побудові окремих алгоритмів або моделей класифікації. При цьому залишаються недостатньо розробленими питання формалізації моторної метрики, відтвореної синхронізації гетерогенних сигналів, проектування модульної програмної архітектури, реалізації аналітичних модулів у вигляді Python-орієнтованого фреймворку та надання стандартизованого API для інтеграції й розгортання.

**Порівняльний аналіз існуючих програмних платформ аналізу моторних та нейрофізіологічних сигналів.** Сучасні цифрові рішення для аналізу тремору умовно можна поділити на кілька груп: аналітичні онлайн-платформи, клінічні програмні комплекси для реєстрації рухів, мобільні застосунки з використанням вбудованих сенсорів та системи на базі носимих пристроїв із елементами машинного навчання. Більшість із них орієнтовані на реєстрацію акселерометричних або електроміографічних сигналів, тоді як інтеграція електроенцефалографії (ЕЕГ) із моторними даними, модульна

серверна обробка, API-взаємодія та масштабоване розгортання реалізовані обмежено або відсутні.

**Tremoroton.** Платформа Tremoroton це безкоштовний веб-інструмент на базі мови R для оцінювання частоти тремору з використанням акселерометричних та EMG-даних (рис. 1.1). У наукових публікаціях вона згадується як інструмент валідації методів частотної оцінки та спектрального аналізу тремору в клінічних [30]. Архітектурно Tremoroton реалізує модель типу офлайн завантаження, спектральний аналіз і після формування звіту (приклад графіку рис. 1.1).

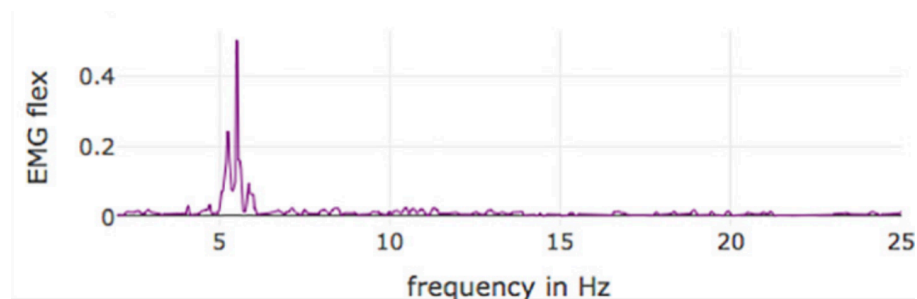


Рис. 1.1 – Приклад спектрального представлення тремору в інтерфейсі Tremoroton із публікації [30]

Перевагою є відкритість та відтворюваність розрахунків. Водночас відсутня підтримка мультимодальної синхронізації сигналів, потокової обробки та інтеграції кортикальної активності (ЕЕГ). Платформа не передбачає розвиненої архітектури обробки кількох часових потоків, модульної розширюваності, сервісної інтеграції через API або розподіленого розгортання аналітичних компонентів.

**СPeak та TRAS.** Одними з перших спеціалізованих програмних засобів для аналізу тремору були системи типу СPeak/TRAS, описані наприкінці 1990-х років [31]. Вони реалізовували спектральний та крос-спектральний аналіз часових рядів тремору та EMG. Водночас ці рішення мали монолітну

архітектуру, були орієнтовані на лабораторні умови та не підтримували мультимодальну інтеграцію ЕЕГ із моторними сигналами. Крос-кореляційні методи використовувались, проте їх клінічна інтерпретація залишалася складною через нестабільність часових характеристик сигналів та відсутність формалізованої сегментації руху. Графічний інтерфейс зображено на рис. 1.2.

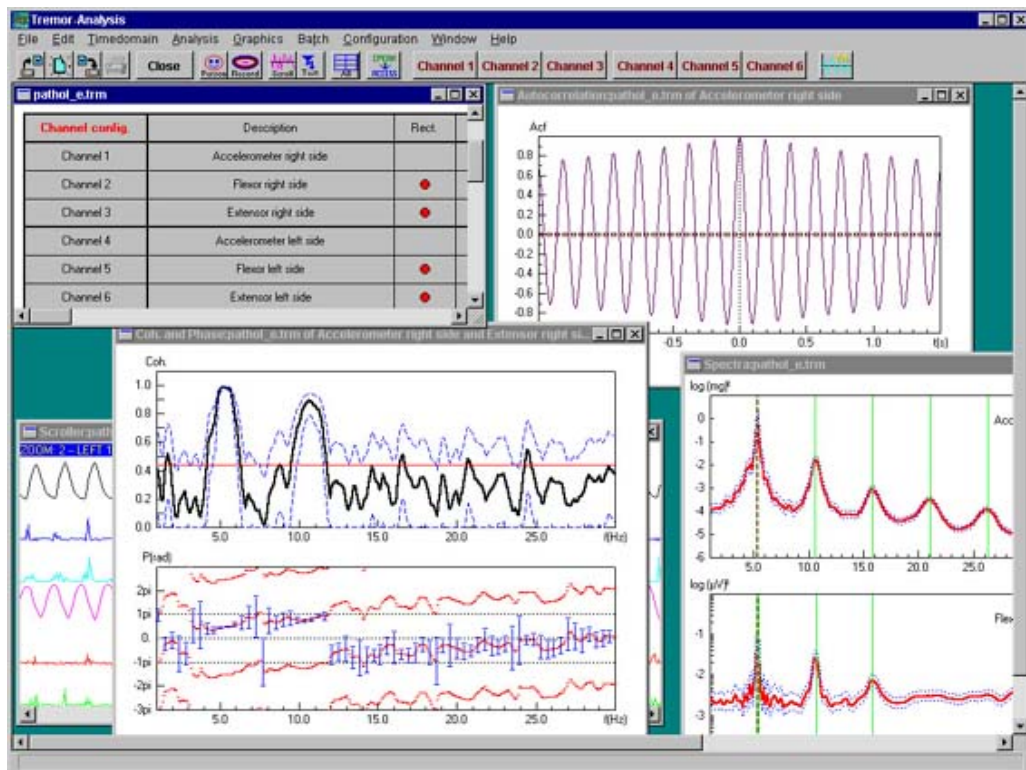


Рис. 1.2 – Приклад графічного інтерфейсу CPeak/TRAS з вебсайту [32]

Сучасні дослідження здебільшого використовують універсальні бібліотеки обробки сигналів (MATLAB, Python), однак не пропонують завершених архітектурних рішень мультимодальних інформаційних систем.

**TremorSoft.** Це мобільний застосунок на платформі Android, призначений для підтримки диференційної діагностики ХП та ЕТ. Застосунок використовує вбудовані 6-осьові інерційні сенсори смартфона або зовнішні Bluetooth-підключені носимі пристрої для реєстрації моторних сигналів. Обробка даних

здійснюється на сервері, де виконується виділення кінематичних ознак у частотній області та застосування моделей машинного навчання для класифікації тремору [33]. Графічний інтерфейс TremorSoft зображено на рис.1.3.

Id	Diagnosis	Method	O_age	Bilaterality	Treatments	Medication	Concomitances	Comorbidities
1	PD	SPECT	62	Yes	Yes	No	No	Yes
2	ET	Clinical	64	No	Yes	No	No	No
3	HS	NA	NA	NA	NA	NA	NA	NA

Рис. 1.3 – Приклад графічного інтерфейсу TremorSoft із публікації [33]

Архітектура системи має розподілений характер і включає мобільний клієнт, серверний REST-інтерфейс, модуль попередньої обробки сигналів, модуль ML-класифікації та компонент зберігання даних. Мобільний застосунок виконує реєстрацію сигналів та передає їх у форматі JSON на сервер, де здійснюється фільтрація, обчислення спектральної щільності потужності та виділення кінематичних характеристик. Після цього ML-модель формує результат класифікації, який повертається на мобільний пристрій (рис. 1.3).

З інженерної точки зору TremorSoft відповідає сучасним підходам до побудови розподілених медичних інформаційних систем із використанням мобільних клієнтів та серверної обробки. Але система працює виключно з периферичними системами та працює виключно з периферичними моторними сигналами і не підтримує мультимодальний аналіз ЕЕГ- та графомоторних даних у межах єдиного програмного конвеєра. Інтеграція електроенцефалографічних даних, часово-просторова синхронізація різнорідних потоків або аналіз кореляційних зв'язків між нейронними та моторними компонентами не реалізовані. Тобто рішення орієнтоване на IoT-моніторинг і ML-класифікацію

моторного тремору, але не охоплює задач мультимодального нейро-моторного аналізу.

**TREMOR12.** Це відкритий мобільний застосунок для кількісної оцінки тремору, що використовує вбудовані сенсори смартфона для реєстрації прискорення та обертальних рухів. У публікаціях зазначено, що застосунок здійснює збір даних акселерометра та гіроскопа з подальшим експортом у форматі CSV для офлайн-аналізу [34], [35]. Основне призначення рішення полягає у стандартизованому отриманні сирих сенсорних даних без складної інтегрованої аналітики на рівні самого застосунку. Графічний інтерфейс TREMOR12 зображено на рис. 1.4.

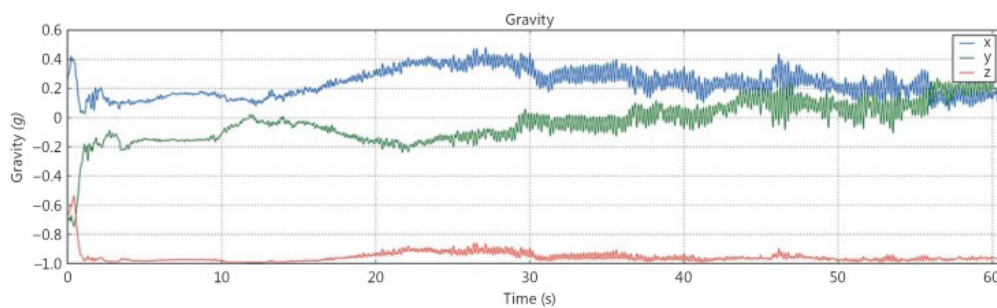


Рис. 1.4 – Приклад графічного інтерфейсу TREMOR12 із публікації [35]

Архітектурно TREMOR12 реалізує модель автономного мобільного клієнта, що виконує функцію реєстрації та збереження даних. Серверна обробка, автоматизована класифікація або інтеграція з хмарною інфраструктурою в базовій реалізації не передбачені. Аналітична обробка сигналів здійснюється поза межами застосунку, що фактично розділяє процес збору та інтелектуального аналізу.

З позиції інженерії програмного забезпечення TREMOR12 є прикладом прикладного інструмента збору біомеханічних даних із мінімальною логікою обробки. У системі відсутні механізми мультимодальної інтеграції, модулі

синхронізації різнорідних потоків, серверні обчислювальні компоненти або замкнений цикл збору, аналізу, інтерпретації та збереження результатів. Рішення відповідає рівню програмного засобу реєстрації даних, але не формує повноцінну інформаційну технологію обробки та аналітики.

**Felix NeuroAI.** Felix NeuroAI Wristband розглядається в сучасних клінічних дослідженнях як цифровий терапевтичний пристрій для пацієнтів з есенціальним тремором [36], [37]. У дослідженні описано застосування носимого пристрою, який здійснює реєстрацію моторної активності та реалізує алгоритмічний механізм нейромодуляції з метою зменшення вираженості тремору. Система позиціонується як неінвазивний цифровий терапевтичний пристрій, орієнтований на клінічне використання.

З архітектурної точки зору рішення є замкненою платформою (із носимим пристроєм) з вбудованими сенсорними модулями та алгоритмічним блоком обробки сигналів. Пристрій функціонує за принципом замкненого циклу: реєстрація моторного сигналу, алгоритмічний аналіз характеристик тремору, формування керуючого впливу та подальша модуляція нейром'язової активності [38]. У публікаціях акцент зроблено на клінічній ефективності та безпечності пристрою, тоді як деталі програмної архітектури, реалізації методів обробки сигналів, синхронізації даних або інфраструктурних компонентів не розкриваються;

Felix NeuroAI є прикладом інтегрованої терапевтичної системи з елементами алгоритмічного аналізу та зворотного зв'язку, однак вона орієнтована передусім на клінічний результат і медичний пристрій як продукт. Платформа не позиціонується як відкрита дослідницька або мультимодальна інформаційна система. Вона не описує механізми інтеграції різнорідних біосигналів (такі як ЕЕГ) та не надає архітектурної специфікації програмного забезпечення. Її основною функцією є цифрова терапія, а не побудова відкритої масштабованої аналітичної інфраструктури з модульними програмними компонентами, API-доступом та можливістю дослідницького розгортання.

Закритих рішення типу «розумних» носимих пристроїв орієнтовані на реалізацію алгоритмічного зворотного зв'язку всередині одного інструменту. Дослідницькі інформаційні системи потребують відкритої модульної архітектури з розділенням шарів збору, синхронізації, аналітики, візуалізації, API-взаємодії та збереження даних. У таких системах аналітичні модулі мають бути придатними до повторного використання у вигляді програмного фреймворку, а обчислювальні компоненти – до локального або хмарного розгортання. Важливим також є можливість масштабування обчислювальних компонентів. Саме архітектурна формалізація та програмна реалізація обробки даних визначає їх як інженерні інформаційні рішення, а не лише цифрові терапевтичні пристрої.

**Невирішені задачі та обмеження програмного забезпечення систем мультимодального аналізу.** Попри активний розвиток методів аналізу ЕЕГ та графомоторних даних, більшість досліджень зосереджуються на окремих алгоритмах або моделях класифікації. При цьому аспекти програмного забезпечення, зокрема інтеграції, синхронізації та забезпечення відтворюваності обробки мультимодальних сигналів, залишаються недостатньо формалізованими на рівні програмних систем.

Однією з ключових проблем при створенні програмного забезпечення є синхронізація гетерогенних часових рядів. ЕЕГ-сигнали та графомоторні траєкторії мають різні частоти дискретизації, різні механізми формування часових міток і різний рівень артефактів. У більшості робіт відповідна функціональність програмних систем обмежується інтеграцією на рівні вже агрегованих ознак, без детального аналізу дрейфу часової шкали, мікросувів та стабільності синхронізації між каналами. Це ускладнює відтворюваність результатів роботи програмного забезпечення, а також порівняння результатів між різними сесіями та реалізаціями.

Є недостатня кількість досліджень, спрямованих на кількісне оцінювання часових затримок між змінами кортикальної активності та периферичними

моторними проявами. Не має комплексного формалізованого аналізу питання про існування стабільного випередження або затримки між ЕЕГ-патернами та параметрами тремору. Відсутність оцінок часових затримок у програмному забезпеченні обмежує можливість інтерпретації мозково-моторної взаємодії та побудови відтворюваних критеріїв порівняння станів до та після терапії.

Ще одним обмеженням є відсутність уніфікованих процедур попередньої обробки даних. Різні дослідження застосовують власні правила фільтрації, ресемплінгу, сегментації та виокремлення ознак. Це унеможлиблює пряме порівняння результатів. Бракує параметризованих і документованих методів обробки, реалізованих у вигляді програмних компонентів, які забезпечують контроль якості даних, журналювання операцій та повторюваність обчислювальних процедур.

З точки зору програмного забезпечення точки більшості наявних рішень мають характер дослідницьких прототипів або монолітних реалізацій, орієнтованих на локальний аналіз даних. Питання модульності, масштабованості, конфігураційної адаптації сценаріїв обробки, реалізації аналітичних модулів у вигляді повторно використовуваного Python-фреймворку, API-орієнтованої інтеграції та розгортання в хмарній інфраструктурі залишаються поза межами більшості публікацій, що ускладнює проектування, розвиток і тестування таких систем як повноцінного програмного забезпечення.

Незважаючи на активний розвиток систем нейрофідбеку та неінвазивних методів нейровізуалізації, зокрема fNIRS, більшість рішень залишаються орієнтованими на контрольовані лабораторні умови та мають характер експериментальних прототипів [39], [40]. Питання інтеграції таких систем із реальними моторними задачами, забезпечення стабільного збору даних у динамічному середовищі та побудови масштабованої програмної інфраструктури, орієнтованої на відтворюваність результатів та повторюваність обчислювальних експериментів, залишаються відкритими.

З позицій інженерії програмного забезпечення це вказує на недостатню формалізацію архітектурних підходів до розробки мультимодальних систем збору й обробки нейрофізіологічних сигналів на всіх етапах життєвого циклу програмного забезпечення (проектування, реалізація, тестування та супровід) поза межами лабораторного сценарію.

Сукупність наведених обмежень формує необхідність розроблення програмного рішення, яке забезпечить: синхронний аналіз ЕЕГ та графомоторних сигналів у єдиній часовій шкалі; формалізоване оцінювання часових зсувів між каналами; стандартизовану попередню обробку даних; модульну архітектуру, придатну до масштабування та відтворення експериментів; АРІ-доступ до функцій аналізу; можливість локального та хмарного розгортання.

Незважаючи на перспективність мультимодального підходу, задачі диференціації та класифікації моторних патернів на основі інтегрованих  $\Delta R$ -ЕЕГ ознак залишаються недостатньо дослідженими. Зокрема, потребує розвитку використання інтерпретованих спектральних, кореляційних та фазових показників для формування стабільних інженерних ознак, які можуть застосовуватися як у формалізованих методах, так і в моделях машинного навчання [22].

Важливою невирішеною задачею є інтеграція аналізу моторних та електрофізіологічних сигналів у межах єдиної інформаційної технології, що забезпечує синхронізацію потоків даних, стандартизовану попередню обробку даних та відтворюваність результатів обчислювальних експериментів у програмному середовищі.

Окремою проблемою залишається відсутність програмних платформ, які б забезпечували комплексний конвеєр збору, синхронізації, обробки, аналітики та сервісного надання результатів мультимодального аналізу з підтримкою масштабованої обробки, повторюваності експериментів контрольованого виконання обчислювальних сценаріїв та їх тестування, і гнучкого розгортання.

## 1.2 Характеристики когнітивних та моторних сигналів як джерел даних для програмного аналізу

Тремор проявляється як ритмічні (квазіперіодичні) коливання руху, що відображаються у часових і частотних характеристиках моторного сигналу; типовими є діапазони 4–6 Гц (паркінсонічний) та 4–10 Гц (есенціальний).

Мозкові сигнали, що відображають електричну активність нейронних ансамблів, досліджуються за допомогою електроенцефалографії (ЕЕГ). Мозкова активність у тета- (4–8 Гц), альфа- (8–13 Гц) та бета-діапазонах (13–30 Гц) є ключовими показниками стану моторної та премоторної кори, таламо-кортикальних петель та мозочка. У пацієнтів із тремором при хворобі Паркінсона зафіксовано:

- підвищення потужності тета-ритму;
- зниження потужності альфа-ритму;
- зростання когерентності між симетричними ділянками кори під час тремору.

З позицій програмної інженерії ЕЕГ та графомоторні дані розглядаються як потокові часові ряди з різними частотами дискретизації, що потребують уніфікованого програмного представлення, параметризовані попередньої обробки даних та модульної обробки в межах єдиного програмного конвеєра. Для ЕЕГ типовими є артефакти руху, міогенні та окулографічні завади, тоді як для графомоторики – пропуски точок, нерівномірність кроку дискретизації, мікропауза стилуса та варіації сили натискання. Це створює необхідність процедур контролю якості, фільтрації, обробки та синхронізації потоків даних у спільному часі перед обчисленням інтегрованих показників.

Наведені зміни інтерпретуються як прояви гіперзбудження моторних контурів та порушення нейронної синхронізації, що узгоджується з припущенням про зв'язок ЕЕГ-патернів із характеристиками тремору. Оцінювання можливого часового зсуву між кортикальною активністю та

моторним виходом потребує коректної синхронізації мультимодальних потоків, оскільки різні частоти дискретизації та артефакти можуть спотворювати оцінку затримок.

Одночасний аналіз графомоторних характеристик (траєкторія руху стилуса) та когнітивних сигналів (ЕЕГ) забезпечує комплексну оцінку моторно-когнітивних взаємозв'язків, що є важливим для побудови автоматизованих методів кількісної оцінки та диференціації рухових розладів.

Тремор є поширеним, але його кількісна оцінка та діагностика на ранніх стадіях часто спираються на суб'єктивні клінічні шкали [20]. Це створює потребу в об'єктивних цифрових показниках [41], отриманих із сенсорних даних, та у програмній технології, що забезпечує відтворюваний збір, обробку і порівняння результатів між сесіями та пацієнтами.

Протягом останніх двох десятиліть розвиток технологій відстеження рухів та електроенцефалографії (ЕЕГ) відкрив нові можливості для кількісної оцінки тремору [28], [42] (див. також [43], [44]). Високоточні графічні планшети, носимі сенсори та портативні системи ЕЕГ дають змогу реєструвати точні траєкторії руху руки, силу натискання стилуса, частоту й амплітуду тремору, а також одночасні патерни кортикальної активності. Така конвергенція забезпечує мультимодальний підхід, що поєднує аналіз моторного виходу з моніторингом активності мозку в межах єдиного експериментального протоколу та узгодженого набору даних.

Попередні дослідження показали, що графомоторний аналіз із використанням так званого індексу  $\Delta R$  – радіального відхилення фактичної траєкторії від еталонної спіралі [45], [46] – може слугувати надійним кількісним маркером моторної нестабільності. Частотний аналіз  $\Delta R$  дає ідентифікувати характерні спектральні піки, що відповідають типовим діапазнам тремору: 4–6 Гц для паркінсонічного тремору спокою [20], 6–10 Гц для есенціального тремору [28] тоді як для атипичних або вторинних форм тремору (включаючи

постенцефалітичні та окремі екстрапірамідні варіанти) можливі відмінні, зокрема нижчі частотні компоненти [16], [43].

У практичних даних можливі відхилення від “типових” частотних діапазонів через індивідуальні особливості пацієнтів, умови виконання проби та вплив артефактів. Тому для коректного аналізу необхідні стандартизовані процедури фільтрації, сегментації та оцінювання спектральних характеристик.

Але аналіз лише моторного сигналу не дає змоги повною мірою відобразити нейрофізіологічний контекст тремору. Тремор є наслідком складної взаємодії кори головного мозку, підкоркових структур, мозочка та периферичної нервової системи [47]. Виявлення просторово-часових патернів кортикальної активності, що передують треморним епізодам або супроводжують їх, забезпечує суттєво глибше розуміння його патофізіології.

Для аналізу взаємозв'язків між кортикальними та моторними проявами застосовують методи часової та частотно-часової залежності, які потребують уніфікації часових міток, ресемплінгу, коректної побудови вікон аналізу та програмної реалізації у вигляді відтворюваних модулів обробки.

**Джерела когнітивно-моторних сигналів у системах аналізу тремору. ЕЕГ-сигнали.** У задачах аналізу тремору ЕЕГ використовується як джерело високочасових даних про кортикальні процеси. Приклад опису формату і структури ЕЕГ-даних наведено у Додатку А. Запис, як правило, здійснюється за системою 10–20 із акцентом на центральні та фронтальні відведення, релевантні моторним функціям. Перед подальшим аналізом виконують фільтрацію та усунення артефактів, а також виділення стандартних частотних діапазонів, що забезпечує порівнюваність ознак між сесіями.

Для подальшої інтеграції в інформаційну технологію важливими є не лише самі ЕЕГ-показники, а й формат представлення даних, часові мітки, параметри каналів і можливість програмного доступу до записів у стандартизованому вигляді.

ЕЕГ фіксує електричну активність кори мозку та відображає когнітивні й сенсомоторні процеси. Аналіз частотних діапазонів (дельта, тета, альфа, бета, гама) використовується для формування спектральних та зв'язних ознак, релевантних до оцінювання моторного контролю при паркінсонізмі. Результати наведені у табл. 1.1. отримані здобувачем та частково опубліковані у праці [48].

Таблиця 1.1 – Ключові ЕЕГ-показники, що використовуються для ідентифікації тремору

Показник	Короткий опис	Аналітичне значення
Потужність у тета- і бета-діапазонах	Аналіз спектра в частотах 4–8 Гц і 13–30 Гц	Відображає активацію моторних зон за тремору
Показники когерентності	Синхронність сигналів між кортикальними ділянками	Порушення міжпівкульної взаємодії в разі патології
Середнє фазове зсування (PLI)	Вимірювання стабільності фазових зв'язків	Зниження узгодженості активності за тремору
Функціональна зв'язаність	Виявлення топології нейронних мереж	Маркер дисфункції кортико-таламо-церебелярних контурів
Ритмічність сигналу в спокої	Частотна стабільність активності в умовах відсутності руху	Диференціація між есенційним та паркінсонічним тремором

Результати у таблиці 1.1. сформовані здобувачем на підставі [49], [50], [51], [52], [53].

Когнітивно-моторні сигнали відображають взаємодію між центральною нервовою системою та опорно-руховим апаратом людини. В контексті нейродегенеративних захворювань, таких як хвороба Паркінсона, есенціальний або церебелярний тремор, ці сигнали відображають порушення регуляції зворотних зв'язків у нейронних мережах мозку. Основними проявами таких розладів є неконтрольовані коливальні рухи (тремор), зміна частоти моторної активності та зниження когерентності між зонами кори головного мозку.

**Когерентність ЕЕГ-сигналів.** Функціональний зв'язок між ділянками мозку оцінюють через когерентність:

$$\text{Coh}(f) = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_{xx}(f) S_{yy}(f)}, \quad (1.1)$$

де  $S_{xy}(f)$  – крос-спектральна щільність потужності між сигналами  $x$  і  $y$ ,  
 $S_{xx}(f), S_{yy}(f)$  – спектральні щільності потужності відповідних сигналів [54], [55], [56], [57].

Підвищені значення когерентності згідно з (1.1) у бета-діапазоні (13–30Гц) використовуються як ознаки функціональної зв'язаності мозкових структур та застосовуються для порівняння різних станів або класифікації ЕЕГ-записів.

Для оцінки загального рівня кортикальної синхронізації використовують індекс глобальної когерентності – середнє значення когерентності між усіма парами ЕЕГ-електродів у заданому частотному діапазоні. Підвищені значення цього показника можуть свідчити про посилену синхронізацію нейронної активності, що спостерігається, зокрема, при деяких патологічних станах центральної нервової системи [58].

На рис. 1.5 та 1.6 зображене обладнання для зняття ЕЕГ-сигналів.



Рис. 1.5 – Шолом електроенцефалографа

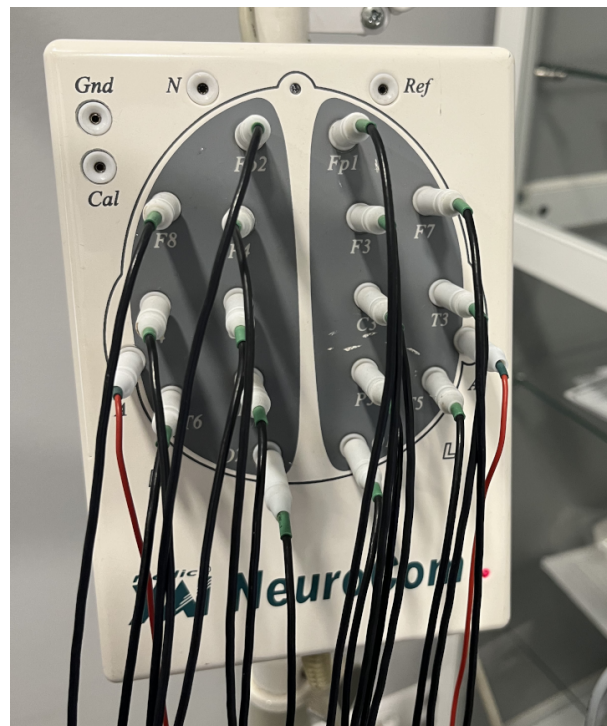


Рис. 1.6 – Система електродів для реєстрації ЕЕГ-сигналів у заданій області КГМ [59]

**Графомоторні сигнали.** Графомоторні сигнали, отримані під час малювання або письма за допомогою графічного планшета (рис. 1.7).

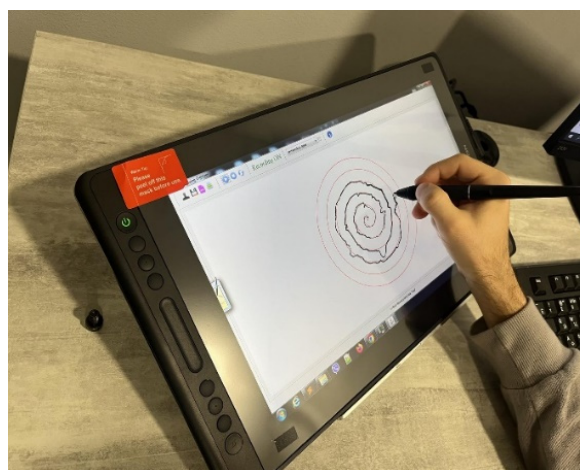


Рис. 1.7 – Графічний планшет

Сигнали відображають кінематичні особливості руху – амплітуду, частоту, швидкість, прискорення, варіативність кута, а також ритмічність тремору.

Первинними змінними є часові мітки  $t$ , координати  $x, y$ , тиск  $p$  та, за наявності, параметри нахилу стилуса. Це дозволяє обчислювати похідні характеристики (швидкість, прискорення, кутові зміни) у стандартизованому вигляді. Типовими тестами є малювання спіралей або ліній (рис. 1.8), які дають кількісну оцінку ступеня моторної фрагментації та стабільність рухів.

Метод побудови спіралі Архімеда приведено в додатку Б.

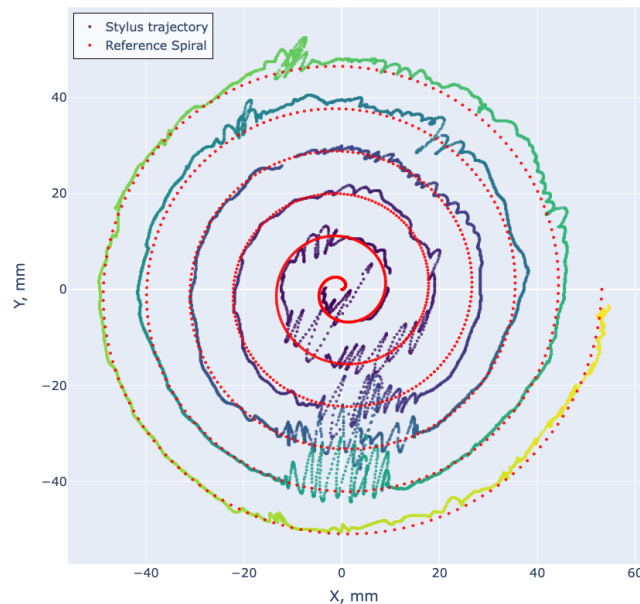


Рис. 1.8 – Ідеальна спіраль Архімеда та фактична траєкторія руху стилуса, отримана під час виконання графомоторного завдання пацієнтом із хворобою Паркінсона на графічному планшеті Huion Kamvas Pro 16

Таблиця 1.2 – Графічні параметри рухової активності, що використовуються для виявлення тремору

Параметр	Характеристика	Значення
Дискретність траєкторії	Наявність сегментованого або ламаного руху	Ознака переривчастості моторної команди за тремору
Кутове прискорення	Частота та амплітуда змін напрямку під час руху	Відображає мікроколивання, характерні для патологічного тремору
Варіативність швидкості	Коливання лінійної швидкості під час виконання завдання	Свідчить про знижену моторну стабільність
Рівномірність контурів	Ступінь наближення до ідеальної геометричної форми	Зменшується за патологічних треморів
Час виконання рухової проби	Загальна тривалість дії від початку до завершення	Подовжується через мимовільні корекції та коливання

Графічні параметри рухових активностей наведені у таблиці 1.2 отримані здобувачем на підставі [60], [61], [62], [63], [64] та частково опубліковані у праці [48].

**Мультимодальне представлення когнітивно-моторних даних.** Інтеграція ЕЕГ та графомоторних даних забезпечує двосторонній погляд на феномен тремору та створює основу для побудови єдиного програмного представлення мультимодальних даних, придатного для синхронізації, аналітики, візуалізації та подальшої API-інтеграції.

Формування мультимодальних даних може базуватися на інтеграції сигналів, отриманих як із локальних джерел, так і з розподілених сенсорних систем (зокрема в рамках підходів Internet of Things, IoT).

Результати аналізу наведені у таблиці 1.3 отримані здобувачем та частково висвітлені у праці [48].

Таблиця 1.3 – Переваги мультимодального аналізу тремору в інформаційній технології (ЕЕГ та графомоторні показники)

Комбінація параметрів	Інформаційний внесок	Приклад застосування
Потужність ЕЕГ у бета-діапазоні та дискретність траєкторії	Відображає підвищену збудливість моторної кори та моторну фрагментацію	Виявлення тремору на ранніх етапах хвороби Паркінсона
Когерентність між півкулями та варіативність швидкості	Виявляє асиметрію моторної координації та нестабільність темпу	Диференціація есенційного тремору від церебелярного
Функціональна зв'язаність та кутове прискорення	Відображає порушення кортико-церебелярних петель	Моніторинг ефективності глибокої стимуляції мозку
Індекс фазового зсуву (PLI) та час виконання проби	Визначає ступінь фазової синхронізації та моторної повільності	Оцінювання когнітивно-моторної регуляції за змішаних форм тремору
Ритмічність ЕЕГ та рівномірність контурів	Визначає стабільність нейромоторної генерації	Кількісне оцінювання динаміки зміни функціонального стану

Результати наведені у таблиці 1.3 сформовані здобувачем на підставі [49], [51], [52], [53], [60], [62], [65], [66].

### 1.3 Програмно-апаратні засоби збору мультимодальних когнітивно-моторних даних

Сучасні програмно-апаратні платформи забезпечують реєстрацію нейрофізіологічних та моторних сигналів у вигляді синхронізованих часових рядів, придатних для побудови відтворюваних програмних конвеєрів обробки, реалізації аналітичних модулів у межах Python-фреймворку та подальшого API-доступу до результатів.

ЕЕГ-комплекси (наприклад, NEUROCOM, EnoBio [67]) забезпечують багатоканальну реєстрацію кортикальної активності з частотою дискретизації, як

правило, 250–500 Гц, що є достатнім для аналізу динаміки ритмів та короткочасних змін під час рухових проб. Для мультимодальних досліджень критичними є підтримка цифрового експорту даних (формати/SDK), апаратні або програмні тригери подій та можливість синхронізації з зовнішніми потоками.

Програмні засоби аналізу ЕЕГ (наприклад, `osl-ephys` [68], [69], `MNE-Python` [70], [71], `EEGLAB` [72], [73], `BrainFlow` [74], [75]) надають типові модулі фільтрації, очищення артефактів, спектрального аналізу та розрахунку показників зв'язаності, що спрощує відтворювану побудову експериментальних конвеєрів обробки даних і створює основу для реалізації власних модулів аналізу в межах розширюваного програмного фреймворку [76].

Графічні планшети (`Wacom`, `Huion`, `XP-Pen`) забезпечують реєстрацію первинних графомоторних змінних: координат  $x, y$ , тиску  $p$ , параметрів нахилу та часових міток із частотою 130–220 Гц (залежно від моделі та драйверів). На їх основі обчислюють похідні кінематичні характеристики (швидкість, прискорення, кутові зміни) та інтегральні метрики, зокрема  $\Delta R$ .

Для інтеграції апаратної частини застосовують програмні інтерфейси та бібліотеки (`JPen`, `WinTab API`, `Lab Streaming Layer (LSL)`), які забезпечують збирання даних у реальному часі та узгодження потоків у спільному часовому базисі (`timestamps`, маркери/тригери подій), що є критичним для подальшого кореляційного аналізу. Такі фреймворки забезпечують передобробку, фільтрацію й візуалізацію даних, що створює передумови для потокової обробки, побудови модульних програмних систем, виділення окремих сервісів аналізу та їх подальшого розгортання як локально, так і в хмарному середовищі.

Високоточні графічні планшети – один із ефективних інструментів для об'єктивного аналізу тремору. У проведених дослідженнях використовувалася модель `Huion KAMVAS Pro 16` – частота опитування 220–250 Гц, висока точність та наявність екрана. Висока частота опитування є критично важливою для точного аналізу тремору, бо дозволяє виділити його характерні частоти.

Пристрій реєструє:

- координати стилуса  $x, y$ ;
- тиск  $p$ ;
- параметри нахилу;
- часові мітки (timestamp) кожної точки траєкторії, що є необхідним для синхронізації з ЕЕГ та оцінювання затримок/латентностей.

Окрім графічних планшетів, у літературі розглядаються альтернативні та комплементарні джерела моторних даних для кількісної оцінки тремору, зокрема інерціальні сенсори. Зокрема, McGurrin та співавт. валідували метод оцінювання тремору на основі акселерометричних даних, показавши його високу кореляцію з клінічними шкалами [77]. Дослідження Kim та співавт. продемонструвало, що повторне виконання спіральних графомоторних завдань може відображати ефекти моторного навчання у пацієнтів з есенціальним тремором [78], а робота Roth та співавт. виявила істотний вплив напрямку виконання завдання (за або проти годинникової стрілки) на кінематичні характеристики руху [79]. Сукупно ці результати підкреслюють важливість урахування типу сенсора та параметрів експериментального протоколу при проєктуванні програмно-апаратних систем реєстрації та інтерпретації тремору.

Програмно-апаратні засоби збору мультимодальних когнітивно-моторних даних у сучасних системах можуть реалізовуватися як у локальній конфігурації, так і з використанням підходів Internet of Things (IoT), що передбачають інтеграцію сенсорних пристроїв у єдине інформаційне середовище. У таких системах ЕЕГ-пристрої, графічні планшети та носимі сенсори виступають джерелами сигналів, які можуть передаватися для подальшої обробки у централізовані або хмарні обчислювальні системи.

У межах даного дослідження розглядається локальна конфігурація збору даних для двох модальностей – ЕЕГ та графомоторних сигналів. Водночас використання IoT-підходів визначається як перспективний напрям розширення систем збору мультимодальних даних.

Вимоги до інженерної інтеграції джерел даних:

- наявність доступу до сирих часових міток та маркерів подій;
- документований формат експорту (CSV/EDF/JSON) або SDK/API;
- можливість синхронізації потоків (hardware trigger / software marker / Lab Streaming Layer);
- контроль пропусків, дрейфу та джитеру часових міток;
- уніфікована схема метаданих експерименту (стан, сесія, умови, параметри фільтрації);
- відтворюваний конвеєр попередньої обробки даних як частина програмної системи;
- можливість виклику аналітичних процедур через стандартизований API;
- придатність компонентів обробки до контейнеризованого або хмарного розгортання.

**Методи частотного, кореляційного та часово-просторового аналізу мультимодальних сигналів.** Частотний аналіз є базовим інструментом обробки сигналів тремору та електроенцефалографічних даних і використовується для виділення домінантних осциляцій, що мають діагностичне значення (наведено у Додатку В). У практичних інформаційних системах аналізу когнітивно-моторних сигналів застосовуються такі методи:

- швидке перетворення Фур'є (FFT) – для обчислення глобального частотного спектра сигналів тремору та ЕЕГ (типові піки 4–6 Гц для паркінсонічного та 8–10 Гц для есенціального тремору);
- Вейвлет-аналіз – для локалізованого часово-частотного аналізу нестационарних компонентів сигналу та виявлення короткочасних епізодів тремору;
- перетворення Гільберта – для оцінювання миттєвих амплітудно-фазових характеристик осциляцій у вибраних частотних діапазонах.

Для підвищення інформативності ознак у задачах автоматизованого аналізу ЕЕГ застосовуються нелінійні характеристики, зокрема ентропійні показники у

поєднанні з вейвлет-перетвореннями, продемонстрували високу інформативність у задачах автоматизованої діагностики неврологічних станів [80].

У роботі [81] запропоновано інформаційну систему підтримки прийняття рішень для діагностики хвороби Паркінсона, що базується на поєднанні FAWT-перетворення та ентропійних ознак ЕЕГ, що підтверджує ефективність інтеграції спектральних і нелінійних характеристик у програмних діагностичних рішеннях.

Зміни складності ЕЕГ-сигналів у пацієнтів із хворобою Паркінсона, оцінені за допомогою approximate entropy, відображають порушення нейродинаміки та корелюють зі ступенем захворювання, що робить ці показники придатними як кількісні ознаки для класифікації станів пацієнта [82].

Окрім класичних спектральних характеристик, для аналізу ЕЕГ при хворобі Паркінсона застосовуються статистики вищих порядків, які дозволяють виявляти нелінійні та нефазові закономірності у сигналах мозкової активності, недоступні для лінійних методів аналізу [83].

У низці досліджень було проаналізовано кореляційні залежності між електроенцефалографічними (ЕЕГ) сигналами та моторною активністю під час письма, зокрема при виконанні серійних проб із написанням окремих символів. Так, у роботі Rupasov та ін. (2012) досліджено часові крос-кореляційні властивості між 64-канальним ЕЕГ та EMG м'язів кисті під час написання літери; встановлено короткочасні ЕЕГ–ЕЕГ кореляції (до ~100 мс) та значно слабші ЕЕГ–EMG зв'язки, що інтерпретується як наслідок спінальної обробки моторних команд [84]. Зазначені підходи були спрямовані на виявлення функціональних зв'язків між корковими зонами та руховою активністю у здорових випробуваних і не стосувалися аналізу тремору при хворобі Паркінсона; також у цих роботах не використовувався інтегральний показник типу  $\Delta R$  як узагальнена характеристика моторного порушення.

Одним із перспективних методів дослідження таких взаємозв'язків є крос-кореляційний аналіз. Крос-кореляція визначає міру подібності між двома

сигналами як функцію часової затримки. Вона допомагає кількісно оцінювати часові затримки між змінами нейронної активності та відповідним моторним виходом. У цій дисертації  $\Delta R$  використовується як моторний маркер, тоді як канали ЕЕГ забезпечують часово-розділену інформацію щодо кортикальних процесів.

У мультимодальних методах аналізу застосовуються такі кореляційні та фазові методи:

- крос-кореляційна функція (CCF) – вимірює ступінь синхронізації між ЕЕГ-сигналами;
- когерентність і фазова синхронізація (PLI, PLV) – визначають стабільність фазового зсуву між сигналами різної природи;
- коваріаційний аналіз – дає змогу побачити, як зміни у моторних параметрах (амплітуда, швидкість, кут) пов'язані з ритмічною активністю мозкових ділянок.

Застосування комбінованого частотно-кореляційного підходу дозволяє не лише кількісно оцінювати порушення моторного контролю, а й виявляти часово-узгоджені нейромеханізми, що лежать в основі тремору. Це формує основу для побудови інтерпретованих моделей аналізу та класифікації тремору в прикладних інформаційних системах, де аналітичні процедури можуть бути реалізовані як окремі модулі програмного фреймворку та використовуватися через прикладний програмний інтерфейс.

**Аналіз існуючих програмних засобів обробки та аналізу мультимодальних сигналів.** Сучасні програмні засоби аналізу нейрофізіологічних і моторних сигналів розвиваються у напрямі мультимодальної інтеграції, модульної сервісної архітектури та відокремлення аналітичних компонентів у повторно використовуваних програмних модулях. У клінічних і прикладних дослідженнях активно застосовуються такі класи інформаційних систем і програмних підходів:

- системи комп'ютерної нейродіагностики (NeuroGuide, EEGLAB, OpenBCI), що реалізують методи спектрального аналізу, когерентності та функціональної зв'язаності;
- мобільні та телемедичні програмні рішення з графічними тестами для дистанційного моніторингу стану пацієнтів із хворобою Паркінсона;
- підходи на основі методів штучного інтелекту (ML/AI) до автоматичної класифікації тремору, які використовують нейромережеві архітектури для аналізу багатоканальних ЕЕГ-даних;
- гібридні програмні моделі ЕЕГ–графомоторного аналізу, що поєднують класичні методи цифрової обробки сигналів і машинне навчання з метою підвищення точності діагностики.

Прикладом прикладної реалізації цифрових технологій є система, запропонована Lin та співавт., яка поєднує аналіз рухових параметрів для диференціації есенціального тремору та хвороби Паркінсона [85]. Аналогічно, використання мобільних цифрових пер забезпечує можливість кількісної оцінки тремору поза лабораторними умовами, що було продемонстровано у роботі Zajki-Zechmeister та співавт [86].

Аналіз існуючих рішень виявляє низку системних обмежень, зокрема відсутність стандартизованих процедур реєстрації та калібрування, складність синхронізації мультимодальних потоків даних, неоднорідність форматів зберігання, відсутність стандартизованих програмних інтерфейсів для інтеграції аналітичних модулів та обмежену придатність багатьох рішень до масштабованого розгортання.

На відміну від багатьох ML-підходів до класифікації тремору, які зазвичай потребують великих навчальних вибірок, є чутливими до варіацій підготовки даних та часто недостатньо прозорими для клінічної інтерпретації [87], [88], запропонований у даній роботі підхід орієнтований на інтерпретовані візуальні та числові ознаки, а також на їх програмну реалізацію в межах модульного Python-орієнтованого фреймворку з можливістю API-виклику окремих

аналітичних процедур SI [76], [89], [90]. Це дає баланс між об'єктивністю, відтворюваністю та зручністю клінічного трактування, а також дозволяє використовувати SI як самостійну ознаку або як ознаку для машинного навчання [46], [91], [92], [93].

Сучасні підходи до автоматичної діагностики ХП активно використовують глибокі нейронні мережі для аналізу ЕЕГ-сигналів, зокрема згорткові архітектури [94]. Більшість таких рішень зосереджені на мономодальних даних і не враховують синхронізовану моторну активність пацієнта, що обмежує їхню інформативність у задачах комплексної оцінки тремору.

Сучасні підходи до збору біомедичних сигналів все частіше базуються на концепції Internet of Things (IoT), що передбачає інтеграцію сенсорних пристроїв, мережевих протоколів та хмарних сервісів для обробки даних у реальному часі.

Систематичний огляд сучасних методів виявлення неврологічних порушень за ЕЕГ-сигналами [95] підтверджує широке застосування машинного навчання, глибоких нейронних мереж і нелінійних ознак. Але існує обмеженість більшості підходів у контексті інтеграції моторних і когнітивних сигналів. Це обґрунтовує доцільність розробки методів і програмних засобів, орієнтованих на мультимодальний, синхронізований та інтерпретований аналіз тремору, реалізованих у вигляді модульної програмної системи з підтримкою локального та хмарного розгортання.

#### **1.4 Узагальнення обмежень існуючих підходів та формування вимог до програмної системи**

Аналіз сучасних публікацій показує, що:

- більшість існуючих програмних засобів орієнтовані на мономодальні дані, що обмежує чутливість до початкових проявів тремору та знижує інформативність аналізу;

- відсутня уніфікована архітектурна та програмна методика інтеграції ЕЕГ і графомоторних сигналів із коректною часовою синхронізацією;
- бракує стандартизованих форматів представлення даних, єдиного програмного представлення аналітичних процедур та API-орієнтованих механізмів інтеграції у прикладні інформаційні системи;
- наявні апаратні та методологічні бар'єри, пов'язані з різною частотою дискретизації, шумовими спотвореннями, складністю фазового й часового вирівнювання сигналів та вимогами до масштабованого розгортання аналітичних компонентів.

У цій роботі поставлено завдання та сформовано вимоги до розроблення методів і програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів у вигляді програмної системи:

- синхронізований збір, узгодження та обробку ЕЕГ- і графомоторних даних;
- частотний, кореляційний і часовий аналіз мультимодальних сигналів;
- формування інтерпретованих ознак і моделей у вигляді програмно реалізованих компонентів для оцінювання моторного стану;
- модульну програмну реалізацію аналітичних компонентів у межах Python-фреймворку із визначеними інтерфейсами взаємодії;
- доступ до функцій аналізу через API для інтеграції із зовнішніми системами;
- можливість локального або хмарного розгортання з урахуванням вимог до масштабованості та обчислювальної ефективності.

## **1.5 Висновки до першого розділу**

У розділі 1 виконано аналіз предметної області та систематизовано сучасні методи та програмні засоби обробки когнітивних і моторних сигналів у задачах кількісної оцінки тремору. Показано, що сучасні дослідження підтверджують

перспективність мультимодального підходу, який поєднує графомоторні показники (траєкторія стилуса,  $\Delta R$  та його спектральні характеристики) з електрофізіологічними ознаками ЕЕГ (спектральна потужність, показники когерентності та фазової синхронізації) для формування інформативних цифрових індикаторів.

Встановлено, що ключовими інженерними обмеженнями існуючих рішень є моноmodalність багатьох систем, відсутність уніфікованих методик часової синхронізації ЕЕГ і графомоторних потоків, неоднорідність форматів даних та дефіцит відкритих валідаційних баз. Окремо підкреслено проблему відтвореного оцінювання часових зсувів між кортикальною активністю та моторним виходом, що потребує спеціалізованих процедур контролю якості, ресемплінгу, вирівнювання часових міток і стандартизації вікон аналізу.

Проаналізовано апаратно-програмні засоби реєстрації ЕЕГ і графомоторики та визначено вимоги до програмної технології: підтримка цифрового експорту даних і тригерів подій, можливість синхронізації потоків у спільному часовому базисі, а також модульна побудова відтвореного конвеєру попередніх обробки даних та екстракції ознак, придатного до реалізації у вигляді програмного фреймворку та інтеграції через API. Узагальнено базові методи аналізу сигналів (FFT, вейвлет-аналіз, перетворення Гільберта, ентропійні та статистики вищих порядків) і показано доцільність використання кореляційних та фазових метрик (CCF, coherence) у задачах оцінювання мозково-моторної взаємодії.

Узагальнюючи результати аналізу сучасних досліджень, можна зробити висновок, що інтегрований аналіз графомоторних та ЕЕГ-сигналів є перспективним підходом для кількісної оцінки когнітивно-моторної взаємодії. Показник  $\Delta R$  та електрофізіологічні характеристики мозкової активності можуть використовуватися як інформативні метрики для аналізу моторних порушень.

Але існуючі дослідження переважно зосереджені на окремих аспектах аналізу сигналів і не забезпечують комплексної програмної інтеграції

мультимодальних даних у межах єдиної модульної архітектури, що поєднує збір, синхронізацію, аналітику, візуалізацію та програмний доступ до результатів. Це зумовлює необхідність розроблення програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, що забезпечує синхронізацію даних, стандартизовану попередню обробку даних та масштабовану обробку сигналів.

На основі проведеного огляду сформульовано постановку задачі дисертаційного дослідження: розроблення методів та програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, які забезпечують синхронізований збір і попередню обробку даних ЕЕГ та графомоторних даних, реалізацію частотно-кореляційного аналізу з побудовою інтерпретованих моделей взаємодії, модульну реалізацію аналітичних компонентів у межах Python-фреймворку, їх використання через API та оптимізацію обчислень для потокової або хмарної обробки.

## РОЗДІЛ 2

### МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ТА МЕТОДИ АНАЛІЗУ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ СИГНАЛІВ ТА ДАНИХ

Аналіз існуючих підходів показав, що обробка мультимодальних сигналів потребує не лише застосування окремих методів, а їх узгодженого та формалізованого представлення в межах єдиного процесу обробки. Такий підхід є необхідним для забезпечення відтворюваності результатів і коректної інтеграції окремих етапів аналізу.

У зв'язку з цим подальший розгляд зосереджено на побудові математичних моделей сигналів та алгоритмів їх обчислення, які виступають основою для реалізації програмних модулів та організації обчислювального процесу мультимодального аналізу.

#### **2.1 Формалізація показника $\Delta R$ як метрики аналізу графомоторної активності**

У задачах цифрового аналізу графомоторних траєкторій одним із базових підходів є оцінювання радіального відхилення фактичного руху від референтної спіралі. У роботах Мудрика та співавторів цей показник формалізовано у вигляді метрики  $\Delta R$  як різниці між фактичним та модельним радіусами траєкторії [2]. У даній роботі  $\Delta R$  використовується як базовий часовий ряд для подальшої обробки, спектрального аналізу, синхронізації з ЕЕГ та формування ознак.

Метрика  $\Delta R$  описує радіальне відхилення фактичної траєкторії руху стилуса від референтної (модельної) траєкторії спіралі та використовується як основа для подальшого частотного, кореляційного та міжмодального аналізу [10], [16], [48], [58], [96], [97].

Аналогічні підходи до аналізу радіального відхилення спіралі використовуються у низці досліджень цифрового аналізу почерку та

спіралеграфічних тестів при треморі, де такі показники описуються як radial error або spiral deviation.

Реєстрована графомоторна траєкторія задається дискретною послідовністю точок

$$(x_i, y_i, t_i, p_i), i = \overline{1, N}, \quad (2.1)$$

де  $x_i, y_i$  – координати стилуса на площині планшета;

$t_i$  – часові мітки;

$p_i$  – тиск пера;

$N$  – загальна кількість зареєстрованих подій.

Для спрощення аналізу траєкторію переводять у полярну систему координат відносно центра спіралі згідно:

$$r_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}, \varphi_i = \arctan \frac{y_i}{x_i}. \quad (2.2)$$

Такий перехід дозволяє декомпозувати рух на кутову (довільну) та радіальну (коливальну) компоненти й звести задачу до аналізу одновимірного сигналу радіальних відхилень.

Референтну траєкторію спіралі  $R^{ref}(\varphi)$  формують одним із двох способів:

– аналітично, як спіраль Архімеда з параметрами, оціненими за геометрією траєкторії (див. у додатку В.1);

– або шляхом параметричного згладжування фактичної траєкторії (апроксимації довільної компоненти руху).

Фактичний радіус у кожній точці визначається як:

$$R_i^{fact} = r_i, \quad (2.3)$$

а референтний радіус – як

$$R_i^{ref} = R^{ref}(\varphi_i). \quad (2.4)$$

Тоді часовий ряд радіальних відхилень, з урахуванням (2.3) та (2.4), визначається як:

$$\Delta R_i = R_i^{fact} - R_i^{ref}, i = 1, \bar{N}. \quad (2.5)$$

Сигнал  $\Delta R_i$  згідно (2.5) розглядається як одновимірний часовий ряд, придатний для спектрального, кореляційного та ознакового аналізу. Для агрегованої кількісної оцінки амплітуди тремору на всій траєкторії використовується середньоквадратичне радіальне відхилення:

$$\Delta R_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\Delta R_i)^2}. \quad (2.6)$$

де  $\Delta R_i$  – часовий ряд, що відображає мікрофлуктуації руху;

$\Delta R_{RMS}$  – скалярна метрика загальної виразності тремору.

Емпіричні дослідження цифрового почерку та графомоторних траєкторій із використанням методів злиття ознак і послідовнісного аналізу підтверджують високу чутливість таких показників до моторних порушень, що обґрунтовує застосування спіралеграфічних тестів у кількісній оцінці тремору [98].

Реєстрація графомоторних даних у даному дослідженні здійснювалася за допомогою графічного планшета Huion Kamvas Pro 16 із частотою опитування до 250 Гц та фіксацією координат, часових міток і тиску стилуса. У межах програмної реалізації ці дані розглядаються як первинний потік подій, що після нормалізації часової шкали та попередньої обробки перетворюється у стандартизоване представлення для подальшого аналізу.

У процесі практичної реалізації виявлено низку інженерних особливостей, пов'язаних із роботою бібліотек введення перо-пристроїв JPen/Wintab і драйверного шару операційної системи:

- появу кластерів повторних координат з однаковими часовими мітками, що потребує дедуплікації або маркування подій;
- нерівномірність часових інтервалів між послідовними відліками.

Зазначені особливості враховано на етапі попередньої обробки даних шляхом нормалізації часових міток і, за потреби, приведення сигналу  $\Delta R(t)$  до рівномірної часової сітки, що забезпечує числову стабільність спектрального та кореляційного аналізу.

Для ідентифікації тремору у подальших розділах використовується частотний аналіз сигналу  $\Delta R(t)$  із застосуванням швидкого перетворення Фур'є. З огляду на відомі частотні характеристики паркінсонічного тремору, основну увагу приділено діапазону 4–6 Гц, що дозволяє обмежити спектральний простір аналізу та зменшити обчислювальну складність без втрати інформативності [99].

Формалізація  $\Delta R$  дозволяє звести аналіз двовимірної графомоторної траєкторії до обробки одновимірного часового ряду. Це спрощує подальшу програмну реалізацію модулів частотного, кореляційного та міжмодального аналізу, а також забезпечує уніфіковане подання даних для інтеграції в програмний конвеєр обробки.

Сигнал  $\Delta R(t)$  розглядається не лише як показник амплітуди тремору, а як базовий часовий ряд для формування ознакового простору, що включає амплітудні, частотні та часово-синхронізаційні характеристики та використовується в подальших моделях аналізу моторних порушень.

## 2.2 Методи частотного та просторово-часового аналізу моторних сигналів

Для кількісного аналізу мультимодальних сигналів у даній роботі застосовано методи частотного та просторово-часового аналізу, орієнтовані на виділення регулярних осциляцій, оцінювання міжсигнальних залежностей та формування числових ознак для подальшого використання у програмних модулях аналізу і класифікації.”

**Частотний аналіз сигналу  $\Delta R$ .** Базовим моторним сигналом для частотного аналізу є часовий ряд радіальних відхилень  $\Delta R(t)$ , отриманий відповідно до методики, описаної в підрозділі 2.1. Для переходу від часової області до частотної використовується швидке перетворення Фур’є (FFT), яке дозволяє оцінити спектральний розподіл енергії моторних осциляцій.

Спектральна декомпозиція  $\Delta R(t)$  формує ознаки:

- домінантна частота тремору (положення основного спектрального піку);
- амплітуда осциляцій у домінантному діапазоні;
- показники регулярності коливань (відношення енергії пікової компоненти до сумарної спектральної енергії).

З огляду на відомі характеристики паркінсонічного тремору, основну увагу зосереджено на частотному діапазоні 4–6 Гц [99]. Таке обмеження спектрального простору дозволяє зменшити обчислювальну складність аналізу та підвищити стійкість виділених ознак до шумів і міжіндивідуальних варіацій сигналу.

**Частотна декомпозиція ЕЕГ.** Для аналізу електроенцефалографічних даних застосовано стандартну діапазонну декомпозицію ЕЕГ-сигналів на частотні смуги:  $\delta$  (0.5–4 Гц),  $\theta$  (4–8 Гц),  $\alpha$  (8–13 Гц),  $\beta$  (13–30 Гц),  $\gamma$  (30–40 Гц).

Частотний аналіз виконується для окремих ЕЕГ-каналів із подальшим обчисленням смугової потужності та агрегованих ознак по вибраних відведеннях. Такий підхід забезпечує уніфіковане ознакове подання ЕЕГ для подальшої синхронізації з моторним сигналом  $\Delta R$  і інтеграції в програмний

конвеєр аналізу. Для кожної частотної смуги обчислюється спектральна потужність, що використовується як числова характеристика активності відповідних кортикальних ритмів.

**Просторово-часові характеристики ЕЕГ під час тремору.** Окрім частотного аналізу окремих каналів, розглядаються просторово-часові ефекти в ЕЕГ, пов'язані з епізодами тремору. До просторово-часових характеристик, що використовуються в роботі як програмно обчислювані ознаки, належать:

- смугова спектральна потужність окремих каналів;
- показники міжканальної зв'язності;
- часові зсуви, визначені за максимумами крос-кореляційних функцій між ЕЕГ та  $\Delta R$ .

З точки зору програмних засобів ці характеристики розглядаються як просторово-часові ознаки, що доповнюють частотні параметри сигналу  $\Delta R(t)$  і формують основу для подальшого кореляційного та синхронізаційного аналізу, описаного в підрозділі 2.3.

Методи частотного та просторово-часового аналізу забезпечують перехід від сирих часових сигналів до компактного набору числових ознак, придатних для міжмодальної інтеграції, інтерпретованої оцінки тремору та побудови моделей класифікації моторних порушень.

### **2.3 Моделі синхронізації та кореляційного аналізу мультимодальних сигналів ЕЕГ– $\Delta R$**

Аналіз лише моторного сигналу  $\Delta R(t)$  не дає змоги виявити повну структуру міжмодальних залежностей, тому задача формулюється як синхронізована обробка двох часових потоків – моторного сигналу  $\Delta R(t)$  та багатоканального ЕЕГ – з метою виявлення часових, частотних і просторових зв'язків між ними. Тому виявлення просторово-часових патернів мозкової активності, які передують або супроводжують моторні прояви, є принципово

важливим для інтерпретації механізмів тремору та обґрунтування об'єктивних біомаркерів.

З точки зору програмних засобів задача міжмодального аналізу формулюється як синхронізована обробка двох часових потоків – моторного сигналу  $\Delta R(t)$  та багатоканального ЕЕГ – з метою виявлення часових, частотних і просторових залежностей між кортикальною активністю та моторною реалізацією тремору.

Теоретичним підґрунтям для аналізу синхронізації виступають підходи до оцінювання когерентності як частотно-залежної міри функціонального зв'язку між сигналами [100]. У межах даної роботи це використано для побудови методів оцінювання зв'язності між ЕЕГ-каналами та їх взаємодії з моторним часовим рядом  $\Delta R$ .

У рамках запропонованої моделі міжмодальної взаємодії сформовано набір показників, що використовуються як числові ознаки:

- крос-кореляційні функції між  $\Delta R$  та ЕЕГ-каналами для оцінки сили зв'язку і визначення часового зсуву максимуму;
- локальні та агреговані показники зв'язності між ЕЕГ-каналами;
- часовий зсув максимуму крос-кореляції як оцінка часової впорядкованості міжмодальної взаємодії.

Синхронізаційно-кореляційний метод дозволяє не лише підтверджувати наявність зв'язку, а й відтворювати послідовність подій від нейродинаміки до моторної реалізації, що є ключовим для інтерпретації біомаркерів тремору.

Комбінування ЕЕГ з моторними та інерціальними сигналами вже успішно застосовується у суміжних задачах – для виявлення втомі, що підтверджує доцільність мультимодальної інтеграції [101].

**Детальний опис методу обчислення індексу синусоїдальності (SI).** Індекс синусоїдальності (SI) розглядається як метрика структурованості міжмодальної взаємодії, що формалізує синхронність ЕЕГ– $\Delta R$  у вигляді

числового показника, придатного для автоматизованого аналізу, класифікації та інтеграції в програмні системи.

**Передумови та ідея метрики.** Індекс синусоїдальності (Sinusoidality Index, SI) розроблено для кількісної оцінки того, наскільки коливання треморної компоненти  $\Delta R(t)$  узгоджені з кортикальною активністю в діапазоні патологічного тремору (3–7 Гц).

Метрика базується на припущенні, що для сигналів із вираженою регулярною осциляторною компонентою крос-кореляційна функція між  $\Delta R(t)$  та ЕЕГ має квазіперіодичну структуру, а її спектр характеризується підвищеною концентрацією енергії у вузькому частотному діапазоні.”

SI вимірює ступінь синусоїдальності й енергетичної концентрації крос-кореляційної функції між моторним та нейрофізіологічним сигналами.

**Вхідні сигнали.** Метод працює з двома часовими рядами:

- $\Delta R(t)$  – радіальне відхилення від ідеальної спіралі (мікрофлуктуації тремору) (формується відповідно до методики, описаної у статтях і в дисертації);
- $e_i(t)$  – ЕЕГ сигнал  $i$ -го каналу (який попередньо очищений від артефактів, пропущений через смуговий фільтр 1–30 Гц, нормалізований).

Сигнали синхронізовані за часовими мітками (описано в розділі про синхронізацію планшета та ЕЕГ).

**Формування крос-кореляційної залежності між сигналами.** Для кожного каналу ЕЕГ обчислюється:

$$XCorr_{\Delta R, e_i}(\tau) \quad (2.7)$$

в межах часових зсувів  $\pm T$  (у роботі використано  $T = -0.6$  до  $0.2$  с), де  $\tau$  – зсув між сигналами.

Значення  $T$  в діапазоні  $[-0.6, 0.2]$  обрано як компроміс між покриттям кількох періодів тремору ( $\approx 4$ – $6$  Гц) та обмеженням впливу нестационарності.

Особливості реалізації:

1. Сигнали попередньо нормалізуються до нульового середнього та одиничної дисперсії.

2. Використовується крос-кореляційна функція для попередньо стандартизованих сигналів:

$$XCorr(\tau) = \frac{1}{N} \sum_t \Delta R(t) e_i(t + \tau) \quad (2.8)$$

3. Функція  $XCorr(\tau)$  інтерпретується як квазі-періодичний осцилятор, що відображає часову структуру взаємодії між  $\Delta R$  та ЕЕГ [102], [103].

**Перетворення  $XCorr$  у частотну область.** Крос-кореляційний сигнал переводиться у спектральне представлення:

$$S_i(f) = | \mathcal{F}\{XCorr_{\Delta R, e_i}(\tau)\} | \quad (2.9)$$

де  $\mathcal{F}$  – ДПФ (FFT);

$S_i(f)$  – амплітудний спектр.

Саме спектр крос-кореляції, а не сирих  $\Delta R$  чи ЕЕГ, дає змогу оцінити синхронну треморну активність, а не просто тремор або ЕЕГ окремо.

Стабільний негативний часовий зсув (ЕЕГ до  $\Delta R$ ) що інтерпретується як часово впорядкований зв'язок між кортикальною активністю та моторною реалізацією тремору.

**Виділення треморного діапазону 3–7 Гц.** В даній роботі вибрано піддіапазон  $f \in [3,7]$  Гц оскільки пік паркінсонічного тремору знаходиться 4–6 Гц, а додаткове розширення на 3–7 Гц компенсує можливі індивідуальні відхилення, розширення спектра при вираженому треморі та враховує можливий шум моторного запису та ЕЕГ.

**Обчислення нормалізованої спектральної ентропії.** У межах діапазону 3–7 Гц формується нормалізований розподіл:

$$p_k = \frac{S_i(f_k)}{\sum_{f_j \in [3,7]} S_i(f_j)} \quad (2.10)$$

Потім визначається спектральна ентропія:

$$H_{3-7}(i) = -\sum_k p_k \log p_k \quad (2.11)$$

та її нормалізація:

$$H_{3-7}^{norm} = \frac{H_{3-7}}{\log M} \quad (2.12)$$

де  $M$  – кількість спектральних бінів у 3–7 Гц.

При  $H$ , що наближено до 0 – енергія зосереджена в одній частоті, форма синусоїди. Якщо  $H$  наближено до 1 – розподіл рівномірний, шумоподібний.

**Визначення SI для одного ЕЕГ-каналу.** Обчислюється:

$$SI_i = 1 - H_{3-7}^{norm} \quad (2.13)$$

Якщо  $SI$  наближується до 1, то крос-кореляційна функція майже синусоїдна, що вказує на сильну когерентність між  $\Delta R$  та ЕЕГ у треморній зоні. Якщо  $SI$  прямує до 0, то спектр ентропійний, тобто синхронізації немає.

**Глобальний індекс SI для пацієнта.** Оскільки локальна моторна активність не завжди рівномірно представлена на всіх ділянках кори, глобальний індекс усереднюється:

$$SI_{avg} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^N SI_i \quad (2.14)$$

де  $K$  – кількість ЕЕГ-каналів.

Що можемо трактувати як:

- високий SI вказує на чітку треморну синхронізацію моторного та кортикального сигналів,

- низький SI вказує на відсутність регулярної взаємодії.

Переваги метрики SI:

- характеризує структурованість міжмодальної взаємодії, а не лише окремі властивості одного сигналу;

- мало залежить від абсолютного масштабу амплітуд після нормалізації;

- поєднує часову та частотну інформацію в одному показнику;

- придатна для використання як інтерпретована ознака в методах аналізу та класифікації.

SI є інтегральною ознакою синусоїдальності та спектральної впорядкованості крос-кореляційної функції, тому може використовуватися як інтерпретований параметр у задачах аналізу, моніторингу станів і класифікації мультимодальних сигналів. Метод обчислення SI зображено на рис. 2.1.

Інтегрований аналіз  $\Delta R$  та ЕЕГ у межах запропонованого підходу використовується для виявлення змін у часових, спектральних та кореляційних характеристиках мультимодальних сигналів між різними станами спостереження. У межах розділу 2 цей підхід розглядається як основа формування ознак, тоді як його експериментальна перевірка та порівняльний аналіз станів наведені у розділі 4.

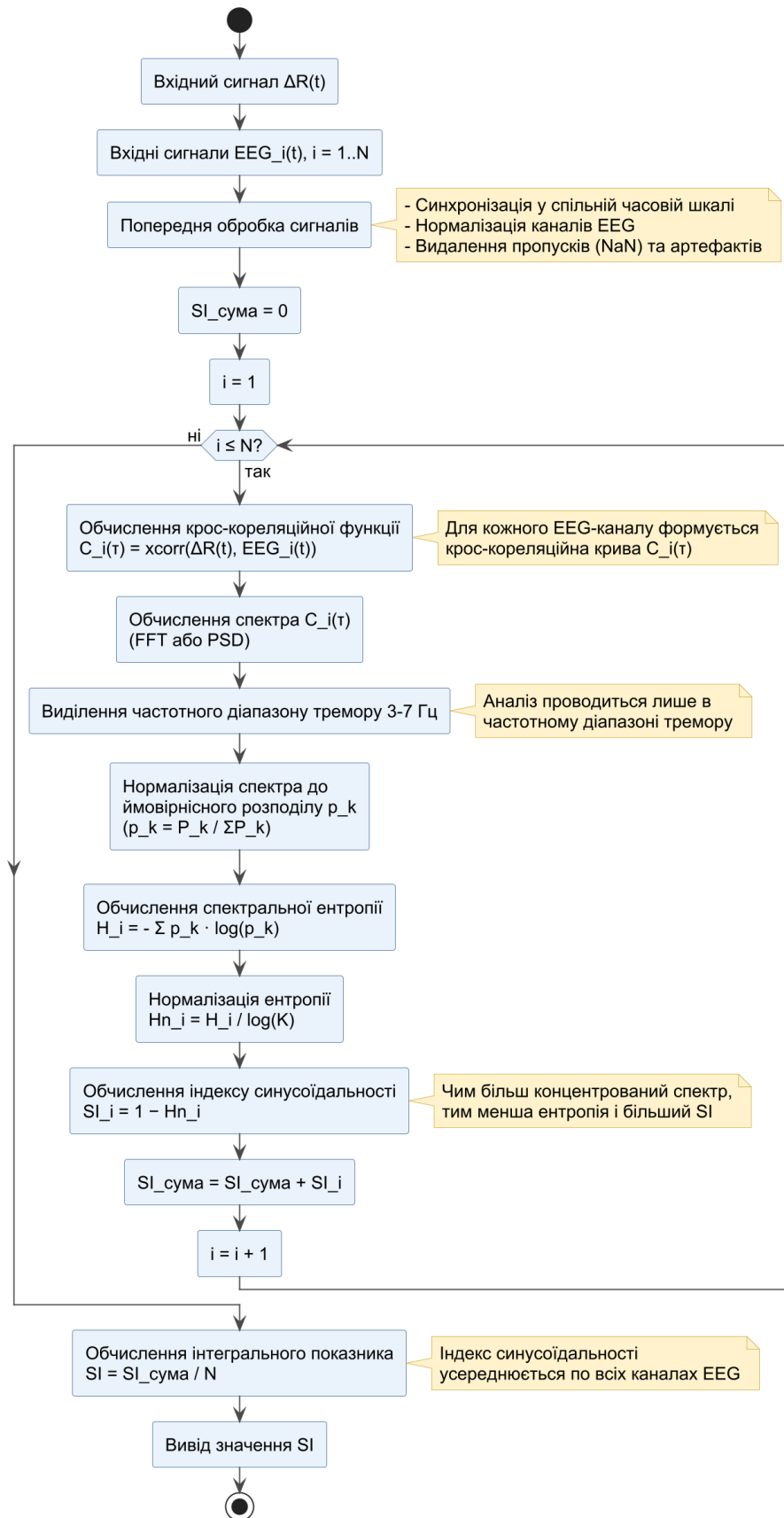


Рис. 2.1 – Діаграма діяльності обчислення індексу синусоїдальності (SI)

**Інтегрований аналіз  $\Delta R$  та ЕЕГ.** Комплексний аналіз когнітивно-моторних сигналів потребує синхронізованої реєстрації графомоторної активності та сигналів ЕЕГ. Для цього використовуються програмні модулі, що забезпечують:

- точну часову синхронізацію різнорідних сигналів;
- можливість паралельного аналізу моторних та нейросигналів у межах мультимодальної програмної моделі.

У межах дисертаційного дослідження ці функції реалізовано у вигляді програмного фреймворку мультимодального аналізу сигналів, який включає модулі збору даних, синхронізації часових рядів, попередньої обробки та аналізу.

Перед обчисленням взаємозв'язків усі канали ЕЕГ нормалізуються за максимальною абсолютною амплітудою для уніфікації масштабів сигналів та підвищення стабільності методів аналізу. Некоректні значення (NaN/Inf) видаляються для уникнення артефактів під час обчислення кореляційних функцій [96].

**Кроскореляційний аналіз.** Для оцінки взаємозв'язку між параметром  $\Delta R$  і сигналами ЕЕГ застосовується кроскореляційна функція.

Кроскореляційний аналіз дозволяє:

- оцінити силу статистичного зв'язку між когнітивними та моторними сигналами;
- визначити часову затримку, за якої взаємозв'язок між сигналами є максимальним;
- проаналізувати часову залежність між змінами нейросигналів і параметрами моторної траєкторії.

Такий підхід дозволяє дослідити динамічні взаємозв'язки між моторною активністю та електрофізіологічними процесами.

**Інтегрований підхід до аналізу мультимодальних сигналів.** Поєднання аналізу  $\Delta R$  і ЕЕГ створює основу для формування цифрових індикаторів стану сигналів, що дозволяють:

- кількісно оцінювати параметри моторних коливань;
- аналізувати зміну сигналів у різних експериментальних станах;
- виконувати класифікацію типів моторних сигналів на основі мультимодальних ознак [42].

У різних експериментальних умовах спостерігаються зміни параметра  $\Delta R$ , що відображає варіацію інтенсивності моторних коливань. Менші значення  $\Delta R$  відповідають зменшенню амплітуди моторних відхилень [104].

Вплив зовнішніх факторів на параметри  $\Delta R$  та ЕЕГ. Зміни параметра  $\Delta R$  можуть істотно варіювати залежно від особливостей структури сигналів та умов експерименту. Для деяких підмножин даних спостерігається значне зменшення амплітуди моторних коливань, тоді як в інших випадках ці зміни є менш вираженими [99].

Зовнішні регуляторні фактори впливають не лише на амплітудні характеристики сигналів, але й на їх спектральну структуру. Зокрема, у низці досліджень описано зміну домінантної частоти моторних коливань і зниження регулярності осциляцій [105].

Паралельно з цим у сигналах ЕЕГ спостерігаються зміни характеристик функціонального зв'язку між каналами. Зокрема, в деяких експериментальних станах відзначається підвищена когерентність у бета-діапазоні (13–30 Гц), особливо між моторними та фронтальними ділянками кори [106].

Зміна стану системи може призводити до десинхронізації нейрональної активності, що проявляється зменшенням когерентності у бета-діапазоні, переважно в його нижній частині (13–20 Гц). Топографічний аналіз показує, що до зміни умов експерименту підвищена когерентність має централізовано-фронтальний розподіл, тоді як після зміни стану цей патерн наближається до типового розподілу [107], [108].

Одним з інформативних показників є індекс глобальної когерентності (ІГК), який характеризує загальний рівень синхронізації між каналами ЕЕГ. Для деяких наборів даних ІГК у бета-діапазоні перевищує типовий рівень, тоді як після зміни умов спостерігається його зменшення [109].

**Взаємозв'язок між  $\Delta R$  та ЕЕГ.** Важливою складовою аналізу є дослідження взаємозв'язку між змінами параметра  $\Delta R$  і електрофізіологічними показниками. У низці досліджень показано позитивний зв'язок між змінами  $\Delta R$  і варіаціями когерентності у бета-діапазоні між моторними та фронтальними ділянками кори.

Часовий аналіз демонструє, що максимальна кореляція між змінами бета-синхронізації та параметром  $\Delta R$  спостерігається при часовому зсуві близько 200–300 мс, причому зміни у ЕЕГ-патернах можуть передувати змінам моторних сигналів [110], [111].

Сила кореляційного зв'язку між  $\Delta R$  і електрофізіологічними показниками залежить від структури сигналів. Для підмножини даних із вираженою осциляторною компонентою спостерігається найбільша кореляційна узгодженість, тоді як для сигналів із переважанням неосциляторних компонентів кореляція є помірною [112], [113].

Окрему групу становлять сценарії, у яких під впливом зовнішніх факторів не спостерігається статистично значущих змін ні параметра  $\Delta R$ , ні показників когерентності ЕЕГ. Такі випадки характеризуються відмінною структурою часово-частотних патернів і потребують окремої інтерпретації в межах запропонованих програмних засобів. Їх виявлення є важливим для задач автоматизованої класифікації мультимодальних сигналів та адаптації методів обробки [114].

Запропонований підхід реалізовано у вигляді програмного фреймворку мультимодального аналізу сигналів, що підтримує модульну архітектуру обробки, АРІ взаємодії з зовнішніми системами та можливість масштабованого розгортання в хмарному середовищі.

## 2.4 Формування інформативних ознак для класифікації мультимодальних сигналів

На основі проведених експериментальних досліджень та аналізу наукових публікацій сформовано ознаковий простір для подальшої класифікації, який включає моторні, ЕЕГ-ознаки та міжмодальні ознаки, що обчислюються уніфіковано в межах спільного програмного конвеєра. Ознаки підібрано з урахуванням їх інтерпретованості, відтворюваності обчислення та придатності до інтеграції в моделі аналізу моторних порушень.

**Моторні ознаки ( $\Delta R$ ).** Амплітудні характеристики тремору:  $\Delta R_{RMS}$  як базова скалярна оцінка амплітуди моторних осциляцій; за необхідності доповнюється робастними статистиками (медіана, квантили) для підвищення стійкості до шумів та локальних артефактів.

Спектральні характеристики: домінантна частота тремору (положення основного піку FFT) та індекс регулярності, що визначається як відношення енергії у піковій частотній смузі до сумарної енергії спектра. Ці показники є інваріантними до тривалості запису за умови фіксованого вікна аналізу.

Супровідні кінематичні характеристики: зміщення  $\Delta R$  та варіативність швидкості руху, що відображають нестабільність виконання спіралеграфічного завдання.

**Нейрофізіологічні/мережеві ознаки (ЕЕГ).** Смугова спектральна потужність (band power): спектральна потужність у діапазонах  $\theta$ ,  $\alpha$  та  $\beta$  у релевантних відведеннях (C3/C4/Cz, F3/F4/Fz, O1/O2), які беруть участь у процесах моторного контролю.

Показники міжканальної зв'язності: когерентність між окремими парами каналів (наприклад C3–F3 у  $\beta$ -діапазоні) та індекс глобальної когерентності, особливо у  $\theta$ -діапазоні, як маркери просторової синхронізації кортикальної активності.

Міжмодальні часові характеристики: часовий зсув максимуму крос-кореляції між ЕЕГ до  $\Delta R$  як числова оцінка часової впорядкованості взаємодії між кортикальною активністю та моторним сигналом.

Індекс синусоїдальності (SI): локальні значення  $SI_i$  та агрегований показник  $SI_{avg}$  як інтегральна ознака структурованості та регулярності міжмодальної синхронізації ЕЕГ– $\Delta R$  у треморному діапазоні.

**Формування ознакового вектора.** Для побудови вхідного вектора класифікації ознаки обчислюються у фіксованих часових вікнах або на всій траєкторії для скалярних метрик, після чого виконуються агрегування та нормалізація. Такий підхід забезпечує відтворюваність обчислень, сумісність між модулями аналізу та подальше використання через внутрішні програмні інтерфейси й API.

Емпірично встановлено, що комбінування моторних ознак ( $\Delta R_{RMS}$ , індекс регулярності), нейрофізіологічних характеристик ЕЕГ ( $\theta$ -потужність, показники зв'язності) та міжмодальних часових параметрів (часовий зсув, SI) підвищує інформативність класифікації та порівняльного аналізу станів порівняно з мономодальними підходами. Сучасні підходи до інженерії ознак ЕЕГ, зокрема патерн-орієнтовані та інтерпретовані моделі, підтверджують ефективність інтерпретованих ознак для аналізу когнітивних сигналів [115].

Сформований набір ознак використовується не лише для аналітичної інтерпретації сигналів, але і як вхід для моделей машинного навчання, що дозволяє формалізувати задачу класифікації функціональних станів у вигляді задачі supervised learning.

## 2.5 Обґрунтування вибору методів та обчислювальних підходів

Вибір методів та підходів у даній роботі зумовлений необхідністю поєднання числової стійкості, інтерпретованості результатів та можливості

практичної реалізації у вигляді програмних засобах аналізу й класифікації тремору.

Показник  $\Delta R$  обрано як базовий моторний індикатор, оскільки він безпосередньо відображає моторну нестабільність у двовимірному графомоторному завданні та добре масштабується на різні типи рухових протоколів (спіраль, лінійні штрихи). Формалізація  $\Delta R$  і його спектральний аналіз забезпечують числово стійкі метрики амплітуди, домінантної частоти та регулярності коливань, які є валідними для подальшої клінічної інтерпретації та програмної обробки.

Для аналізу часово-частотних характеристик тремору використано швидке перетворення Фур'є, оскільки для паркінсонічного тремору характерний вузький спектральний пік у діапазоні 4–6 Гц [99]. Такий підхід дозволяє ефективно обмежити спектральний простір аналізу та зменшити обчислювальну складність. Подальший аналіз міжмодальних часових зсувів між ЕЕГ та  $\Delta R$  дає змогу оцінити часову впорядкованість подій та підсилити діагностичну специфічність програмної моделі.

Включення показників когнітивно-мережевої динаміки ЕЕГ зумовлене спостережуваним зростанням міжканальної синхронізації під час тремору, зокрема у  $\theta$ -діапазоні. Використання когерентності між парами каналів та індексів глобальної когерентності дозволяє врахувати просторову організацію кортикальної активності та інтегрувати її у багатовимірний ознаковий простір для класифікації та моніторингу ефектів лікування.

Практична робота з бібліотеками введення перо-пристроїв JPen/Wintab виявила інженерні особливості реєстрації графомоторних даних, зокрема наявність дубльованих часових міток і нерівномірність часових інтервалів між відліками. У зв'язку з цим обґрунтовано застосування процедур дедуплікації, часової нормалізації та ресемплінгу сигналів, а також маркування кластерів подій, що забезпечує коректну синхронізацію моторного та ЕЕГ-потоків і числову стабільність подальшого кореляційного аналізу.

Запропонований інтегрований конвеєр поєднує мультимодальну синхронізацію потоків даних, числовий аналіз моторного сигналу  $\Delta R$  і ЕЕГ, виділення амплітудних, частотних, мережевих та часових ознак, а також їх подальше використання для класифікації тремору та оцінювання ефективності фармакотерапії. Такий підхід демонструє прикладне рішення на перетині програмної інженерії, цифрової обробки сигналів і біомедичної інформатики.

Хоча методи машинного навчання широко застосовуються у задачах автоматичної класифікації [49], [62] (див. також [50], [60], [61] [53], [63], [64], [65], [66]), у межах даної роботи пріоритет надано інтерпретованим ознакам і правилам їх обчислення, оскільки це забезпечує відтворюваність, контрольованість експериментів та зручність інтеграції в програмні модулі аналізу. Запропонований у роботі формалізований підхід, що базується на крос-кореляційному аналізі та індексі синусоїдальності, забезпечує збалансований підхід, поєднуючи відтворюваність, об'єктивність і інтерпретованість.

У межах цього дослідження реалізовано низку розширень попередніх підходів до аналізу тремору. Зокрема, використано  $\Delta R$  і його частотні характеристики як усталені маркери наявності та типу тремору; інтегровано крос-кореляційний аналіз між  $\Delta R$  і ЕЕГ для виявлення темпоральних мозково-моторних взаємозв'язків; запропоновано індекс синусоїдальності як ентропійну метрику структурованості міжмодальної синхронізації, що агрегує інформацію про регулярність та узгодженість крос-кореляційних залежностей між каналами ЕЕГ.

Експериментальні спостереження показали якісну відмінність форми функцій крос-кореляції між станами з вираженим тремором та станами після медикаментозного пригнічення симптомів. У першому випадку кілька ЕЕГ-каналів демонструють подібні осциляційні профілі зі синхронізованими піками, що узгоджується з уявленнями про патологічну кортикальну синхронізацію при рухових розладах [87], [116], [88]. Після фармакотерапії форми функцій крос-кореляційні стають менш регулярними та менш узгодженими між каналами, що

відповідає ефектам фармакологічної модуляції нейронної синхронії [116], [117]. Для кількісної фіксації цієї різниці у роботі використано індекс синусоїдальності (SI).

Запропонований підхід формує методологічне підґрунтя для подальшої розробки програмних систем аналізу та класифікації тремору, а також для побудови програмних засобів моніторингу змін функціональних станів, особливо у модульних програмних системах, що підтримують локальне, серверне або хмарне розгортання.

Окрім класичних методів, розглядається використання підходів машинного навчання як альтернативного способу побудови відображення ознаки – стан. Однак у контексті обмежених вибірок та високої варіативності біомедичних сигналів основний акцент зроблено на інтерпретованих моделях.

Обрані методи орієнтовані не лише на аналітичну коректність, а й на практичну інтеграцію в модульну програмну систему. З цієї причини обчислення  $\Delta R$ , спектральних характеристик, крос-кореляційних функцій, показників зв'язності та похідних ознак реалізуються як ізольовані компоненти програмного фреймворку. Така організація забезпечує повторне використання методів, автоматизацію експериментів.

## **2.6 Висновки до другого розділу**

1. Запропоновано формалізацію показника  $\Delta R$  та методи його частотно-часової обробки, що забезпечують відтворюване представлення графомоторного сигналу у вигляді числових ознак.

2. Сформовано набір міжмодальних ознак на основі крос-кореляційного аналізу сигналів EEG– $\Delta R$  та похідної інтегральної спектральної метрики (індексу синусоїдальності), що забезпечують кількісне оцінювання взаємозв'язку між нейрофізіологічною та моторною активністю.

3. З урахуванням інженерних особливостей реєстрації графомоторних даних обґрунтовано застосування процедур синхронізації, нормалізації та ресемплінгу для забезпечення коректного міжмодального аналізу.

4. Сформовано інтегрований підхід, який створює основу для реалізації модульних програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, їх інтеграції у Python-фреймворк, доступу через API та локального або хмарного розгортання.

### РОЗДІЛ 3

## АРХІТЕКТУРА ПРОГРАМНОЇ ПЛАТФОРМИ ТА ФРЕЙМВОРКУ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ КОГНІТИВНО-МОТОРНИХ СИГНАЛІВ

Програмна платформа мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів розроблена як модульний програмний фреймворк, що забезпечує повний цикл обробки та аналізу мультимодальних фізіологічних даних. На відміну від вузькоспеціалізованих дослідницьких програм, запропоноване рішення розглядається як програмна платформа, призначена для розробки, інтеграції та виконання методів мультимодального аналізу сигналів.

Архітектура платформи побудована за принципом слабкозв'язаних модулів, які взаємодіють через формалізовані програмні інтерфейси. Такий підхід дозволяє використовувати систему не лише як інструмент аналізу, але і як програмну бібліотеку та фреймворк для розробників, які можуть реалізовувати власні методи обробки та аналізу сигналів.

Ключовою особливістю архітектури є відокремлення аналітичної логіки від інфраструктурних компонентів. Платформа включає обчислювальну бібліотеку аналізу сигналів, API-шар оркестрації виконання експериментів та інфраструктурний рівень розгортання. Така багаторівнева структура забезпечує масштабованість, розширюваність та можливість інтеграції з зовнішніми програмними системами.

Основні принципи архітектури та загальна концепція платформи були частково представлені у доповіді на міжнародній науковій конференції “Dynamics of development of science and education: integration and innovation” (2026). У даному розділі наведено розширений опис архітектури системи, її підсистем та програмних інтерфейсів.

### 3.1 Концепція та життєвий цикл програмної платформи мультимодального аналізу

Програмна архітектура системи побудована за модульним принципом і охоплює повний цикл роботи з мультимодальними даними: від захоплення та синхронізації сигналів до їх обробки, розрахунку ознак, візуалізації та збереження результатів. Модульний поділ системи (збір, синхронізація, обробка, аналітика, візуалізація) дозволяє незалежно масштабувати обчислювальні компоненти. Аналітичні модулі можуть виконуватися в окремих процесах або сервісах, тоді як компоненти збору залишаються прив'язаними до апаратних пристроїв. Такий підхід спрощує інтеграцію нових методів аналізу та забезпечує відтворюваність експериментів завдяки фіксації параметрів обробки та метаданих дослідницьких сесій.

Архітектура програмної платформи реалізована за багаторівневим принципом (layered architecture) та включає три основні шари:

- обчислювальну бібліотеку мультимодального аналізу;
- шар API та оркестрації виконання;
- інфраструктурний шар розгортання.

Обчислювальна бібліотека реалізована у вигляді Python-паketу, що містить модулі обробки ЕЕГ-сигналів, обробки графомоторних даних, синхронізації сигналів, формування ознак та виконання міжмодального аналізу. Така реалізація дозволяє використовувати бібліотеку як незалежний програмний компонент у різних дослідницьких або прикладних системах аналізу біосигналів.

Шар API забезпечує програмний доступ до функціональності платформи та використовується для керування виконанням експериментальних сценаріїв, запуску обчислювальних модулів та отримання результатів аналізу. API виступає рівнем оркестрації, що дозволяє інтегрувати аналітичні компоненти платформи з зовнішніми інформаційними системами та дослідницькими інструментами.

Інфраструктурний шар відповідає за розгортання та виконання обчислювальних процесів, управління обчислювальними ресурсами та масштабування аналітичних задач. Архітектура платформи передбачає можливість масштабованого розгортання у хмарному середовищі (зокрема AWS), що дозволяє виконувати обробку великих наборів мультимодальних даних.

Окремим елементом архітектури є шар доменних моделей та програмних інтерфейсів (core layer), який визначає структуру даних та контракти взаємодії між підсистемами.

Запропонована платформа може бути інтерпретована як програмна складова IoT-системи, що забезпечує інтеграцію сенсорних пристроїв (ЕЕГ, графомоторні інтерфейси) із сервісами обробки та аналізу даних.

Подальші підрозділи розділу присвячені детальному опису підсистем програмної платформи, їх функціонального призначення та програмної реалізації. Особливу увагу приділено механізмам обробки мультимодальних сигналів, синхронізації даних, формуванню аналітичних ознак та організації обчислювального конвеєра аналізу.

**Життєвий цикл розробки програмної системи мультимодального аналізу.** Розроблення програмної системи мультимодального аналізу ЕЕГ та графомоторних сигналів виконувалося із використанням підходу, що базується на життєвому циклі програмного забезпечення та сценаріях використання (use case), які відображають типові взаємодії користувача із системою. Такий підхід дозволяє пов'язати етапи розробки з конкретними функціональними можливостями системи та забезпечити їх інженерну інтерпретацію.

Основні сценарії використання програмної системи включають імпорт мультимодальних даних, синхронізацію сигналів, обчислення аналітичних ознак, виконання міжмодального аналізу та візуалізацію результатів.

На діаграмі 3.1 варіантів використання відображено основні функціональні можливості програмної системи мультимодального аналізу.

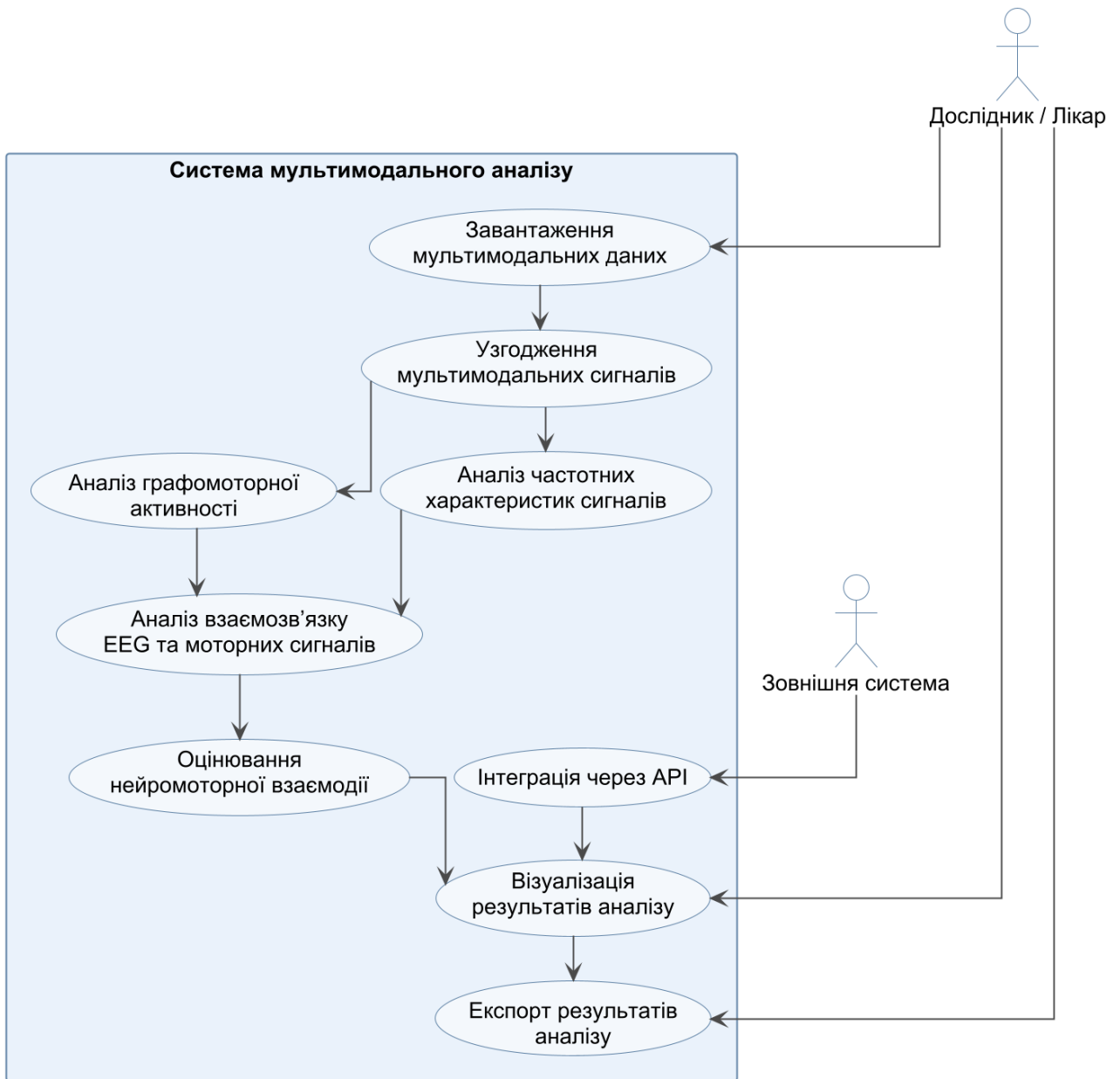


Рис. 3.1 – Діаграма варіантів використання програмної системи мультимодального аналізу

Центральними сценаріями є імпорт мультимодальних даних, синхронізація сигналів, обчислення показника  $\Delta R$ , спектральний та крос-кореляційний аналіз, обчислення індексу синусоїдальності, а також візуалізація й експорт результатів. Окремо передбачено сценарій виклику аналітичних модулів через API для інтеграції у зовнішні інформаційні системи.

Представлені сценарії використання визначають структуру вимог до системи та є основою для формування її архітектури, реалізації та подальшої перевірки.

**Формування вимог.** Формування вимог здійснювалося на основі визначених сценаріїв використання системи. Було виділено функціональні вимоги, пов'язані з обробкою мультимодальних сигналів:

- імпорт даних ЕЕГ та графомоторної активності;
- синхронізація часових рядів;
- обчислення показника  $\Delta R$  та спектральних характеристик;
- виконання крос-кореляційного аналізу ЕЕГ– $\Delta R$ ;
- візуалізація результатів аналізу.

До нефункціональних вимог віднесено забезпечення відтворюваності обробки, модульності системи, масштабованості обчислень та можливості інтеграції у зовнішні програмні середовища.

**Проектування архітектури.** Архітектурне проектування системи здійснювалося з урахуванням реалізації визначених сценаріїв використання. Було сформовано модульну структуру системи, що включає підсистеми імпорту даних, синхронізації, попередньої обробки, обчислення ознак, міжмодального аналізу та візуалізації.

Такий підхід дозволив забезпечити розділення відповідальностей між компонентами системи та ізоляцію логіки від джерел даних і способів представлення результатів.

**Реалізація програмної системи.** Реалізація програмної системи виконана мовою Python із використанням бібліотек NumPy, Pandas та SciPy. Кожен сценарій використання реалізовано у вигляді окремого програмного модуля, що забезпечує незалежність компонентів та можливість їх повторного використання. Фрагменти коду наведені у Додатку Г.

Реалізовані модулі:

- обчислення  $\Delta R$  як показника моторного відхилення;

- спектрального аналізу сигналів;
- крос-кореляційного аналізу EEG- $\Delta R$ ;
- обчислення інтегральних показників, зокрема індексу синусоїдальності.

Для керування версіями коду використовується система контролю версій Git, що забезпечує фіксацію стану програмної системи, контроль змін компонентів та можливість відтворення конкретних конфігурацій обробки даних.

**Тестування та перевірка коректності.** Тестування програмної системи виконувалося з урахуванням визначених сценаріїв використання та включало перевірку коректності обробки сигналів на кожному етапі обчислювального конвеєра використовуючи контрольні набори експериментальних даних.

Перевірка охоплювала:

- коректність обчислення  $\Delta R$  та спектральних характеристик;
- узгодженість результатів між окремими модулями;
- стабільність результатів при повторному виконанні обчислень.

Особлива увага приділялась забезпеченню відтворюваності результатів при використанні однакових вхідних даних та параметрів обробки.

**Розгортання та виконання системи.** Система передбачає можливість виконання у різних середовищах, зокрема як локального інструменту для досліджень, серверного застосунку із можливістю хмарного розгортання.

Послідовність обробки даних у системі відповідає типовому сценарію мультимодального аналізу та включає етапи імпорту, синхронізації, обчислення ознак, аналізу та візуалізації результатів.

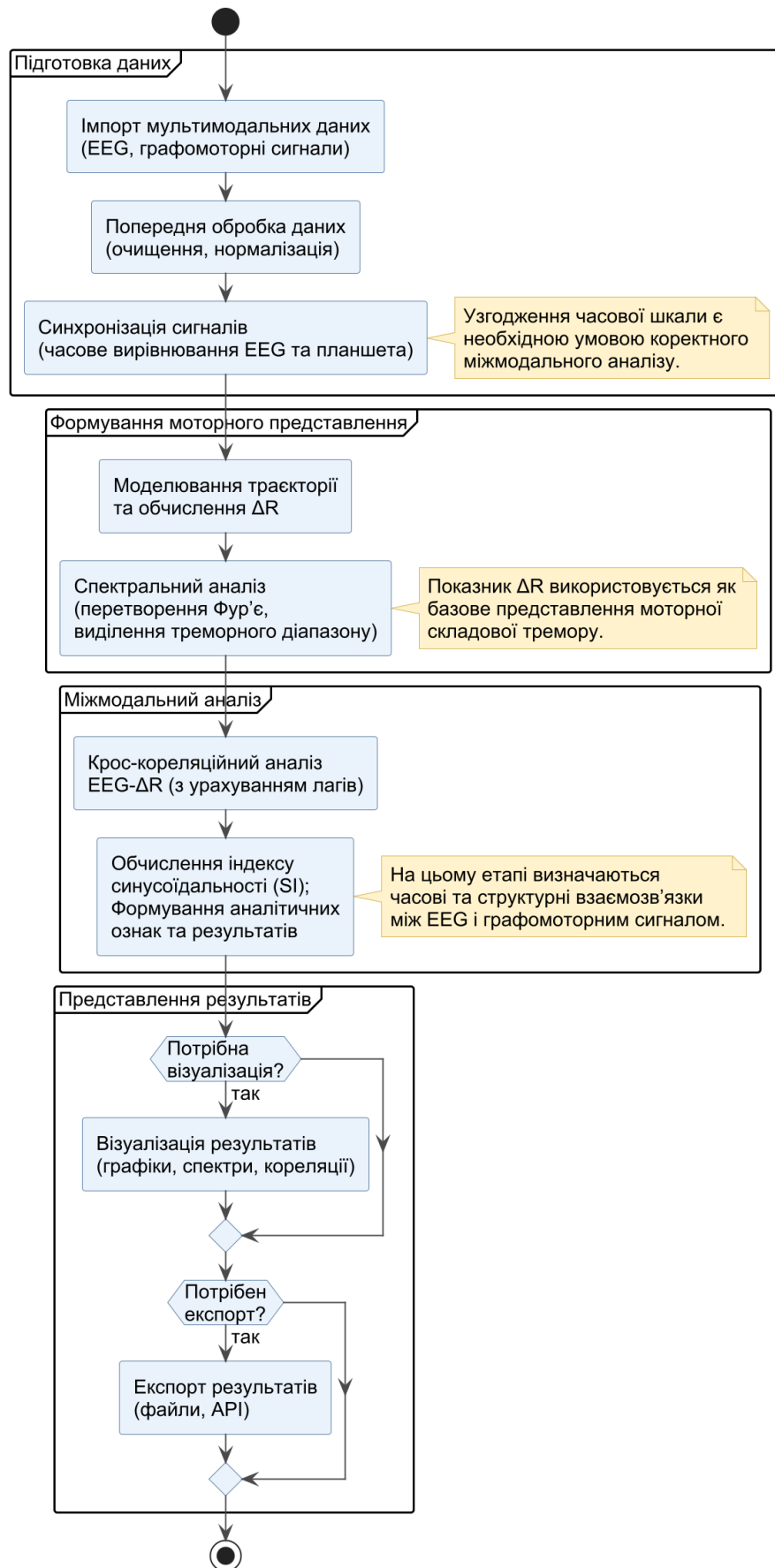


Рис. 3.2 – Діаграма діяльності виконання мультимодального аналізу

На діаграмі 3.2 представлено послідовність виконання мультимодального аналізу, що включає етапи імпорту даних, попередньої обробки, синхронізації сигналів, обчислення показника  $\Delta R$ , спектрального та крос-кореляційного аналізу, а також формування інтегральних ознак, такого як індекс синусоїдальності. Завершальні етапи передбачають візуалізацію та експорт результатів залежно від сценарію використання системи.

Для автоматизації розгортання використано шаблони AWS CloudFormation [118], що дозволяє відтворювати конфігурацію обчислювального середовища та масштабувати систему при зростанні обсягів даних.

Запропонований підхід до організації життєвого циклу розробки програмної системи базується на поєднанні сценаріїв використання та модульної архітектури, що забезпечує узгодженість між етапами проєктування, реалізації та експериментальної перевірки.

Це дозволяє досягти відтворюваності обчислювальних експериментів, забезпечити контроль змін компонентів та створити основу для подальшого розширення програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів.

### **3.2 Загальна архітектура та склад підсистем програмної платформи**

Архітектура програмної платформи реалізована у вигляді набору слабкозв'язаних підсистем, які взаємодіють через формалізовані програмні інтерфейси та контракти даних. Такий підхід забезпечує модульність системи, можливість незалежного розширення окремих компонентів та інтеграцію нових обчислювальних процедур аналізу без зміни загальної архітектури платформи.

На рис. 3.3 представлена UML-діаграма взаємодії підсистем програмної платформи.

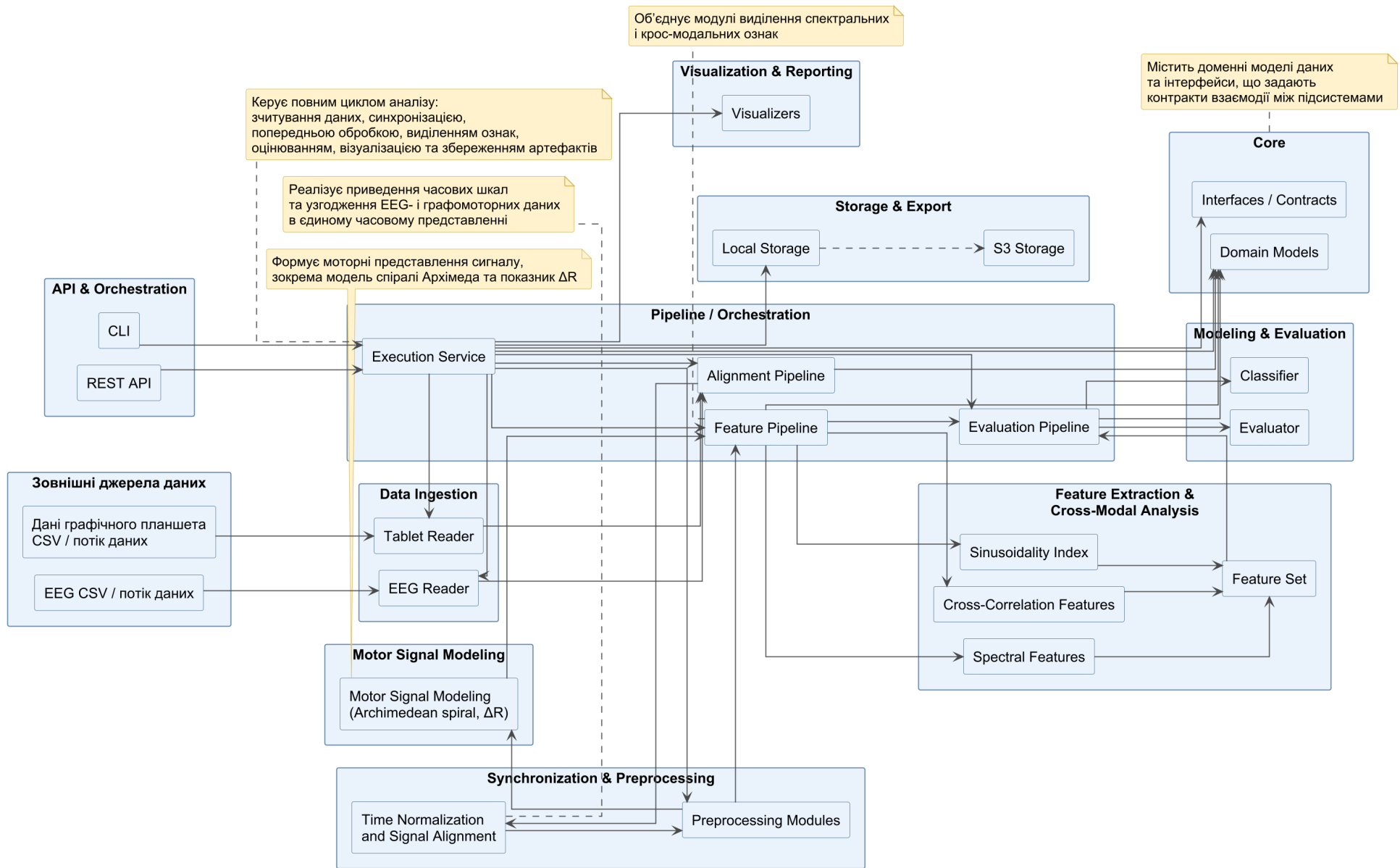


Рис. 3.3 – Загальна архітектура програмної платформи мультимодального аналізу

На логічному рівні архітектура програмної платформи включає такі підсистеми: Data Ingestion, Synchronization & Preprocessing, Motor Signal Modeling, Feature Extraction & Cross-Modal Analysis, Modeling & Evaluation, Visualization & Reporting, API & Orchestration, Storage & Export. Зазначеним підсистемам відповідають: підсистема імпорту мультимодальних даних, підсистема синхронізації та попередньої обробки сигналів, підсистема моделювання моторного сигналу, підсистема формування ознак та крос-модального аналізу, підсистема моделювання та оцінювання, підсистема візуалізації та формування звітів, підсистема API та оркестрації виконання, а також підсистема зберігання та експорту даних.

Взаємодія між підсистемами реалізується у вигляді конвеєра обробки даних (data processing pipeline), який виконує послідовні перетворення над уніфікованою структурою сесії експерименту. Така структура містить сирі потоки сигналів, синхронізовані часові ряди, похідні сигнали, обчислені ознаки та метадані дослідницької сесії. Конвеєр обробки дозволяє виконувати послідовні етапи імпорту даних, синхронізації сигналів, формування моторних метрик, виділення ознак та аналітичної обробки із застосуванням методів штучного інтелекту. Координація виконання етапів конвеєра реалізується окремим компонентом оркестрації (pipeline orchestration), який забезпечує керування послідовністю викликів підсистем та передачу даних між ними.

Координація виконання етапів конвеєра реалізується окремою підсистемою керування виконанням (pipeline orchestration), яка відповідає за послідовний запуск модулів обробки та передачу даних між ними.

**Підсистема імпорту мультимодальних даних (Data Ingestion).** Ця підсистема призначена для завантаження, первинної обробки та структурованого представлення сирих даних електроенцефалографії та графомоторної активності. Основною функцією підсистеми є перетворення даних, отриманих із зовнішніх джерел, в уніфіковану внутрішню структуру платформи. Компоненти підсистеми зображені на рис. 3.4.

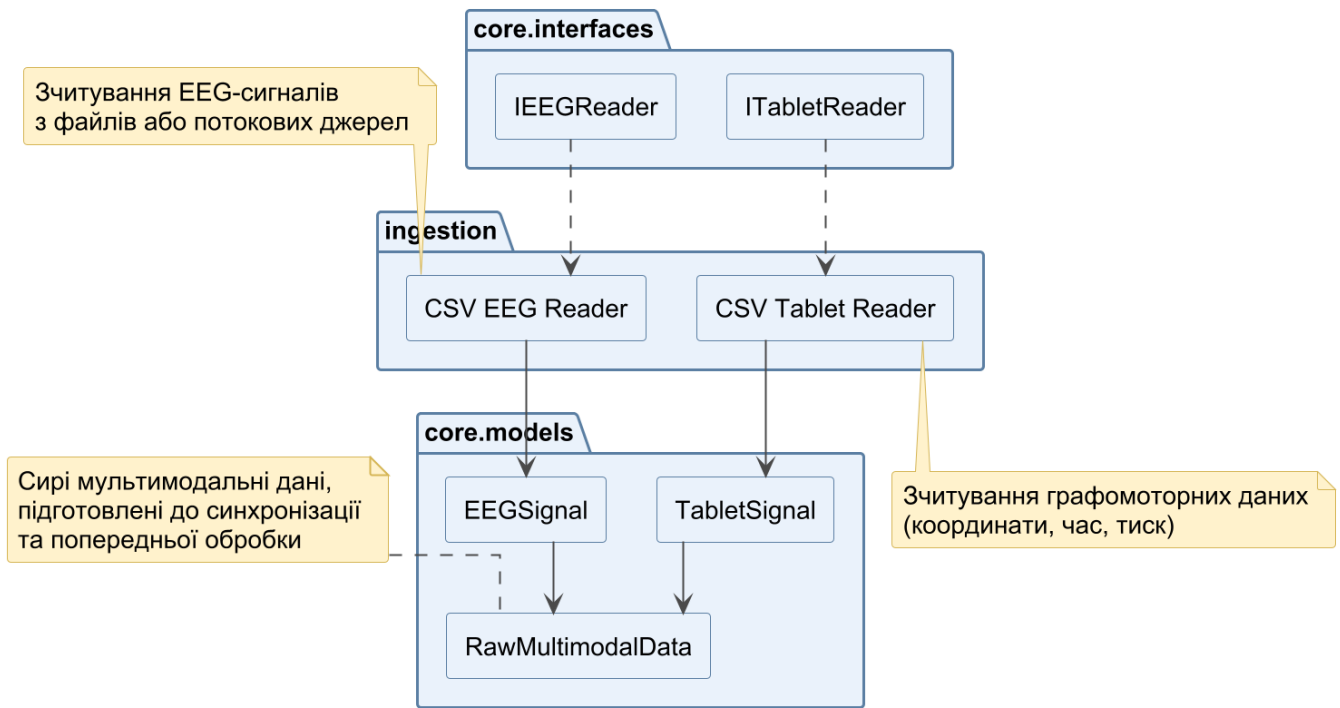


Рис. 3.4 – Підсистема імпорту мультимодальних даних

Підсистема забезпечує читання файлів різних форматів, зчитування метаданих експерименту та формування внутрішніх представлень сигналів у вигляді часових рядів. Вона ізолює програмну систему від специфіки форматів даних та протоколів окремих пристроїв, що дозволяє підключати нові джерела сигналів без зміни інших компонентів платформи.

Підсистема імпорту даних виконує функції прийому та уніфікації сигналів із різних джерел, а також передбачає можливість інтеграції потоків від сенсорних вузлів IoT-системи для подальшої обробки.

У межах дослідницької реалізації джерелами даних є графомоторні сигнали, отримані з графічного планшета зі стилусом (Huion Kamvas Pro 16), а також сигнали електроенцефалографії, зареєстровані за допомогою EEG-системи. Події стилуса містять координати руху, силу натиску та інші параметри, що характеризують моторну активність під час виконання спіралеграфічного

завдання [16]. Дані EEG реєструються спеціалізованим програмним забезпеченням апаратного комплексу (Neurocom EEG) та експортуються у файли для подальшого аналізу.

Результатом роботи підсистеми імпорту є формування уніфікованої структури сесії експерименту, що містить сирі потоки сигналів, часові мітки та метадані запису. Отримана структура передається до підсистеми синхронізації та попередньої обробки сигналів для подальшого аналізу.

**Підсистема синхронізації та попередньої обробки сигналів (Synchronization & Preprocessing).**

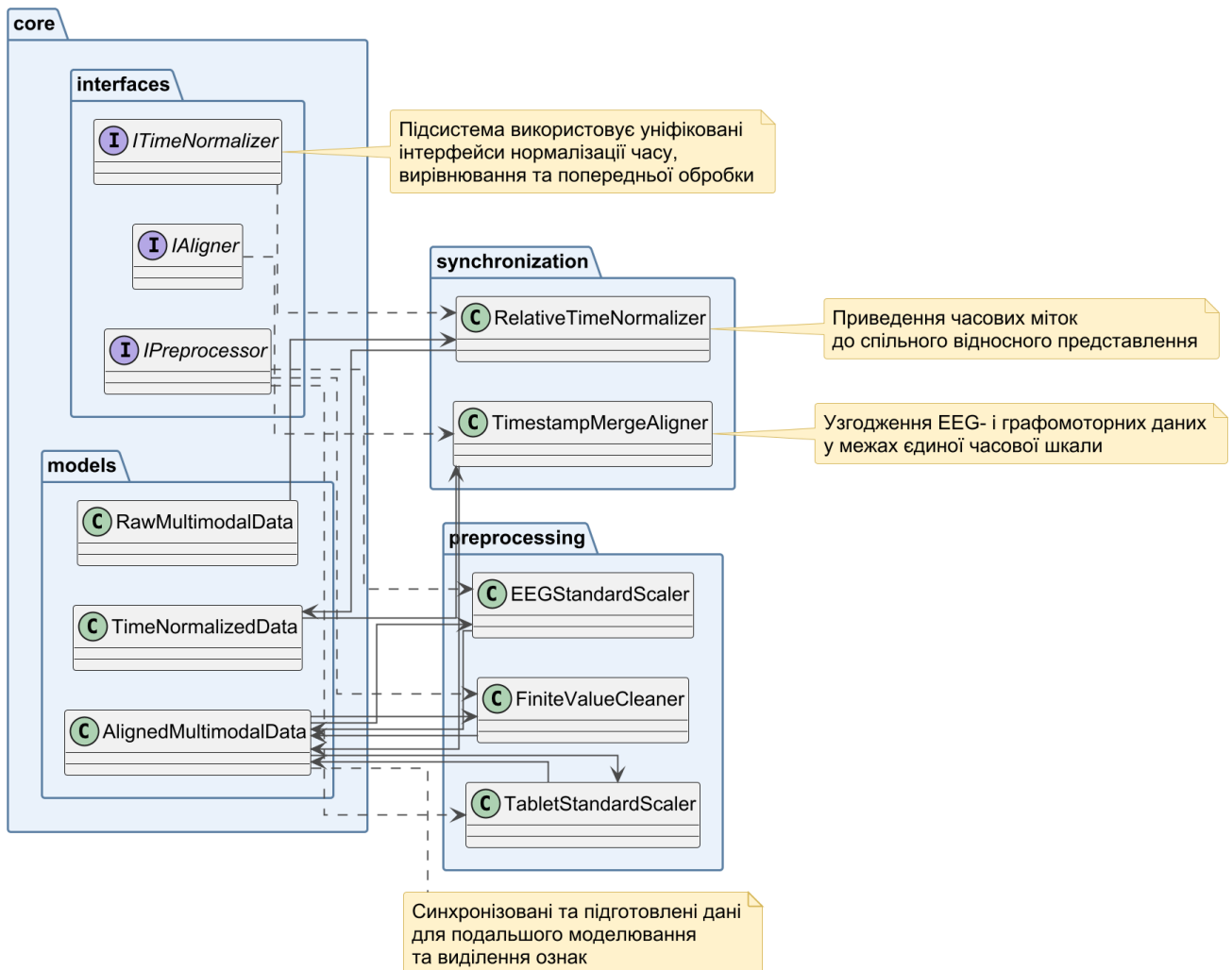


Рис. 3.5 – Підсистема синхронізації та попередньої обробки

Ця підсистема відповідає за приведення незалежно зареєстрованих ЕЕГ- та графомоторних сигналів до спільної часової шкали та їх підготовку до подальшого аналізу (рис. 3.5).

Архітектура підсистеми передбачає використання уніфікованих інтерфейсів нормалізації часу, вирівнювання сигналів та попередньої обробки, що дозволяє розширювати набір методів обробки без зміни інших компонентів системи.

Основною функцією підсистеми є узгодження часових міток різних джерел сигналів. Оскільки ЕЕГ-дані та графомоторні координати стилуса реєструються незалежними системами з різними частотами дискретизації, виникає необхідність їх синхронізації. Для цього формуються узгоджені часові мітки на основі стартового часу запису та відносних часових відліків, після чого виконується вирівнювання сигналів у межах спільної часової шкали.

На цьому етапі також здійснюється приведення сигналів до спільної частоти дискретизації. Для графомоторних даних враховується нерівномірність періоду вибірки та виконується усунення дублювання часових міток та повторюваних подій стилуса.

Підсистема попередньої обробки забезпечує очищення та підготовку сигналів до подальшого аналізу. Для ЕЕГ-сигналів виконуються операції базової фільтрації та контролю якості запису. Для графомоторних даних застосовуються методи усунення пропусків, інтерполяції координат та виділення сегментів траєкторії для подальшого аналізу.

Окрему увагу приділено перевірці якості вхідних даних. Виявлення дубльованих часових міток, пропусків або некоректних або надлишкових груп подій дозволяє запобігти накопиченню помилок на наступних етапах обчислювального конвеєра.

Результатом роботи підсистеми є синхронізовані часові ряди ЕЕГ- та графомоторних сигналів, підготовлені до подальшого етапу формування аналітичних ознак.

## Підсистема формування ознак та міжмодального аналізу (Feature Extraction & Cross-Modal Analysis).

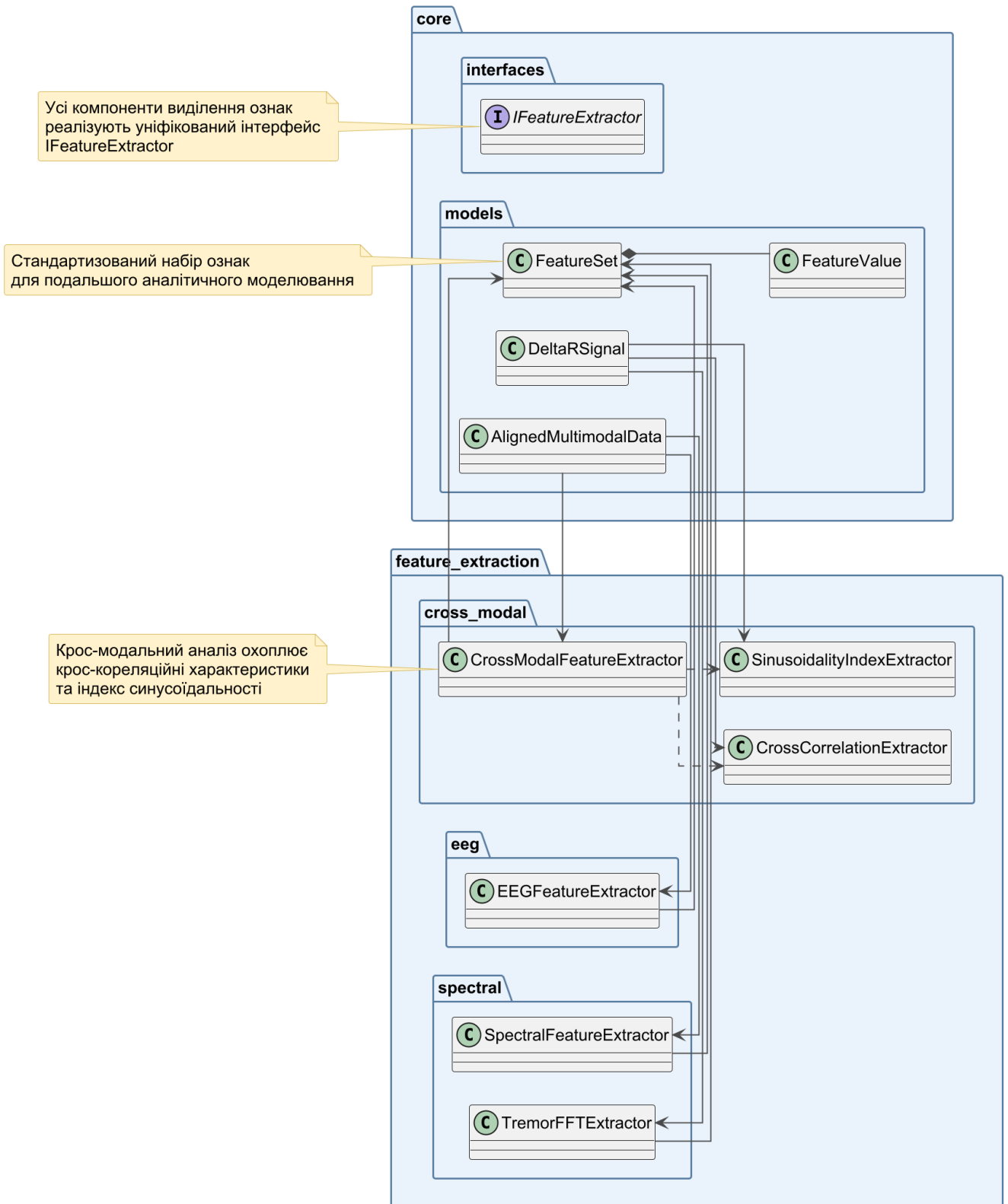


Рис. 3.6 – Підсистема виділення ознак та крос-модального аналізу

Ця підсистема реалізує перехід від сирих сигналів до кількісних характеристик, що описують моторну активність та електрофізіологічні процеси (рис. 3.6).

Для графомоторних даних на основі координат руху стилуса будується модель траєкторії у полярній системі координат та оцінюється еталонна траєкторія спіралі. Подальше обчислення радіального відхилення  $\Delta R(t)$  дозволяє кількісно описати миттєві моторні порушення та використовувати їх як основу для аналізу тремору (рис. 3.7). Обчислення  $\Delta R(t)$  завершує етап моделювання моторного сигналу та формує вхідні дані для підсистеми виділення ознак.

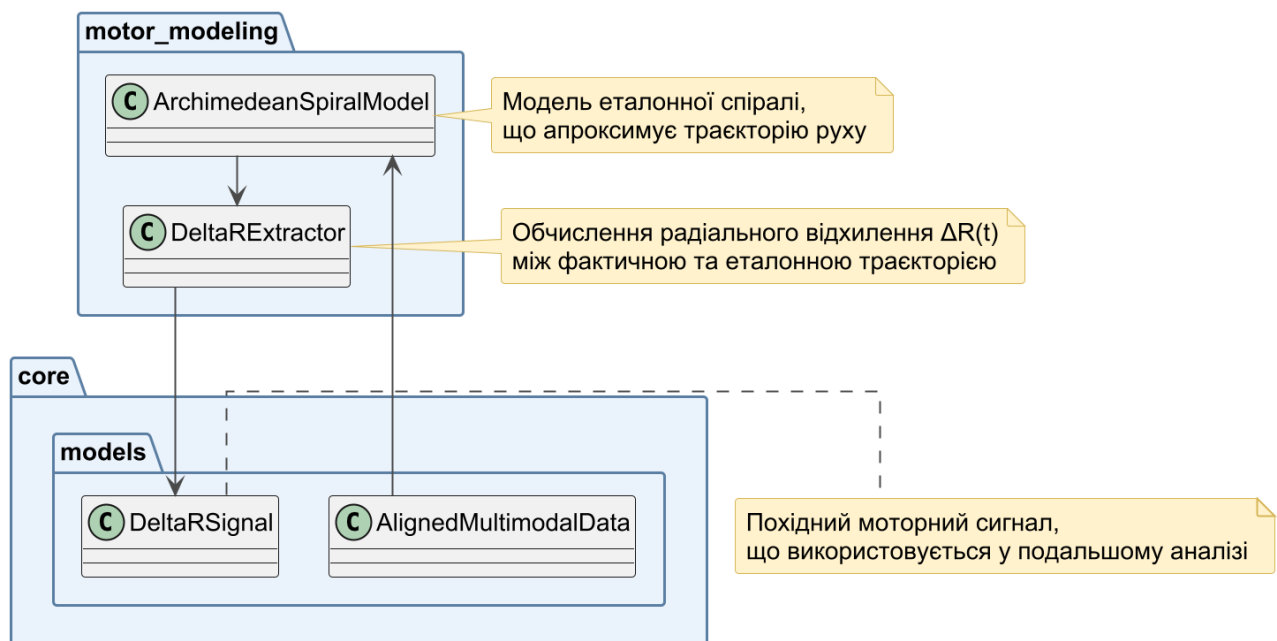


Рисунок 3.7 – Підсистема моделювання моторного сигналу

Для отриманих сигналів виконуються спектральні перетворення та обчислення статистичних характеристик. Зокрема визначаються частотні компоненти сигналів, характерні для різних типів тремору.

Окрім аналізу окремих сигналів, підсистема реалізує міжмодальний аналіз взаємозв'язку між моторною активністю та ЕЕГ-сигналами. Для цього

використовуються методи крос-кореляційного аналізу, що дозволяють оцінити часові затримки та ступінь узгодженості між змінами моторного сигналу та електричною активністю мозку.

Отримані ознаки формують багатовимірний вектор ознак, який може бути безпосередньо використаний як вхід для моделей машинного навчання та інших методів штучного інтелекту (класифікація, кластеризація, регресія).

Архітектура підсистеми передбачає використання уніфікованих інтерфейсів виділення ознак, що забезпечує формування стандартизованих наборів ознак та їх подальше використання у різних аналітичних модулях.

Сформований набір ознак використовується як вхідні дані для подальшого аналітичного моделювання.

**Підсистема моделювання та оцінювання результатів (Modeling & Evaluation).** Ця підсистема призначена для побудови аналітичних моделей та процедур прийняття рішень на основі сформованого набору ознак. Вона забезпечує інтерпретацію отриманих характеристик сигналів та формування узагальнених показників, що відображають взаємозв'язок між моторною активністю та електрофізіологічними процесами.

Архітектура платформи дозволяє інтегрувати різні підходи до аналітичного моделювання без модифікації інших компонентів системи. Завдяки модульній структурі підсистеми можливе підключення нових методів аналізу або класифікації, включаючи статистичні методи, моделі машинного навчання та інші підходи штучного інтелекту.

У межах даного дослідження основний підхід до аналізу базується на інтерпретованих метриках взаємозв'язку між сигналами, зокрема кореляційних характеристиках між ЕЕГ-активністю та моторною метрикою  $\Delta R(t)$ . Такий підхід забезпечує відтворюваність результатів та можливість пояснення отриманих висновків.

Підсистема моделювання та оцінювання результатів зображена на рис. 3.8.

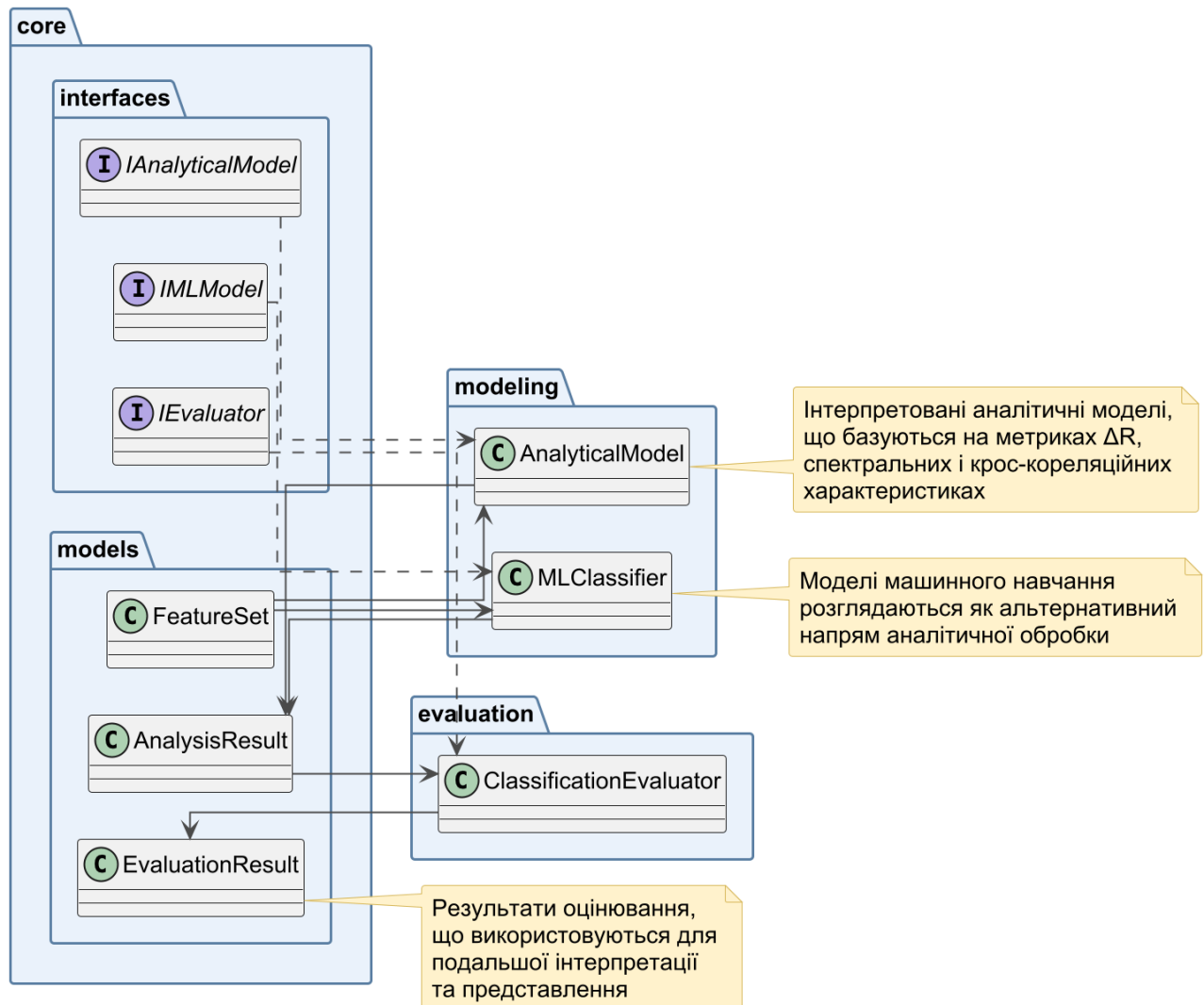


Рисунок 3.8 – Підсистема моделювання та оцінювання результатів

Додатково виконувалися експериментальні дослідження із застосуванням моделей машинного навчання [119]. Як альтернативний підхід (рис. 3.9) розглядалася побудова класифікаторів на основі сформованого вектора ознак, який включає характеристики моторного сигналу  $\Delta R$ , спектральні характеристики ЕЕГ, показники когерентності між каналами, часові затримки між ЕЕГ та  $\Delta R$ , а також індекси регулярності сигналів.

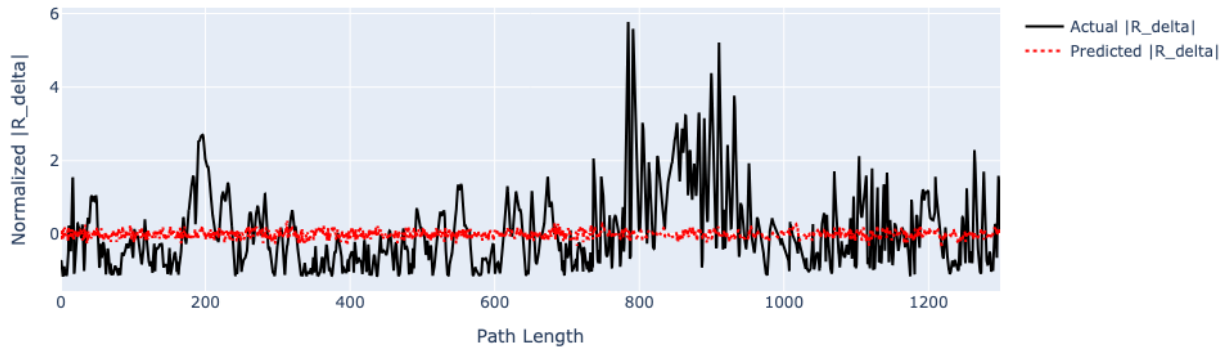


Рис. 3.9 – Результат прогнозування  $\Delta R$  за EEG із часовим зсувом 300 мс  
(Random Forest)

Для експериментальної перевірки використовувалися інтерпретовані та ансамблеві моделі, зокрема лінійна регресія як базова модель та Random Forest для врахування нелінійних залежностей. Однак проведені експерименти показали недостатню стабільність результатів між повторними вимірюваннями та між пацієнтами при наявному обсязі вибірки. У зв'язку з цим у межах даного дослідження підхід машинного навчання як складова методів штучного інтелекту не використовується як основний, а розглядається як перспективний напрям подальших робіт за умови розширення вибірки та стандартизації даних.

Такий результат узгоджується з відомою проблемою узагальнюваності медичних моделей машинного навчання при малих вибірках та високій міжіндивідуальній варіативності біомедичних сигналів [49], [62].

Таким чином, підсистема Modeling & Evaluation підтримує два класи підходів: інтерпретовані аналітичні моделі, що базуються на аналітичних метриках ( $\Delta R$ , кореляція, спектральні характеристики), та моделі машинного навчання, як окремий клас методів штучного інтелекту, які використовують сформований простір ознак для автоматизованої класифікації. Така гібридна організація дозволяє поєднати пояснюваність результатів із потенціалом узагальнення, притаманним ML-підходам.

**Підсистема візуалізації та формування звітів.** Підсистема візуалізації та формування звітів (Visualization & Reporting) забезпечує наочне представлення результатів мультимодального аналізу у вигляді графіків та звітних артефактів (рис. 3.10).

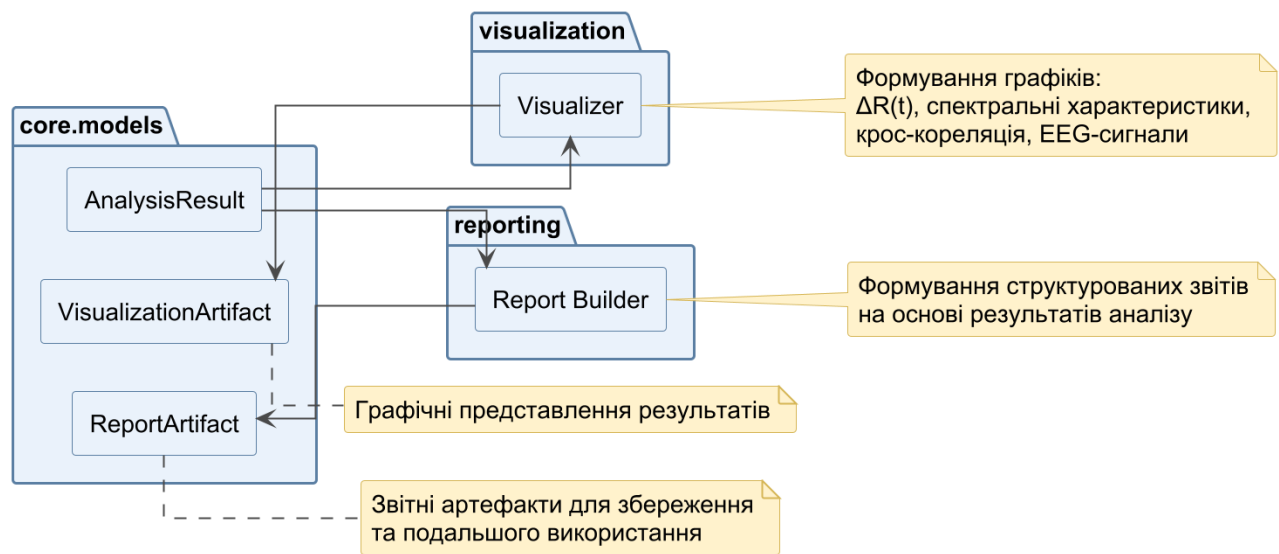


Рисунок 3.10 – Підсистема візуалізації та формування звітів

Підсистема підтримує візуалізацію як сирих сигналів, так і похідних характеристик, отриманих у процесі аналізу. Зокрема відображаються еталонна спіраль та фактична траєкторія руху стилуса, часові криві моторної метрики  $\Delta R(t)$ , EEG-сигнали, спектральні характеристики, результати крос-кореляційного аналізу, а також карти когерентності між каналами.

Архітектура підсистеми передбачає використання уніфікованих інтерфейсів візуалізації та побудови звітів, що дозволяє формувати стандартизовані артефакти представлення результатів та розширювати набір підтримуваних форматів без зміни інших компонентів системи.

**Підсистема API та оркестрації виконання.** Підсистема API та оркестрації виконання (API & Orchestration) забезпечує керування виконанням обчислювального конвеєра (рис. 3.11).

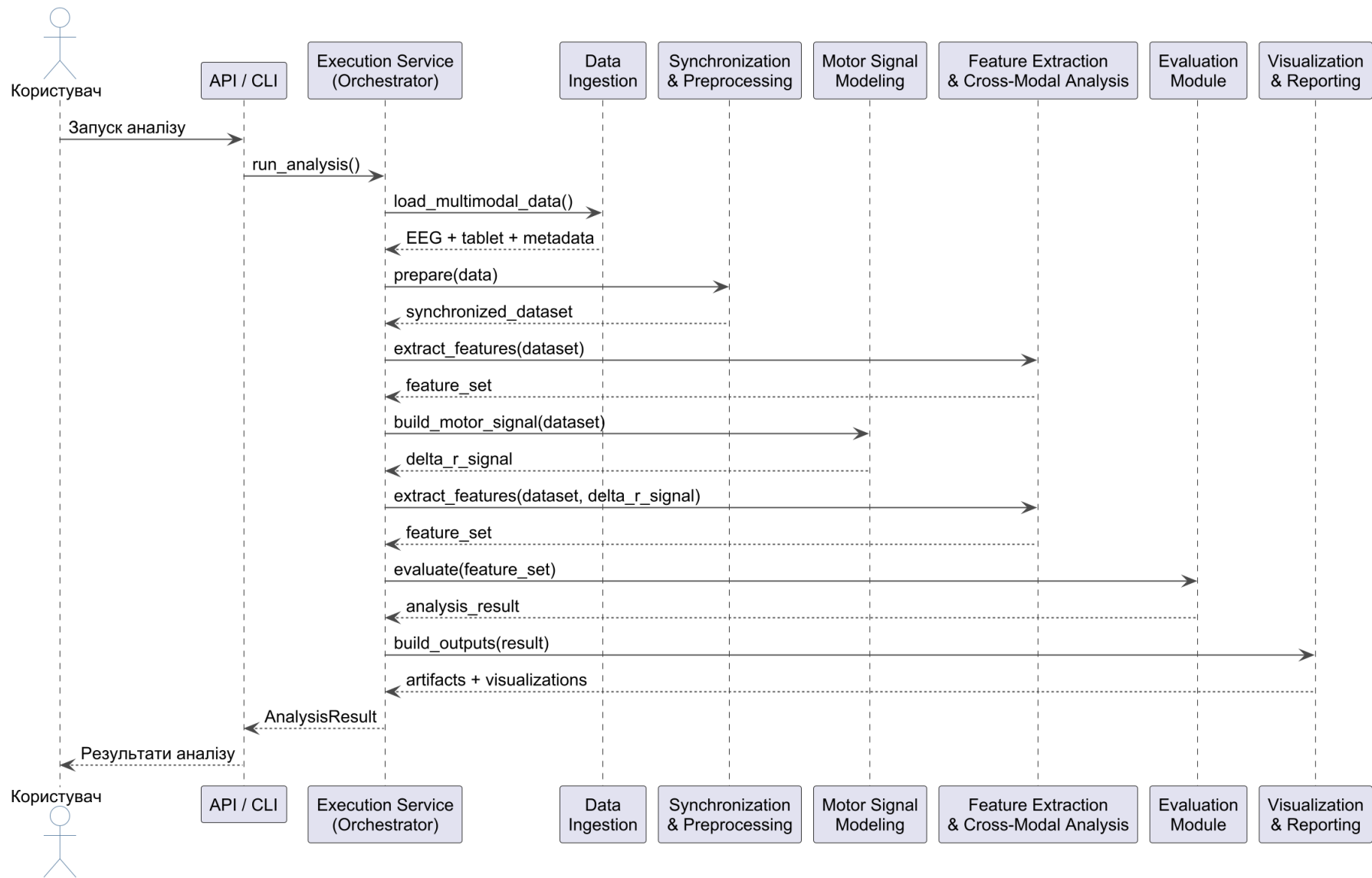


Рис. 3.11 – Діаграма послідовності виконання одного сценарію мультимодального аналізу

Через API-шар реалізується запуск обчислювального конвеєра, передача параметрів експерименту та доступ до результатів аналізу. Такий підхід дозволяє інтегрувати платформу із зовнішніми програмними системами, включаючи клінічні інформаційні системи та дослідницькі аналітичні середовища.

Підсистема також підтримує механізми конфігураційного керування, запуску сценаріїв через API та CLI, а також логування виконання обчислювальних процедур, що підвищує відтворюваність експериментів та спрощує аналіз результатів (рис. 3.12).

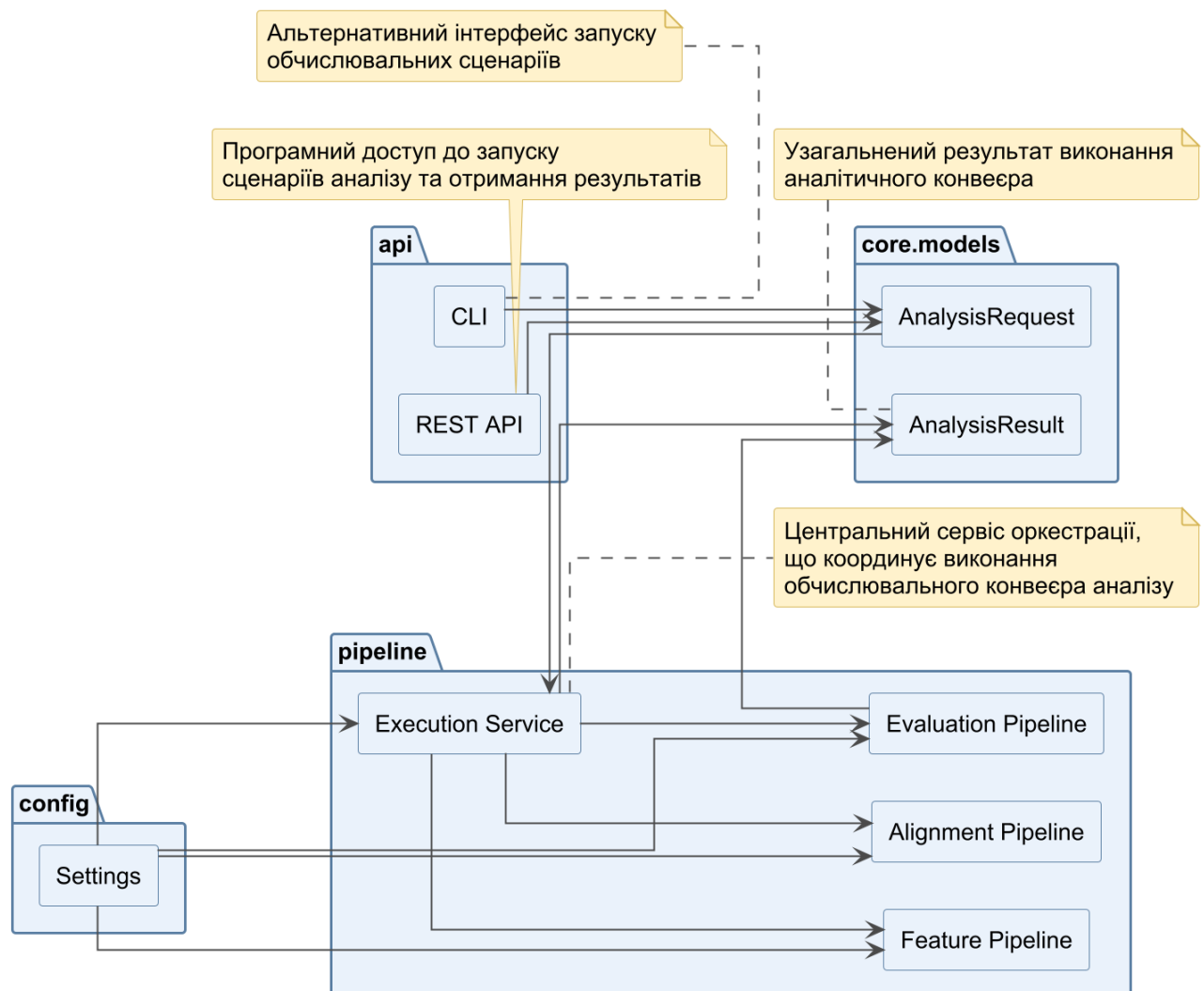


Рис. 3.12 – Підсистема керування виконанням та API-взаємодії

**Підсистема зберігання та експорту даних.** Підсистема зберігання та експорту даних (Storage & Export) забезпечує збереження результатів роботи програмної платформи, включаючи сирі синхронізовані сигнали, похідні сигнали, обчислені ознаки та результати аналітичної обробки (рис. 3.13).

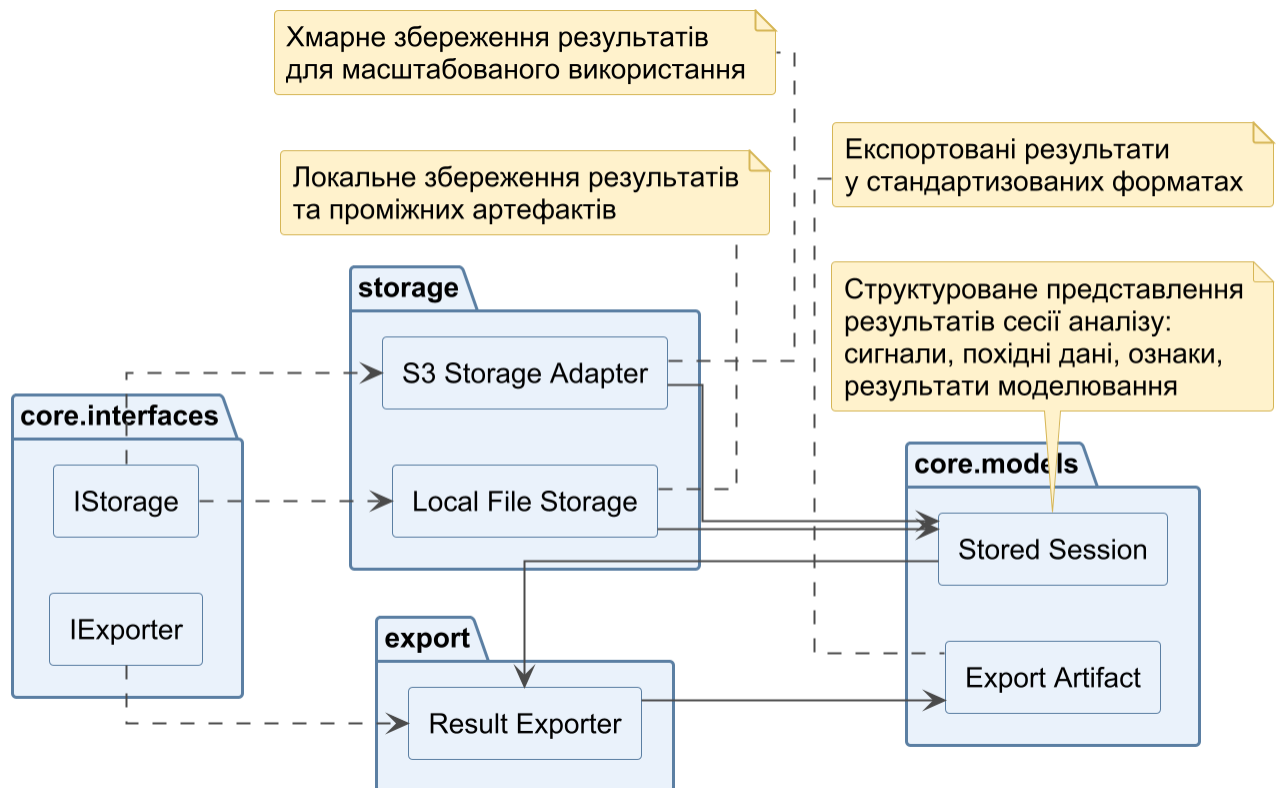


Рис. 3.13 – Підсистема зберігання та експорту результатів

Архітектура підсистеми базується на використанні уніфікованих інтерфейсів збереження та експорту даних, що дозволяє реалізовувати різні адаптери збереження (локальні файлові системи, хмарні сховища) без зміни логіки обробки.

У межах підсистеми визначено структуру збереження сесій експерименту, що включає метадані запису, синхронізовані часові ряди сигналів, похідний моторний сигнал  $\Delta R(t)$ , спектральні характеристики та результати

міжмодального аналізу. Така організація дозволяє забезпечити цілісність експериментальних даних та підтримує відтворюваність досліджень.

Підсистема підтримує експорт результатів у стандартизовані формати, що дозволяє використовувати отримані дані у зовнішніх аналітичних середовищах або статистичних пакетах. Зокрема забезпечується формування структурованих результатів аналізу та наборів ознак для подальшої обробки.

Завдяки збереженню проміжних результатів та конфігурацій обробки можливе повторне використання експериментальних даних без повторного виконання всього обчислювального конвеєра, що зменшує обчислювальні витрати та спрощує проведення повторних аналізів.

Підсистема зберігання та експорту завершує обчислювальний конвеєр мультимодального аналізу та забезпечує довготривале використання отриманих результатів.

Запропонована архітектура може розглядатися не лише як програмна система аналізу сигналів, а як програмна платформа та фреймворк для розробки методів мультимодального аналізу фізіологічних сигналів.

### **3.3 Обчислювальний конвеєр та програмні механізми обробки сигналів**

Діаграма потоків даних відображає логіку обчислювального конвеєра програмної платформи мультимодального аналізу сигналів. На відміну від традиційних обчислювальних схем, вона описує послідовність виконання програмних модулів та потоки даних між підсистемами платформи.

У межах запропонованих програмних засобів сирі дані електроенцефалографії та координати руху стилуса проходять послідовні етапи обробки. Спочатку виконується імпорт даних та формування уніфікованої структури сесії експерименту. Після цього сигнали проходять етап синхронізації та попередньої обробки, що забезпечує їх приведення до спільної часової шкали.

Далі виконується моделювання моторного сигналу (рис. 3.7), зокрема обчислення моторної метрики  $\Delta R(t)$ , після чого здійснюється формування ознак, включаючи спектральні характеристики та міжмодальні показники взаємозв'язку сигналів. Отримані ознаки використовуються на етапі аналітичного моделювання та оцінювання результатів (рис. 3.8).

Завершальними етапами конвеєра є збереження результатів аналізу та їх візуалізація. Така організація дозволяє розглядати систему як масштабовану програмну платформу, у якій окремі етапи обробки можуть розширюватися або замінюватися без зміни загальної логіки функціонування.

Запропоновані програмні засоби реалізують інженерно обґрунтований обчислювальний конвеєр мультимодального аналізу, що забезпечує відтворюваність результатів, керованість експериментів та можливість розширення набору модулів і конфігураційних сценаріїв аналізу. Це відповідає сучасним підходам до побудови програмних систем аналізу когнітивних сигналів і нейроінтерфейсів [119].

Виконання конвеєра координується окремим компонентом оркестрації, що забезпечує керування послідовністю обробки та передачу даних між підсистемами.

На рис. 3.14 наведено діаграму потоків даних, що відображає послідовність обробки та передачі даних у програмному фреймворку.

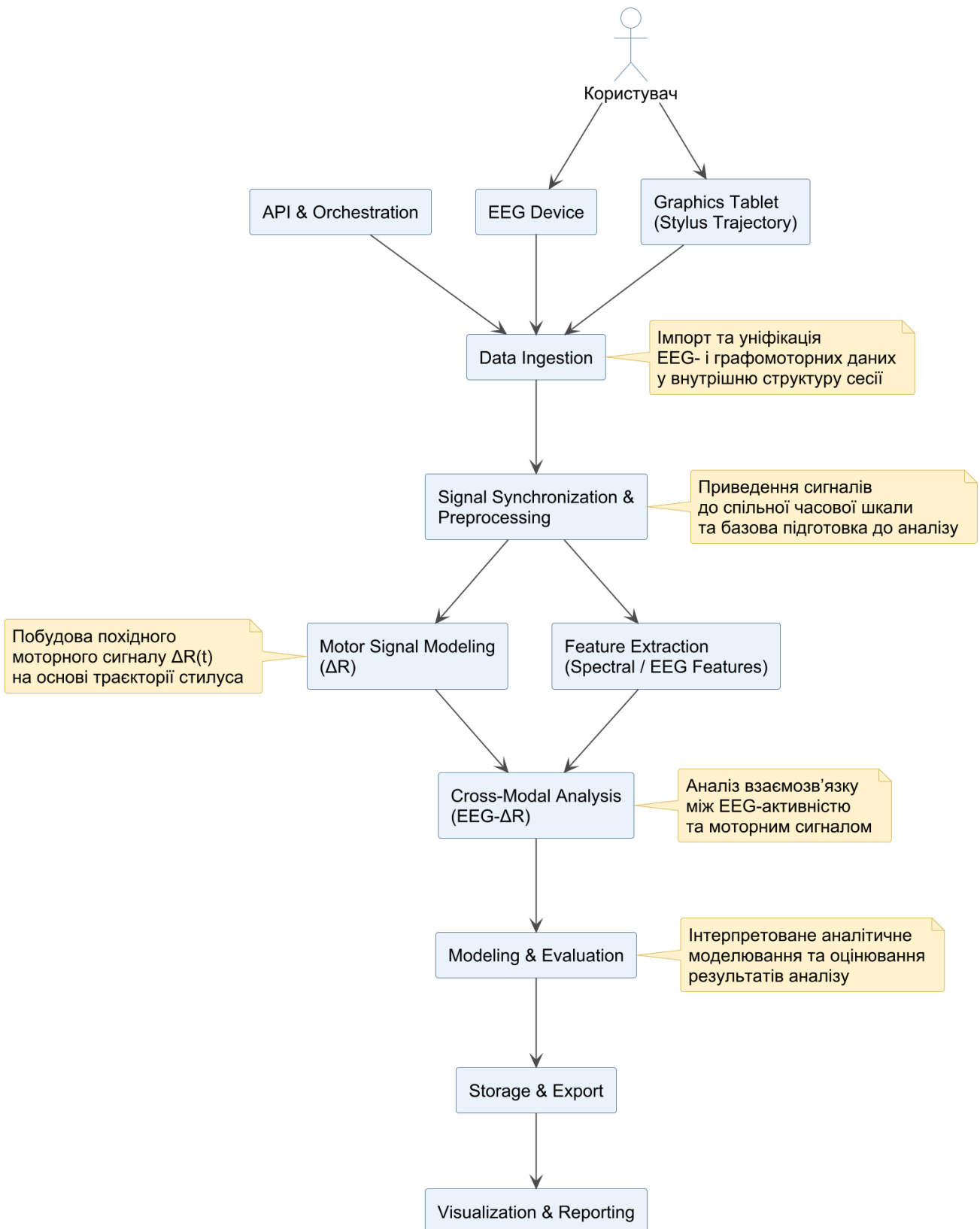


Рис. 3.14 – Діаграма потоків даних у програмному фреймворку мультимодального аналізу EEG та графомоторних сигналів

**Програмні механізми синхронізації сигналів планшета та ЕЕГ.** Синхронізація графомоторних та ЕЕГ-сигналів є необхідною передумовою коректного мультимодального аналізу, оскільки обидва типи даних реєструються незалежними системами з різними частотами дискретизації та власними часовими шкалами.

У запропонованих програмних засобах синхронізація реалізована як багатокрокова процедура, що включає:

- формування єдиної часової шкали;
- вирівнювання потоків даних за контрольними подіями;
- контроль періоду вибірки та виявлення пропусків даних.

**Опис сценарію формування єдиної часової шкали.** Потоки подій стилуса, отримані через бібліотеки JPen/Wintab, містять часові мітки подій малювання. Ці мітки часу приводяться до уніфікованої часової шкали та узгоджуються з часовими мітками ЕЕГ-даних. Початок сеансу запису приймається за момент  $t = 0$ , після чого всі подальші часові відліки обох потоків переводяться до спільної системи координат часу.

**Використання контрольних подій синхронізації.** Для первинного вирівнювання потоків використовуються контрольні події експерименту, зокрема:

- початок запису сесії;
- перший дотик стилуса до поверхні планшета.

Ці події дозволяють встановити початкове співвідношення часових міток між потоками даних планшета та ЕЕГ.

**Контроль частоти дискретизації.** Оскільки події планшета генеруються асинхронно, додатково контролюється період вибірки (sampling period) подій стилуса. Це дозволяє виявляти пропуски подій, які можуть виникати через особливості драйверів або апаратного забезпечення.

Перед міжмодальним аналізом ЕЕГ-сигнали проходять етап перевірки та нормалізації: некоректні значення видаляються або замінюються інтерполяцією,

а канали приводяться до узгодженого масштабу. Для графомоторного потоку контролюється період вибірки, наявність дубльованих подій та пропусків. Додатково виконується перевірка коректності синхронізації за допомогою похідного сигналу  $\Delta R$ , який використовується як технічний індикатор узгодженості сформованих часових рядів.

Методика формалізації метрики  $\Delta R$  та деталі спектрального аналізу наведені у розділі 2; у даному підрозділі вони використовуються як частина програмного механізму верифікації синхронізації сигналів.

Частотний аналіз сигналу  $\Delta R$  у цьому підрозділі використовується не як самостійний діагностичний інструмент, а як допоміжний програмний механізм перевірки якості сесії та узгодженості даних після синхронізації. Наявність очікуваної спектральної структури підтверджує коректність формування часового ряду та придатність сесії до подальшого кореляційного аналізу.

Для первинної оцінки типу тремору значення  $\Delta R(t)$  було проаналізовано у частотній області за допомогою швидкого перетворення Фур'є (FFT).

Експериментальні дані, використані у роботі, показали, що у пацієнтів з хворобою Паркінсона за відсутності медикаментозного лікування спостерігаються чітко виражені спектральні піки в діапазоні 4–6 Гц, що відповідає типовому частотному профілю паркінсонічного тремору. На відміну від цього, інші типи тремору, зокрема екстрапірамідний тремор невизначеної етіології та постенцефалітична хореїформна гіперкінезія, не демонстрували виражених домінантних піків або характеризувалися переважно низькочастотними осциляціями в межах 0,2–1 Гц, що виходять за межі характерних частотних діапазонів PD та ET.

Частотний аналіз є опорним індикатором, який дозволяє зорієнтуватися у типі тремору, але ключова новизна дослідження полягає не в цьому етапі, а у подальшому крос-кореляційному аналізі  $\Delta R$  та каналів ЕЕГ, що дає можливість оцінити мозково-моторні зв'язки та кортикальну синхронізацію.

На рис. 3.15 та 3.16 наявність домінуючого піку 4–6 Гц та вищої амплітуди  $\Delta R$  вказує на активний паркінсонівський тремор.

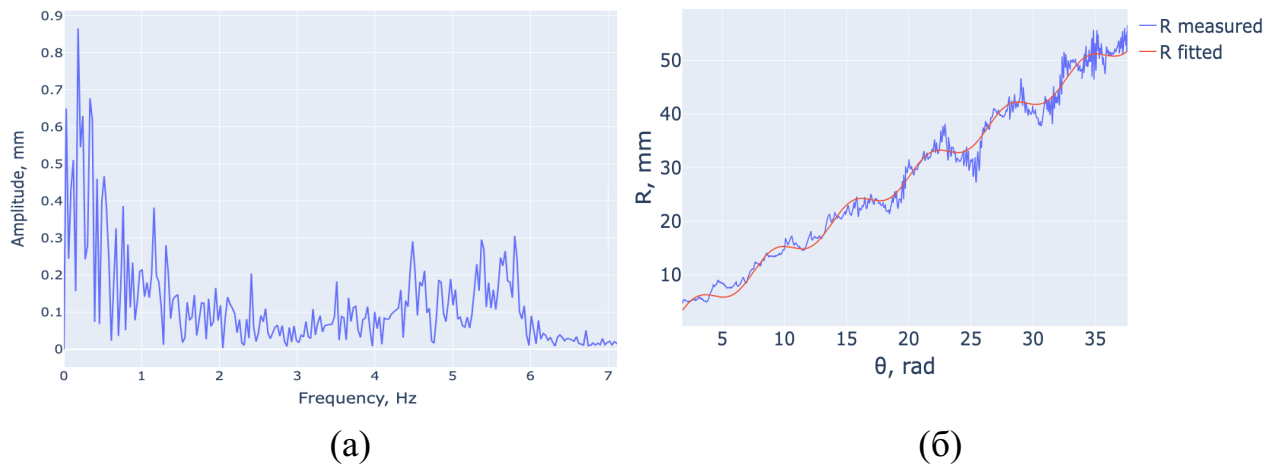


Рис. 3.15 – Приклад спектрального подання сигналу  $\Delta R$  та порівняння вимірної траєкторії з апроксимованою спіраллю для сесії з вираженою треморною компонентою: (а) – спектр  $\Delta R$ ; (б) – фактична та референтна траєкторії

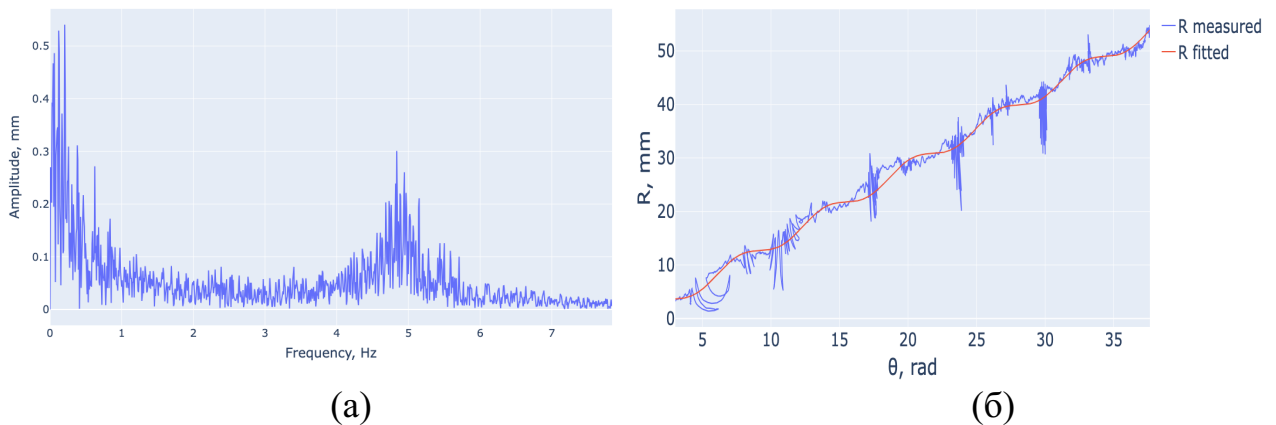


Рис. 3.16 – Приклад сесії №2: частотний спектр сигналу  $\Delta R$  з вираженим піком у діапазоні 4–6 Гц – (а); вимірня радіальна траєкторія у порівнянні з апроксимованою спіраллю, що демонструє збільшені відхилення  $\Delta R$  – (б)

На рис. 3.17 показано стан під час медикаментозного лікування.

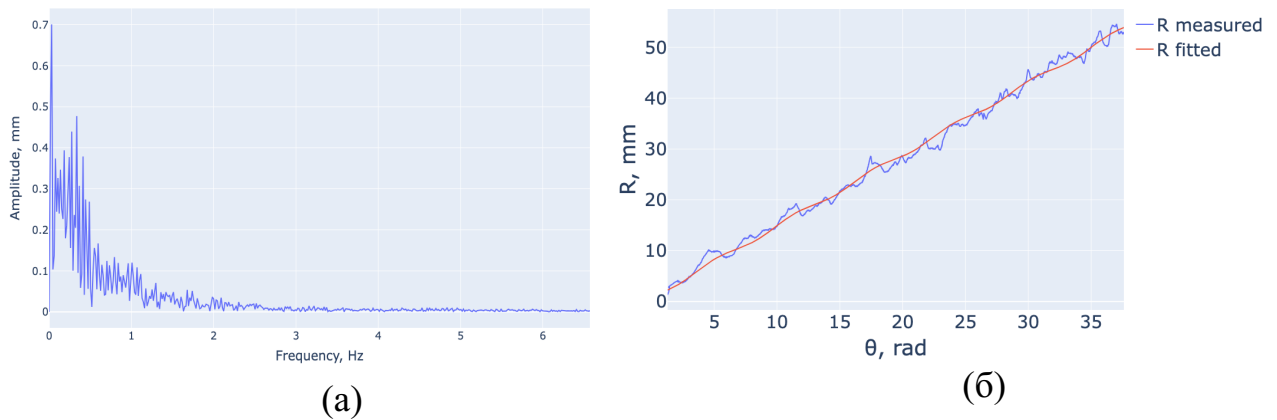


Рис. 3.17 – Приклад аналізу сесії 1: частотне подання сигналу  $\Delta R$  без вираженого піку у діапазоні 4–6 Гц – (а); порівняння виміряної радіальної траєкторії з апроксимованою спіраллю, різниця між якими формує сигнал  $\Delta R$  – (б)

Таке подання демонструє, що параметр  $\Delta R$  формується як різниця між фактичною траєкторією та ідеальною спіраллю, а також показує, що частотний аналіз  $\Delta R$  підтверджує відсутність патологічних треморних осциляцій у стані медикаментозної дії.

**Програмна реалізація модулів аналізу  $\Delta R$ , частотних та кореляційних характеристик сигналів.** Опис методу перетворення координат та визначення радіального відхилення. Модуль аналізу графомоторних даних приймає потік координат стилуса, часових міток і допоміжних параметрів та виконує їх послідовне перетворення у внутрішнє подання, придатне для обчислення похідних сигналів і ознак. Одним із ключових етапів є перехід від декартового подання траєкторії до подання, зручного для аналізу радіальних відхилень від референтної спіралі.

Це перетворення дозволяє аналізувати характер відхилень від ідеальної спіралі Архімеда, що є традиційним методом оцінки тремору.

Для побудови референтної траєкторії використовується апроксимаційний модуль, який формує згладжену спіраль на основі параметрів фактичного руху. Далі обчислюється сигнал радіального відхилення  $\Delta R$ , що надходить до спектрального, кореляційного та ознакового модулів. Формальне математичне подання відповідних процедур наведено у розділі 2, тоді як у цьому підрозділі розглядається їх програмна реалізація.

Сигнал  $\Delta R(t)$  відображає суто мимовільні осциляції, ізольовані від запланованого маршруту руху. Саме цей сигнал використовувався як моторний маркер у подальшому аналізі, включно з частотним та кореляційним.

Для первинної характеристики тремору  $\Delta R$  піддавався спектральному аналізу (FFT) як базовій ознаці. Відомо, що для ХП типовими є піки тремору в діапазоні 4–6 Гц, тоді як для есенціального тремору часто наводять  $\approx 6$ –10 Гц. У цьому дослідженні частотний аналіз розглядається як базова ознака, тоді як основний внесок роботи полягає у подальшому аналізі часових взаємозв'язків  $\Delta R$ –ЕЕГ [91], [120].

Програмна реалізація аналітичної підсистеми побудована як набір окремих модулів.

Модуль  $\Delta R$  виконує перетворення координат стилуса, формування референтної траєкторії, обчислення сигналу радіального відхилення та агрегованих амплітудних характеристик [121].

Спектральний модуль забезпечує аналіз сигналу  $\Delta R$  і ЕЕГ у частотній області, включаючи визначення домінантної частоти, оцінку регулярності коливань та обчислення смугових характеристик ЕЕГ.

На рис. 3.18 зображено крос-кореляційні профілі за умов активного тремору.

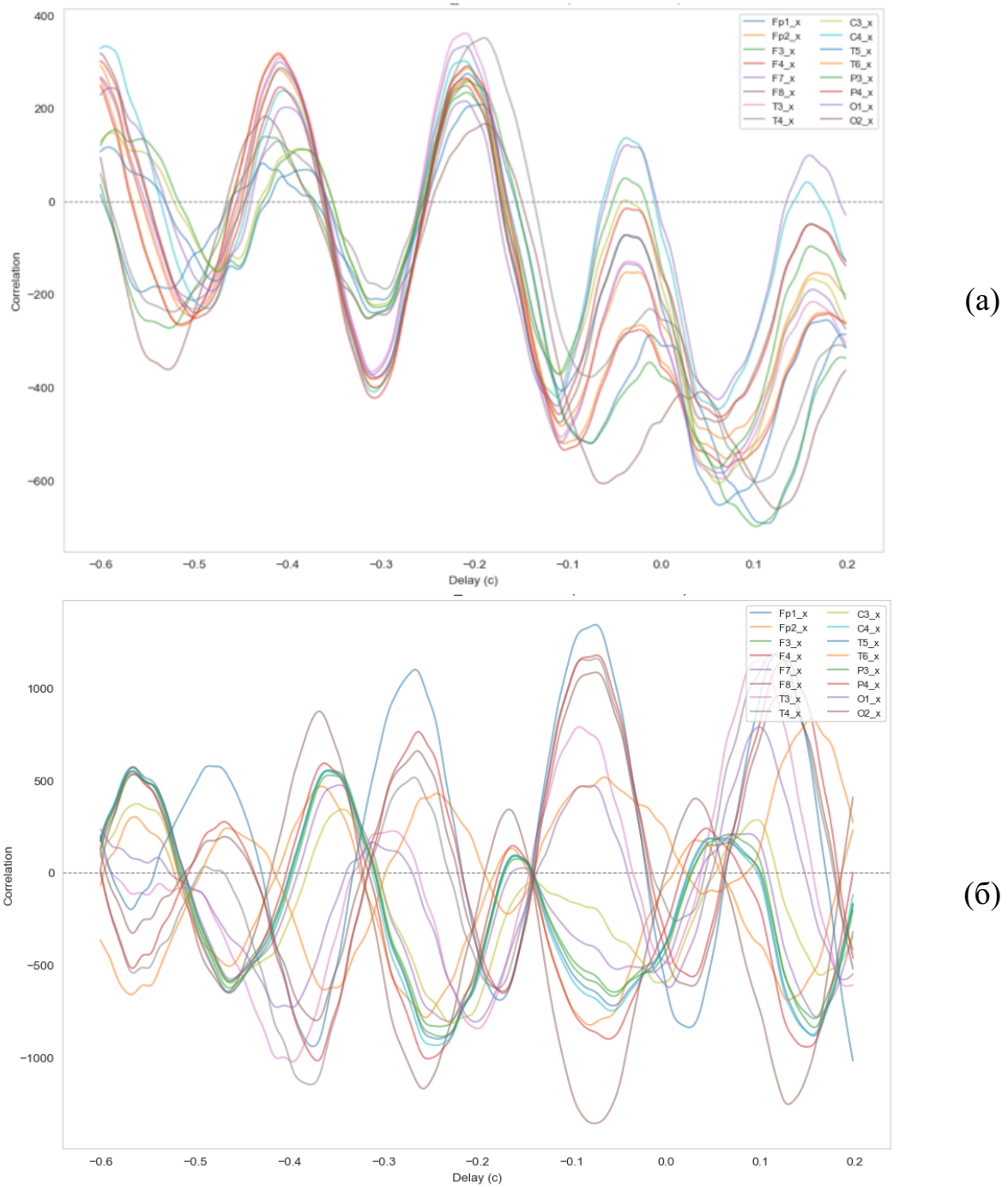


Рис. 3.18 – Приклади міжмодальних крос-кореляційних профілів між  $\Delta R$  та ЕЕГ ( $-600 \dots +200$  мс) за умов активного тремору: запис №1 без медикаментозного лікування – (а); запис №2 без медикаментозного лікування – (б)

Модуль кореляції та зв'язності реалізує міжмодальний аналіз часових залежностей між  $\Delta R$  та ЕЕГ-каналами, формує функції крос-кореляції, оцінює часовий зсув максимуму та, за потреби, обчислює додаткові похідні індикатори структурованості взаємодії.

На рис. 3.19 зображені крос-кореляційні профілі без вираженого тремору.

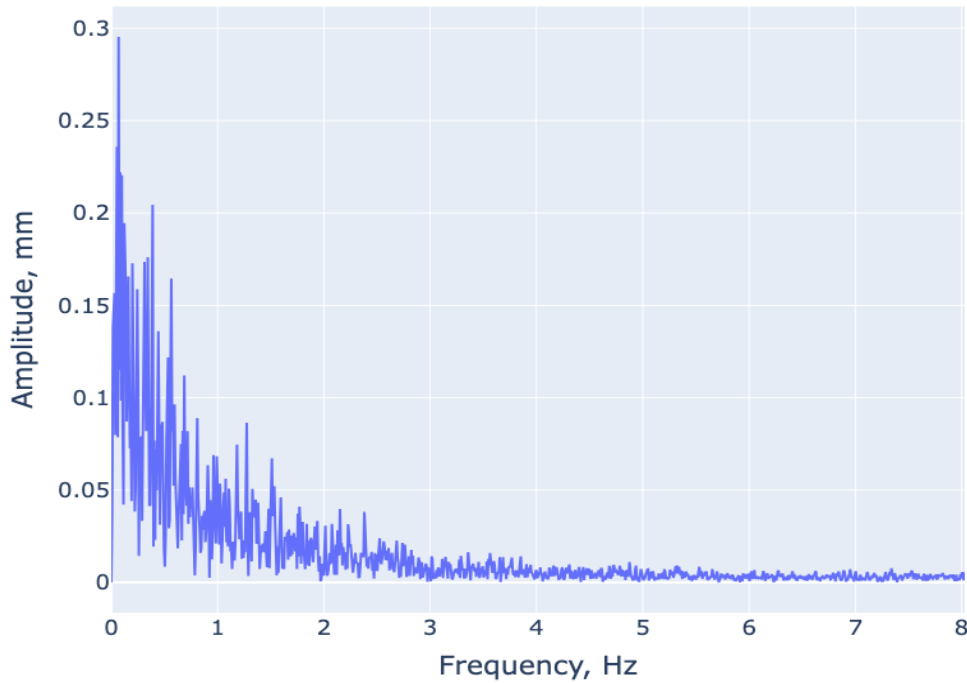


Рис. 3.19 – Крос-кореляційні функції між сигналом  $\Delta R$  та ЕЕГ ( $-600\dots+200\text{мс}$ )

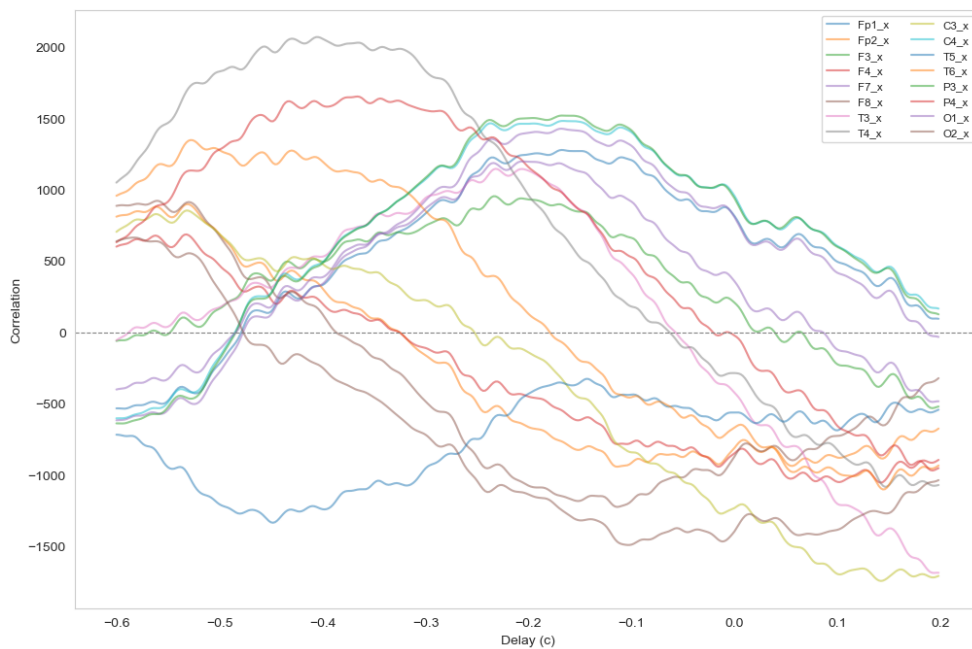
для сесій без вираженого треморного спектрального піку:

запис P1 – (а); запис P3 – (б)

На рис. 3.20 зображено спектр та крос-кореляції Крос-кореляційні функції для сесії без вираженого треморного піку.



(a)



(б)

Рис. 3.20 – Спектральний аналіз крос-кореляції між сигналами  $\Delta R$  та EEG ( $-600\dots+200$  мс): спектр без домінантної компоненти у діапазоні 4–6 Гц – (а); відповідні графіки функції крос-кореляції  $\Delta R$ –EEG – (б)

Для кожного каналу формується крос-кореляційна залежність, яка відображає як силу, так і часовий зсув мозково-моторного зв'язку. Така залежність дає можливість оцінити, наскільки зміни в кортикальній активності випереджають або запізнюються відносно моторних осциляцій, а також визначити характер та ступінь їх узгодженості.

Негативний діапазон часових зсувів у крос-кореляційній функції свідчить про те, що активність ЕЕГ випереджає флуктуації тремору ( $\Delta R$ ), відображаючи кортикальні процеси, які можуть ініціювати або модулювати моторні осциляції.

### 3.4 Моделювання, класифікація та програмна реалізація

Сценарій роботи модуля класифікації включає:

- обчислення та нормалізацію базових моторних ознак на основі  $\Delta R$ ;
- виділення домінантних спектральних характеристик сигналу;
- формування ЕЕГ-ознак та міжмодальних часових параметрів із перевіркою їх узгодженості;
- застосування набору формалізованих правил прийняття рішення;
- формування підсумкового результату класифікації разом із набором пояснювальних характеристик.

Такий підхід забезпечує інтерпретованість правил класифікації, спрощує тестування та дає змогу інтегрувати модуль як у локальний дослідницький сценарій, так і в сервісний API-виклик у межах програмної системи.

Модуль класифікації підтримує як підхід на основі формалізованих правил, так і моделі машинного навчання. У межах експериментальної реалізації були протестовані такі моделі: лінійна регресія та ансамблеві методи (Random Forest). Архітектура модуля дозволяє розширення до використання нейронних мереж.

У перспективі передбачена можливість застосування глибоких моделей (deep learning), зокрема для аналізу часових рядів або графічного представлення траєкторій.

### **Програмні аспекти реалізації та відтворюваності програмної системи.**

Тут узагальнено рішення програмної реалізації, які забезпечують відтворюваність результатів, керованість експериментів та можливість подальшого розширення системи. Основна увага приділяється організації обчислювального конвеєра, модульній структурі програмних компонентів, параметризації методів та уніфікованому представленню сесій даних.

Ефективність реалізації у межах даної роботи розглядається як сукупність програмних та архітектурних підходів, що забезпечують стабільність обчислень, масштабованість пакетної обробки та повторюваність результатів при роботі з багатоканальними записами. До ключових елементів належать модульна організація обробки, контроль якості вхідних даних та конфігураційне керування параметрами аналізу.

**Інтеграція джерел даних.** Графомоторні дані та сигнали ЕЕГ надходять із незалежних підсистем реєстрації. У межах програмної системи вони розглядаються як зовнішні джерела даних, що імпортуються у стандартизованому форматі сесій. Після імпорту виконується уніфікація часових міток, перевірка цілісності потоків та підготовка сигналів до подальшого аналізу. Такий підхід дозволяє відокремити рівень збору даних від рівня їх програмної обробки та спрощує інтеграцію різних апаратних платформ.

**Обчислювальна ефективність ефективність.** Основні обчислювальні процедури (формування сигналу  $\Delta R$ , спектральний аналіз, крос-кореляційні оцінки, формування ознак) реалізовано у векторизованому вигляді з використанням бібліотек числових обчислень Python. Такий підхід дозволяє уникнути значної кількості інтерпретованих циклів та забезпечує прийнятну обчислювальну складність навіть для багатоканальних ЕЕГ-записів і тривалих сесій.

**Організація конвеєра обробки.** Програмна система побудована як послідовність незалежних етапів обробки даних. Типовий сценарій включає імпорт сесії, синхронізацію сигналів, попередню обробку, обчислення ознак,

аналітичну обробку та формування результатів. Така модульна структура спрощує тестування окремих компонентів, повторне виконання експериментів та розширення функціональності системи.

**Організація збереження результатів.** Для кожної сесії зберігаються сирі сигнали, синхронізовані часові ряди, похідні сигнали та сформовані вектори ознак разом із метаданими та параметрами обробки. Це забезпечує можливість повторного аналізу та перевірки результатів без повторного виконання процедури збору даних.

**Програмна архітектура та модульність.** Програмна система реалізована у вигляді модульного Python-фреймворку, де окремі етапи аналізу представлені як незалежні компоненти з визначеними вхідними та вихідними структурами даних. Така архітектура спрощує повторне використання програмних модулів аналізу, автоматизоване тестування та пакетну обробку великої кількості сесій. Аналітичні функції можуть використовуватися як локально у дослідницькому середовищі, так і через програмний інтерфейс (API).

**Конфігураційне керування параметрами аналізу.** Усі ключові параметри обробки винесено у конфігураційний рівень системи. До них належать частотні діапазони аналізу, параметри фільтрації, довжини часових вікон, набір обчислюваних ознак та режими збереження результатів. Це дозволяє виконувати серійні експерименти з різними конфігураціями без модифікації програмного коду та забезпечує контроль версій параметрів аналізу.

**Масштабованість програмної архітектури.** Незалежність модулів, стандартизовані формати проміжних даних та параметризовані сценарії обробки створюють основу для масштабування програмної системи. Аналітичні модулі можуть бути використані як локально, так і у серверному або хмарному середовищі, що дозволяє виконувати пакетну обробку великої кількості сесій та інтегрувати систему у розподілені обчислювальні середовища, зокрема з використанням хмарної інфраструктури.

### 3.5 Тестування та забезпечення відтворюваності програмної системи

Тестування програмної системи мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів організовано з урахуванням модульної архітектури системи та орієнтації на відтворюваність обчислювальних результатів. Основною метою тестування є перевірка коректності окремих компонентів, стабільності їх роботи та незалежності від змін у інших частинах системи.

**Підхід до тестування програмної системи.** У системі застосовано підхід, що базується на використанні модульного тестування (unit testing), при якому перевіряються окремі компоненти системи незалежно від повного ланцюга викликів.

Такий підхід дозволяє:

- локалізувати помилки на рівні окремих методів;
- зменшити залежність тестів від змін у суміжних підсистемах;
- забезпечити можливість поступового розширення функціональності без необхідності суттєвого переписування тестів.

**Ізольоване тестування компонентів.** Ключовою особливістю тестування є ізольована перевірка компонентів системи. На рис. 3.21 показано підхід до ізольованого тестування компонентів програмної системи.

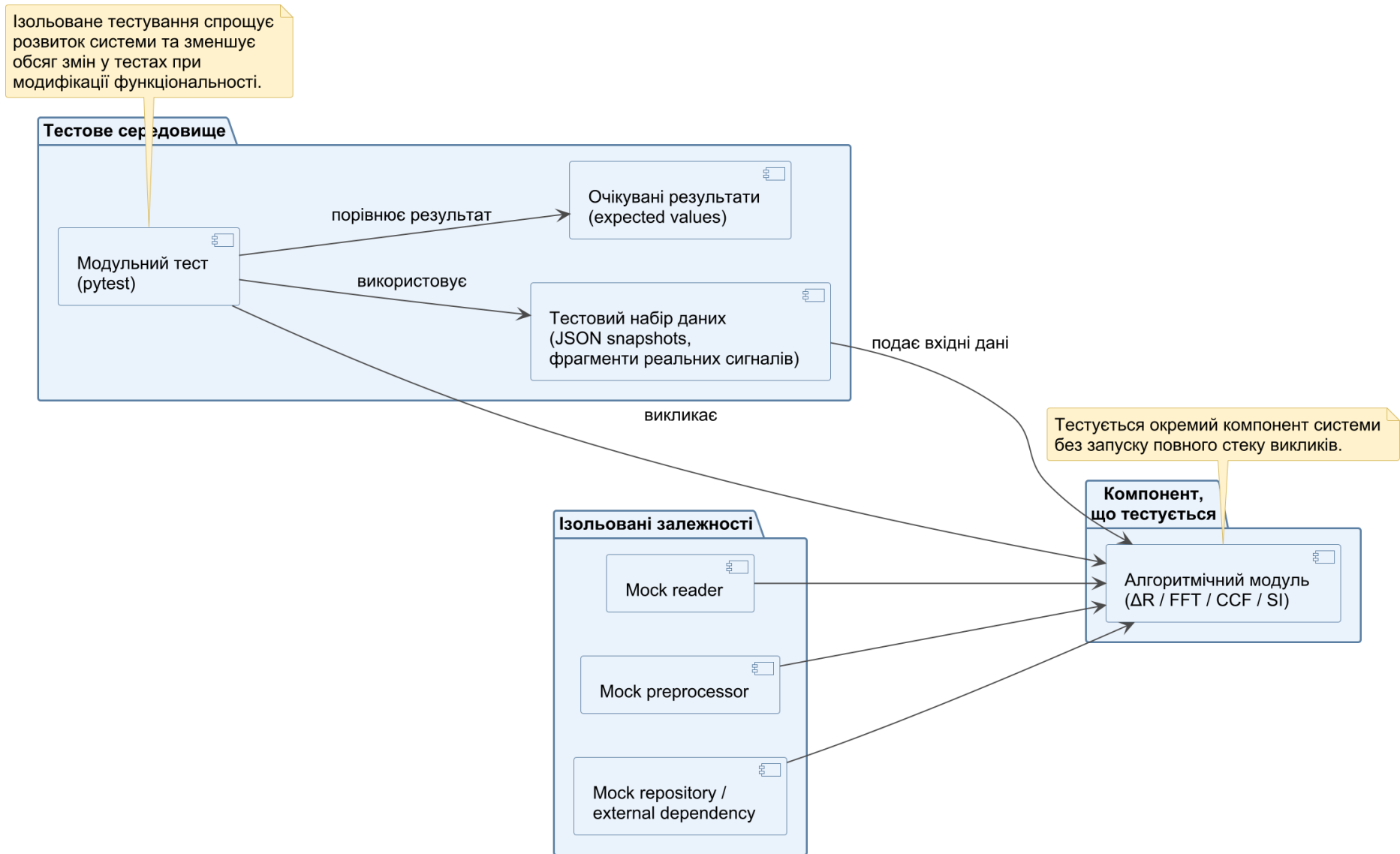


Рис. 3.21 – Діаграма компонентів ізольованого тестування програмної системи

Кожен модуль аналізу (обчислення  $\Delta R$ , спектральний аналіз, крос-кореляція, обчислення індексу синусоїдальності) тестується окремо, без залучення повного обчислювального конвеєра.

Залежності між компонентами при тестуванні замінюються тестовими об'єктами (mock-об'єктами), що дозволяє:

- відтворювати контрольовані вхідні дані;
- уникати впливу зовнішніх факторів;
- перевіряти поведінку окремого модуля незалежно від інших частин системи.

У середовищі Python це реалізується із використанням стандартних засобів модульного тестування (бібліотеки `pytest`) та механізмів підміни залежностей (`mocking`).

Окремий модуль перевіряється незалежно від повного стеку викликів, а його зовнішні залежності замінюються mock-об'єктами. Як вхідні дані використовуються фіксовані тестові набори, сформовані на основі фрагментів реальних сигналів та збережених у JSON знімок. Результати тестування порівнюються з очікуваними значеннями.

Такий підхід дозволяє уникнути тестування повного стеку викликів, що є критично важливим для систем із складною обчислювальною логікою. У протилежному випадку навіть незначні зміни в реалізації можуть призводити до необхідності модифікації великої кількості тестів.

**Використання реальних даних у тестуванні.** Для підвищення достовірності тестування використовуються дані (див. додатки А, Г), отримані під час реальних експериментальних досліджень. Це дозволяє перевіряти методи в умовах, максимально наближених до практичного використання системи, а також забезпечує можливість виконання регресійного тестування при зміні методів або їх параметрів.

Тестові дані включають:

- сирі записи ЕЕГ та графомоторних сигналів;

- синхронізовані часові ряди;
- результати обробки на різних етапах обчислювального конвеєра.

**Організація тестових наборів даних.** Тестові набори даних організовано у вигляді фіксованих зрізів (snapshots), що включають як вхідні дані, так і очікувані результати їх обробки. Такий підхід дозволяє реалізувати регресійне тестування шляхом порівняння поточних результатів із зафіксованими еталонними значеннями.

В тестах використовуються:

- фрагменти вхідних сигналів;
- попередньо обчислені значення ознак;
- агреговані результати аналізу.

Такі дані зберігаються у структурованому форматі (наприклад, JSON), що дозволяє:

- забезпечити зручне використання у тестах;
- фіксувати очікувані результати обчислень;
- виконувати автоматичне порівняння фактичних та очікуваних значень у рамках регресійного тестування.

**Забезпечення стабільності та відтворюваності результатів.** Застосований підхід до тестування у поєднанні з використанням системи контролю версій дозволяє забезпечити стабільність та відтворюваність результатів обробки.

Фіксація тестових даних та очікуваних результатів у поєднанні з конкретною версією програмної реалізації дозволяє повторно виконувати обчислення та перевіряти їх узгодженість при внесенні змін у систему.

Це створює основу для контрольованого розвитку програмної системи, при якому розширення функціональності або модифікація методів не призводить до втрати коректності вже реалізованих компонентів.

### **3.6 Хмарна масштабована архітектура обробки мультимодальних когнітивно-моторних сигналів**

Обробка мультимодальних когнітивно-моторних сигналів, що поєднують електроенцефалографічні записи (ЕЕГ) та графомоторні траєкторії (метрика  $\Delta R$ ), потребує виконання значного обсягу обчислювальних операцій над синхронізованими масивами даних різної природи та різної частотної дискретизації. Програмні методи, розроблені в межах дисертаційної роботи, доповнено високопродуктивною хмарною архітектурою, орієнтованою на масштабованість, відтворюваність та підтримку телемедичних сценаріїв використання.

Запропонована архітектура реалізована за принципами cloud-native та serverless-підходу із використанням інфраструктури AWS [122]. В її основі лежить API-орієнтована модель виконання аналітичних процедур, при якій зовнішні дослідницькі або прикладні застосунки взаємодіють із системою виключно через стандартизовані та автентифіковані програмні інтерфейси. Такий підхід забезпечує формалізацію аналітичного процесу, ізоляцію обчислювальних модулів та контроль доступу до даних.

Запропонована архітектура також створює передумови для інтеграції ML-моделей у вигляді сервісів (машинне навчання як сервіс), що дозволяє виконувати класифікацію або прогнозування у хмарному середовищі.

На рис. 3.22 подано компонентну модель безсерверної архітектури платформи.

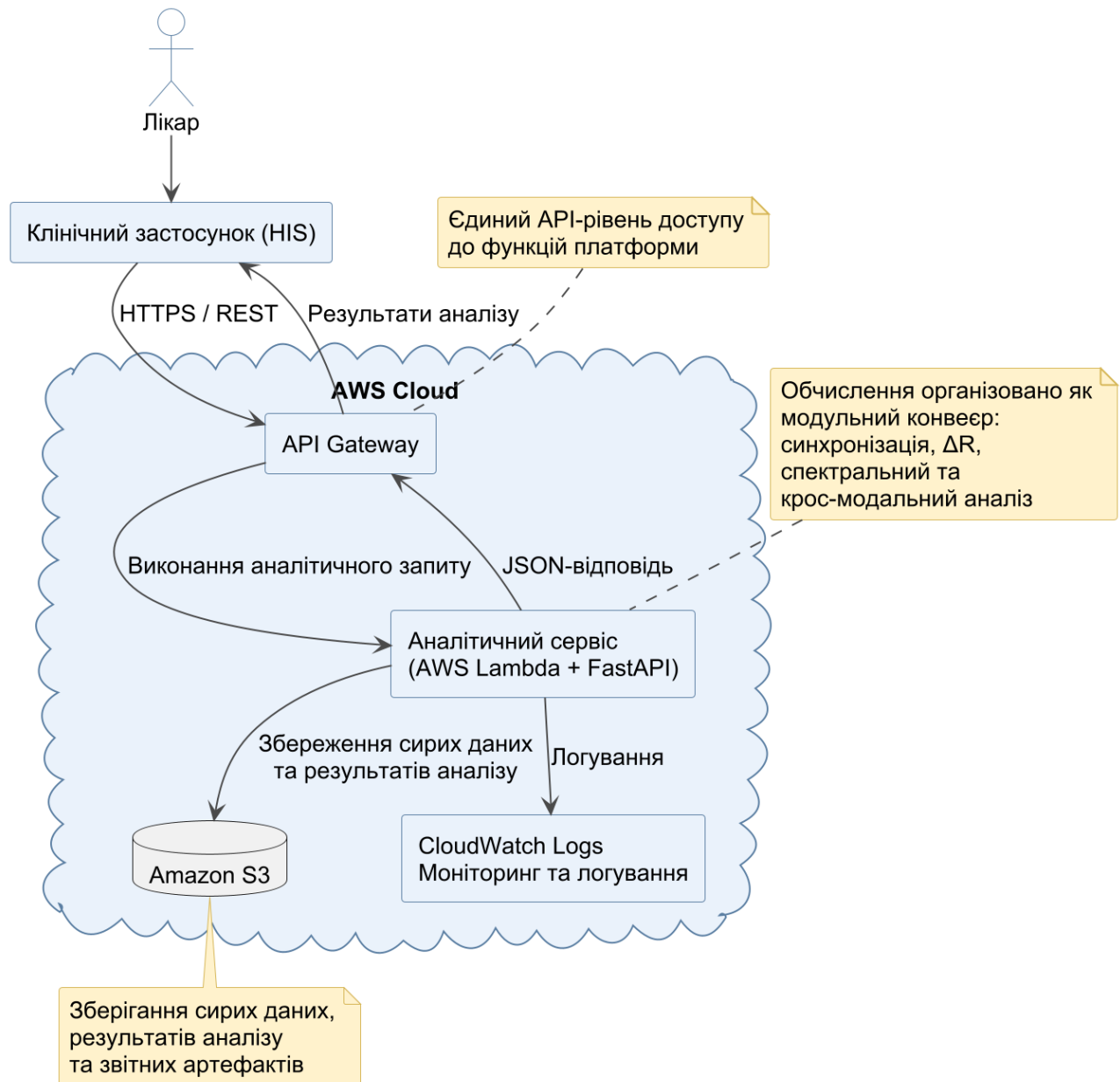


Рис. 3.22 – Компонентна діаграма безсерверної архітектури мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів

Сценарій хмарного виконання аналітичного запиту, наведений на рис.3.23, був представлений здобувачем на конференції «Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice» [123].

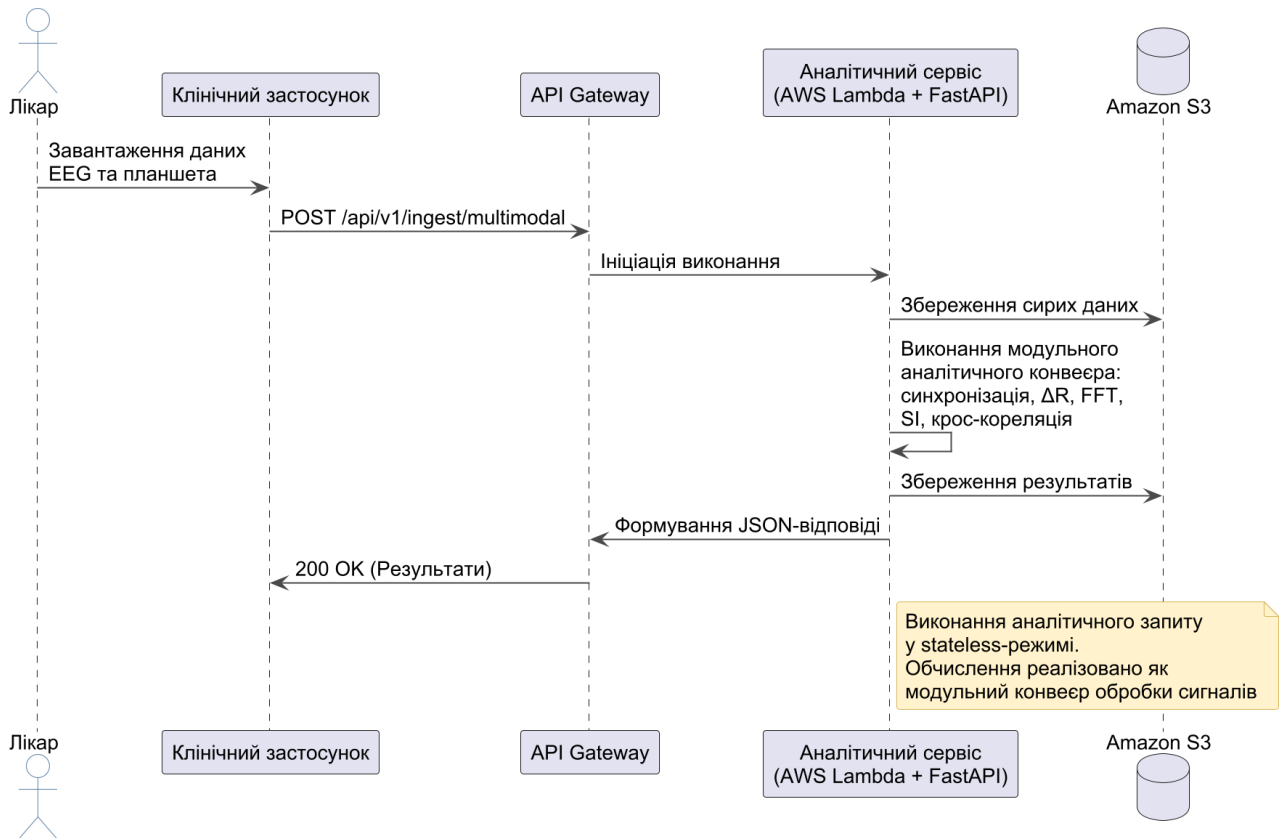


Рис. 3.23 – Діаграма послідовності хмарного виконання запиту мультимодального аналізу EEG та графомоторних сигналів

Програмне рішення складається з таких логічних компонентів:

- модуль прийому та валідації даних;
- модуль синхронізації EEG і графомоторного потоку;
- модуль обчислення  $\Delta R$ ;
- модуль частотного аналізу (FFT, Welch);
- модуль розрахунку індексу синусоїдальності;
- модуль крос-кореляції  $\Delta R$  – EEG;
- модуль агрегування результатів і формування структурованої відповіді.

Кожен аналітичний запит виконується у stateless-режимі. Це означає, що обчислювальний сервіс не зберігає внутрішній стан між викликами, а повністю визначається вхідними параметрами запиту. Такий підхід гарантує

детермінованість результатів, ізоляцію сесій і можливість горизонтального масштабування.

**Розширена модель API-взаємодії.** Аналітичні процедури інкапсульовані у формалізовані REST-ендпоінти. Основний ендпоінт має вигляд:

- POST /api/v1/analysis

Структура запиту показана на рис. 3.24.

```
{
  "session_id": "UUID",
  "sampling": {
    "eeg_frequency_hz": 500,
    "tablet_frequency_hz": 220
  },
  "eeg": {
    "channels": ["O1", "O2", "P3", "P4"],
    "data": [[...], [...], [...], [...]]
  },
  "tablet": {
    "time": [...],
    "x": [...],
    "y": [...]
  },
  "processing": {
    "fft_method": "welch",
    "window_size": 256,
    "overlap": 0.5,
    "correlation_method": "fft"
  }
}
```

Рис. 3.24 – Структура запиту

Окрім основного ендпоінту, передбачені допоміжні API:

- POST /api/v1/preprocess
- POST /api/v1/spectral
- POST /api/v1/correlation
- GET /api/v1/session/{id}

Структура відповіді показана на рис. 3.25.

```

{
  "delta_r": {
    "mean": 1.24,
    "std": 0.35,
    "max": 2.81
  },
  "sinusoidality_index": 0.78,
  "spectral": {
    "dominant_frequency_hz": 4.6,
    "spectral_power": 12.4
  },
  "eeg_motor_correlation": {
    "max_corr": 0.62,
    "lag_ms": 84
  },
  "processing_time_ms": 143
}

```

Рис. 3.25 – Структура відповіді

Це дозволяє:

- виконувати частковий аналіз;
- тестувати окремі модулі;
- проводити batch-обробку;
- повторно відтворювати обчислення для конкретної сесії.

Забезпечення високопродуктивності

Високопродуктивність у межах запропонованої системи реалізується через:

- паралельне виконання обчислень FFT для різних сегментів;
- ізоляцію кожного запиту в окремому середовищі виконання;
- горизонтальне масштабування при збільшенні навантаження;
- асинхронну обробку великих масивів ЕЕГ;
- використання оптимізованих бібліотек чисельного аналізу.

Особливо важливою є можливість одночасної обробки кількох незалежних сесій без зниження продуктивності. При цьому кожна сесія має незалежний обчислювальний контекст.

Архітектура побудована на принципі відокремлення математичних методів, API-інтерфейсу та деталей хмарної інфраструктури.

Математичні модулі реалізовані як чисті функції Python, що забезпечує тестованість, переносимість, відсутність прихованих залежностей, однаковий результат при локальному та хмарному виконанні.

Це відповідає принципам інженерії програмного забезпечення:

- модульності,
- слабкого зв'язування,
- високої когезії,
- повторного використання компонентів.

Віддалена обробка даних і стандартизація аналітики. Хмарна реалізація дозволяє здійснювати віддалене завантаження сесій, автоматично генерувати стандартизовані звіти, централізовано зберігати дані, забезпечувати контроль версій методів розрахунку показників.

Метрики  $\Delta R$  та індекс синусоїдальності описані у формі, що їх розрахунок є визначеним і повторюваним. Це знижує суб'єктивний вплив користувача на первинну кількісну оцінку, хоча остаточне рішення залишається за користувачем системи.

Розроблене програмне рішення мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів інтегрує:

- математичні моделі  $\Delta R$  та ЕЕГ взаємодії;
- модульну програмну архітектуру;
- високопродуктивну хмарну serverless-інфраструктуру;
- API-контрактну модель виконання;
- підтримку телемедичних сценаріїв.

Поєднання математичної формалізації сигналів із принципами cloud-native виконання дозволяє трансформувати дослідницький аналітичний підхід у масштабовану, відтворювану та інженерно обґрунтовану систему аналізу мультимодальних сигналів.

**Потокова архітектура обробки мультимодальних когнітивно-моторних сигналів.** У попередньому описі було обґрунтовано хмарну високопродуктивну архітектуру обробки мультимодальних когнітивно-моторних сигналів, орієнтовану переважно на сесійний режим аналізу даних. Подальший розвиток цієї архітектури зумовлений необхідністю переходу від статичних агрегованих показників до потокової обробки сигналів у режимі, наближеному до реального часу (рис. 3.26).

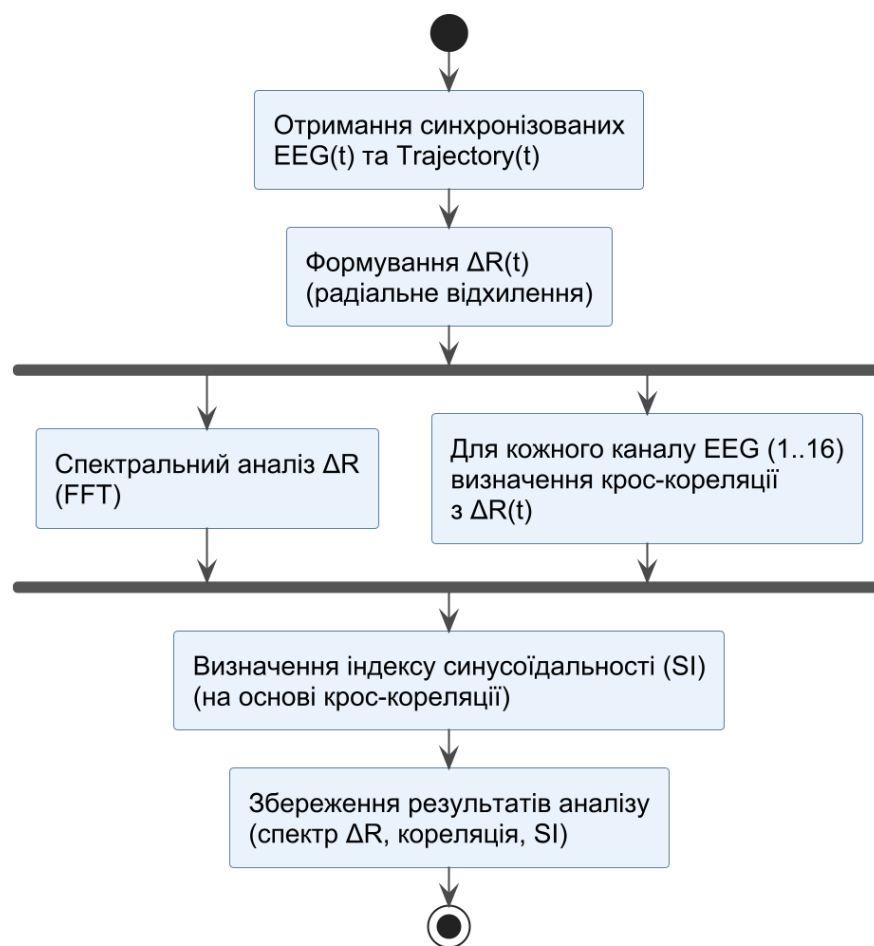


Рис. 3.26 – Діаграма діяльності обчислювального процесу потокової обробки мультимодальних сигналів  $\Delta R$  – EEG

Запропонована потокова модель є розширенням попередньо описаної serverless-архітектури та зберігає її принципи модульності, API-орієнтованості та масштабованості.

Результати розширення архітектурного рішення були представлені на міжнародній науковій конференції «Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives» [124], де обґрунтовано перехід від пакетної (batch) обробки до потокової моделі аналізу мультимодальних сигналів із використанням serverless-технологій Amazon Web Services. Запропонована архітектура передбачає передавання сигналів з клієнтських пристроїв (мобільна ЕЕГ-система, графічний планшет) через WebSocket-з'єднання, кероване Amazon API Gateway, із подальшою маршрутизацією поточкових даних до сервісу Amazon Kinesis Data Streams. Kinesis забезпечує впорядковану обробку подій, буферизацію, горизонтальне масштабування та механізми керування пропускнуою здатністю. Подальший аналіз здійснюється функціями AWS Lambda у режимі вікон тривалістю 2–4 секунди. Це дає можливість виконувати спектральний аналіз, крос-кореляцію та обчислення індексу синусоїдальності без перевищення допустимих затримок. При цьому обчислення всередині функцій AWS Lambda організовано у вигляді модульного обчислювального конвеєра, аналогічного до описаного у попередньому підрозділі.

Експериментальні дані показали, що навіть одна двохвилинна сесія генерує десятки тисяч часових відліків для кожного каналу, а обсяг ЕЕГ-файлів становить від 4 до 10 МБ на запис. Це суттєво перевищує обсяг графомоторних даних. У разі безперервного моніторингу обсяг даних може досягати 150–300 МБ за годину та кількох гігабайтів на добу на одну сесію. Це формує вимоги до архітектури системи. За таких умов система переходить від моделі сесійної аналітики до моделі потокової аналітики сигналів. З'являються вимоги до впорядкованого приймання даних, буферизації та горизонтального масштабування.

Формальний аналіз обчислювальної складності основних модулів (FFT-розкладання  $O(N \log N)$ , крос-кореляція через FFT  $O(16 \cdot N \log N)$ , обчислення індексу синусоїдальності  $O(N)$ ) підтверджує можливість реалізації такої потокової обробки без втрати продуктивності (рис. 3.26 ілюструє структуру обчислювального процесу). Перехід до потокової моделі дає змогу інтерпретувати нейромоторні показники не лише як статичні сесійні величини, а як часові функції  $SI(t)$  та  $Corr(t)$ . Це відкриває можливість довготривалого моніторингу, виявлення подій синхронізації та побудови автоматизованих діагностичних систем.

На рис. 3.27 зображено діаграму обчислювального процесу розширеної архітектури.

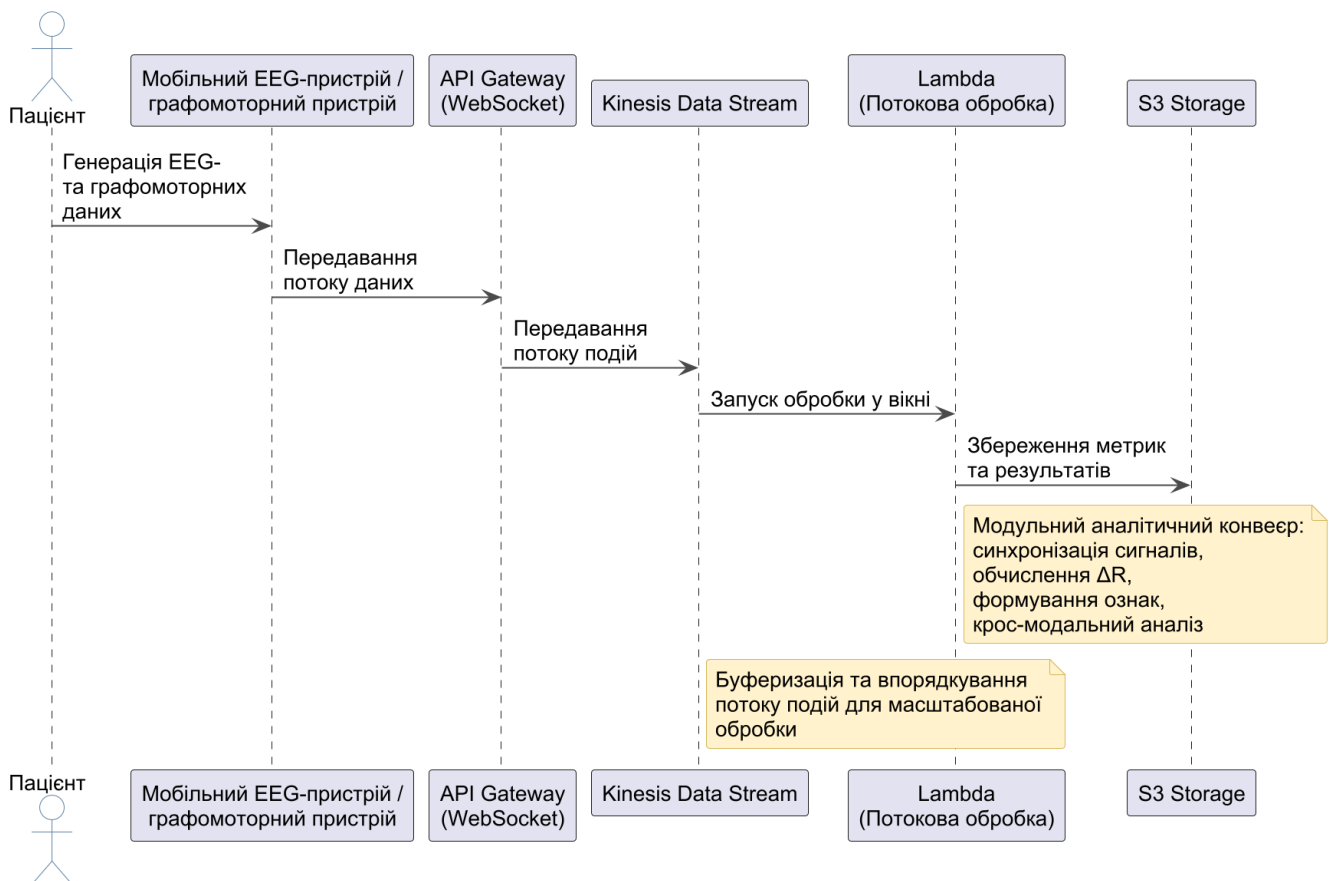


Рис. 3.27 – Діаграма обчислювального процесу потокової обробки мультимодальних сигналів

Запропоноване розширення архітектури поєднує методи цифрової обробки сигналів із принципами інженерії програмного забезпечення. Забезпечується масштабованість, продуктивність та готовність до впровадження у розподілених програмних системах аналізу даних.

### **3.7 Взаємодія користувача з програмною системою**

**Формалізація ітеративного циклу роботи користувача з програмними засобами аналізу когнітивно-моторних сигналів.** У процесі практичного застосування програмних засобів мультимодального аналізу важливою вимогою є можливість швидко адаптувати сценарій обробки до різних умов експерименту, типів сесій та конфігурацій аналізу без внесення змін до програмного коду. У межах даної роботи така адаптація забезпечується не шляхом модифікації програмного коду, а за рахунок формалізації ітеративного циклу взаємодії користувача з програмними засобами та параметризації основних етапів обробки даних.

Запропоновані програмні засоби реалізують замкнений ітеративний цикл аналізу когнітивно-моторних сигналів, у якому користувач системи виступає активним учасником процесу прийняття рішень, а програмна система забезпечує автоматизовану обробку, візуалізацію та збереження результатів. Такий підхід відповідає концепції «людина в контурі» програмних систем та орієнтований на забезпечення відтворюваності й масштабованості досліджень.

Ітеративний цикл роботи програмної системи складається з таких основних етапів:

- збір мультимодальних даних;
- запуск сценарію автоматизованої обробки;
- формування ознак і результатів аналізу;
- візуалізація та перегляд результатів;
- коригування параметрів або сценарію обробки;

- повторний запуск аналізу для нових або оновлених даних.

Ключовою особливістю запропонованого підходу є те, що кожен етап ітеративного циклу підтримує конфігураційне налаштування. Користувач має можливість змінювати параметри аналізу (частотні діапазони, часові вікна, типи фільтрів, вибір метрик), сценарії обробки даних та протоколи експерименту без втручання у програмну реалізацію системи. Це забезпечує адаптацію програмної системи до нових вимог предметної області та різних клінічних сценаріїв використання.

Ітеративний процес роботи програмних засобів подамо як відображення:

$$C_{k+1} = \mathcal{F}(C_k, P, D_k), \quad (3.1)$$

де  $C_k$  – стан програмної системи на  $k$ -тій ітерації (включає обраний сценарій аналізу та поточні результати);

$D_k$  – множина мультимодальних даних, отриманих на  $k$ -тій ітерації (графомоторні та ЕЕГ-сигнали);

$P$  – вектор конфігураційних параметрів системи (частотні діапазони, часові вікна, набір метрик, параметри фільтрації);

$\mathcal{F}(\cdot)$  – оператор ітеративного аналізу, який реалізує збір даних, обробку, візуалізацію та підтримку прийняття рішень користувачем.

При цьому вектор параметрів  $P$  задається користувачем і залишається відокремленим від програмної реалізації, що забезпечує адаптацію програмних засобів до змінних вимог без модифікації програмного коду.

Формалізація ітеративного циклу дозволяє стандартизувати послідовність дій користувача, зменшити кількість ручних операцій і забезпечити відтворюваність результатів при повторних запусках аналізу. Такий підхід є важливим для серійних експериментів, порівняння сесій, аналізу змін стану та тестування різних конфігурацій обробки.

Запропоновані програмні засоби реалізують інженерно формалізований ітеративний цикл аналізу когнітивно-моторних сигналів, який забезпечує гнучкість, конфігурованість, масштабованість та адаптацію до змінних вимог без модифікації програмного коду. Це відповідає сучасним принципам проектування програмних систем у галузі інженерії програмного забезпечення.

**Демонстраційне клієнтське програмне забезпечення для візуалізації результатів мультимодального аналізу.** Для забезпечення доступу користувача (лікаря або дослідника) до результатів мультимодального аналізу було реалізовано демонстраційне клієнтське програмне забезпечення у вигляді веб-додатку на базі бібліотеки Streamlit [125].

На відміну від основної обчислювальної підсистеми, яка реалізована у вигляді Python-фреймворку та API-сервісів, клієнтський модуль виконує роль інтерфейсу взаємодії з користувачем і не містить складної обчислювальної логіки. Такий підхід відповідає принципу розділення відповідальності між обчислювальним ядром системи та рівнем представлення.

Архітектурно клієнтський застосунок реалізує модель «тонкого клієнту», у якій всі обчислення виконуються на серверній стороні, а клієнт відповідає за ініціацію запитів до API, передачу даних (ЕЕГ та графомоторних сигналів або їх попередньо збережених фрагментів) та візуалізацію отриманих результатів.

Взаємодія з серверною частиною здійснюється через HTTP API із використанням структурованих запитів та відповідей (JSON), що забезпечує незалежність клієнтського застосунку від внутрішньої реалізації методів.

Використання Streamlit [125] дозволило швидко реалізувати інтерфейс без необхідності розробки окремого фронтенд-фреймворку, що відповідає задачі створення демонстраційного та дослідницького інструменту. Компонентна діаграма зображена на рис. 3.28.

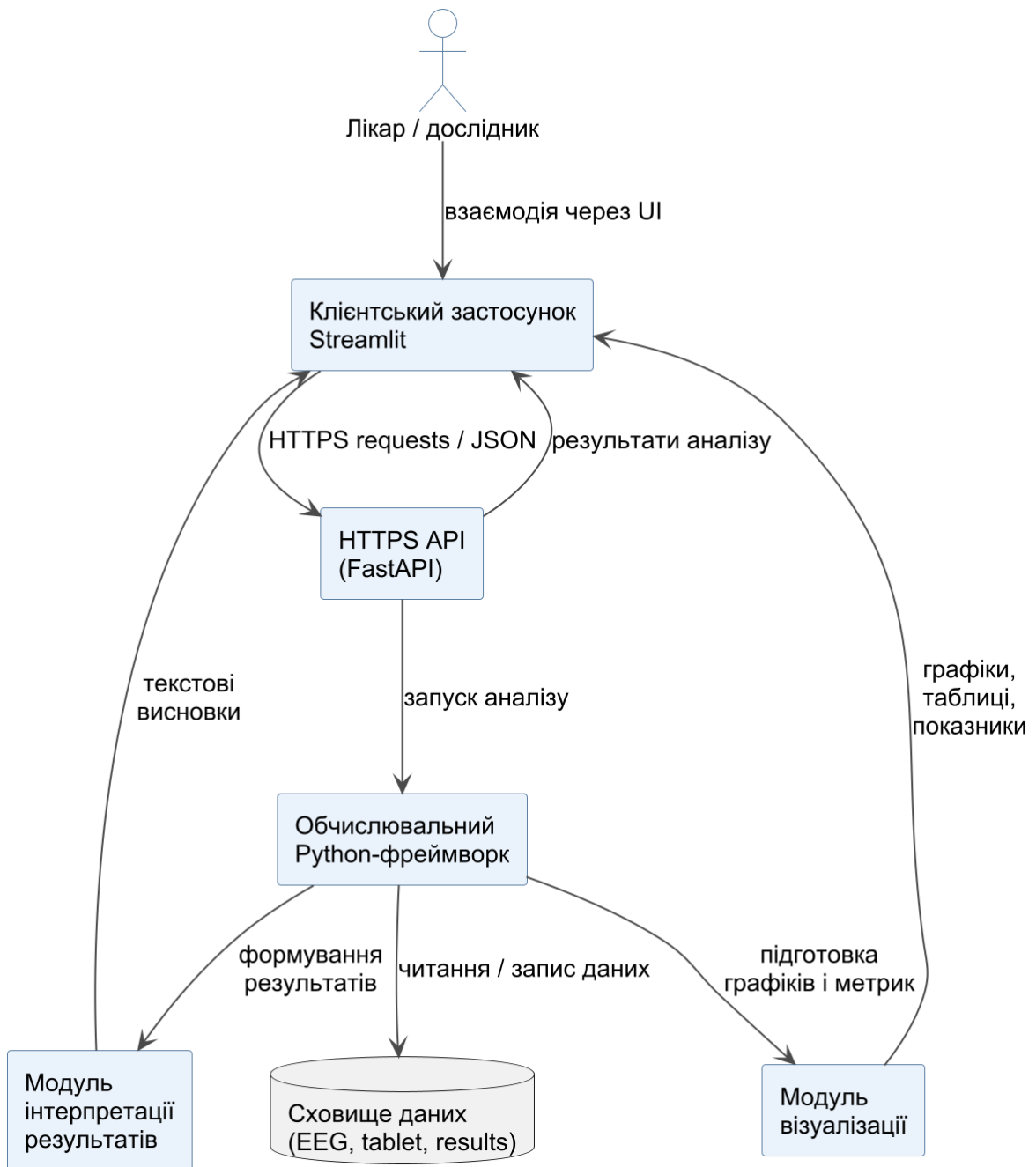


Рис. 3.28 – Діаграма компонентів клієнтського застосунку

Основні функціональні можливості клієнтського програмного забезпечення включають:

- завантаження або вибір записів пацієнтів;
- запуск обчислювального конвеєра аналізу;

- відображення часових та частотних характеристик сигналів;
- візуалізацію результатів крос-кореляційного аналізу;
- відображення інтегральних показників (наприклад індексу синусоїдальності).

Розроблене демонстраційне програмне забезпечення (рис. 3.29) забезпечує практичний доступ до функціональності мультимодального аналізу та підтверджує можливість інтеграції запропонованої архітектури у прикладні сценарії використання.

**Input Data**

1. Select EEG file

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • CSV, TXT, EDF, J...

Browse files

eeg6.txt  
4.1MB

2. Select tablet file

Drag and drop file here  
Limit 200MB per file • CSV, TXT, JSON

Browse files

6.txt  
311.4KB

3. Patient name

Record №1

Diagnosis date

2024/07/25

Run analysis

## Multimodal Tremor Analysis Client

Demonstration client for EEG + tablet multimodal analysis

**Current Session**

Patient: Record №1 Diagnosis date: 2024-07-25

Analysis completed.

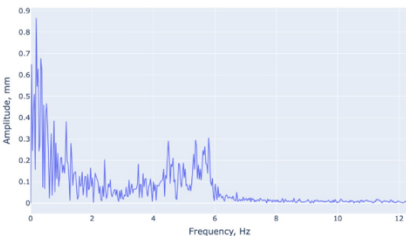
Detected tremor peak

### 5.03 Hz

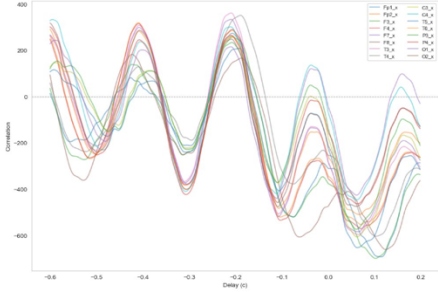
Sinusoidality index

### 0.215

**1. Spectral Diagram**



**2. Cross-Correlation Diagram**



**3. Sinusoidality Index**

Calculated sinusoidality index: 0.215

**Interpretation Preview**

- A tremor-related spectral peak is visible near 5.03 Hz.
- The sinusoidality index equals 0.215.

Рис. 3.29 – Приклад виконання клієнтського застосунку для запису №1

Важливою особливістю є те, що клієнтський модуль не прив'язаний до конкретної реалізації методів і може бути використаний як універсальний інтерфейс для різних конфігурацій обчислювального ядра системи.

### **3.8 Інтеграція програмної платформи з медичними інформаційними системами (на прикладі OpenMRS)**

Для демонстрації практичного застосування розробленого програмного фреймворку мультимодального аналізу запропоновано інтеграцію з відкритою медичною інформаційною системою OpenMRS [126].

OpenMRS є відкритою платформою класу електронних медичних записів (Electronic Medical Record, EMR), що використовується для зберігання, обробки та представлення клінічних даних пацієнтів. Система забезпечує ведення електронних карток пацієнтів, збереження результатів обстежень, а також підтримує розширення функціональності за рахунок модульної архітектури та інтеграції з зовнішніми сервісами.

Важливою особливістю OpenMRS є підтримка стандартизованих інтерфейсів обміну даними (таких як REST API та FHIR), що дозволяє інтегрувати зовнішні аналітичні компоненти без модифікації ядра системи [127]. Це робить OpenMRS придатною платформою для апробації розроблених програмних засобів у контексті реальних інформаційних систем охорони здоров'я.

У межах даної роботи OpenMRS розглядається як приклад клінічної інформаційної системи, у яку інтегрується розроблений фреймворк мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів (рис. 3.30).

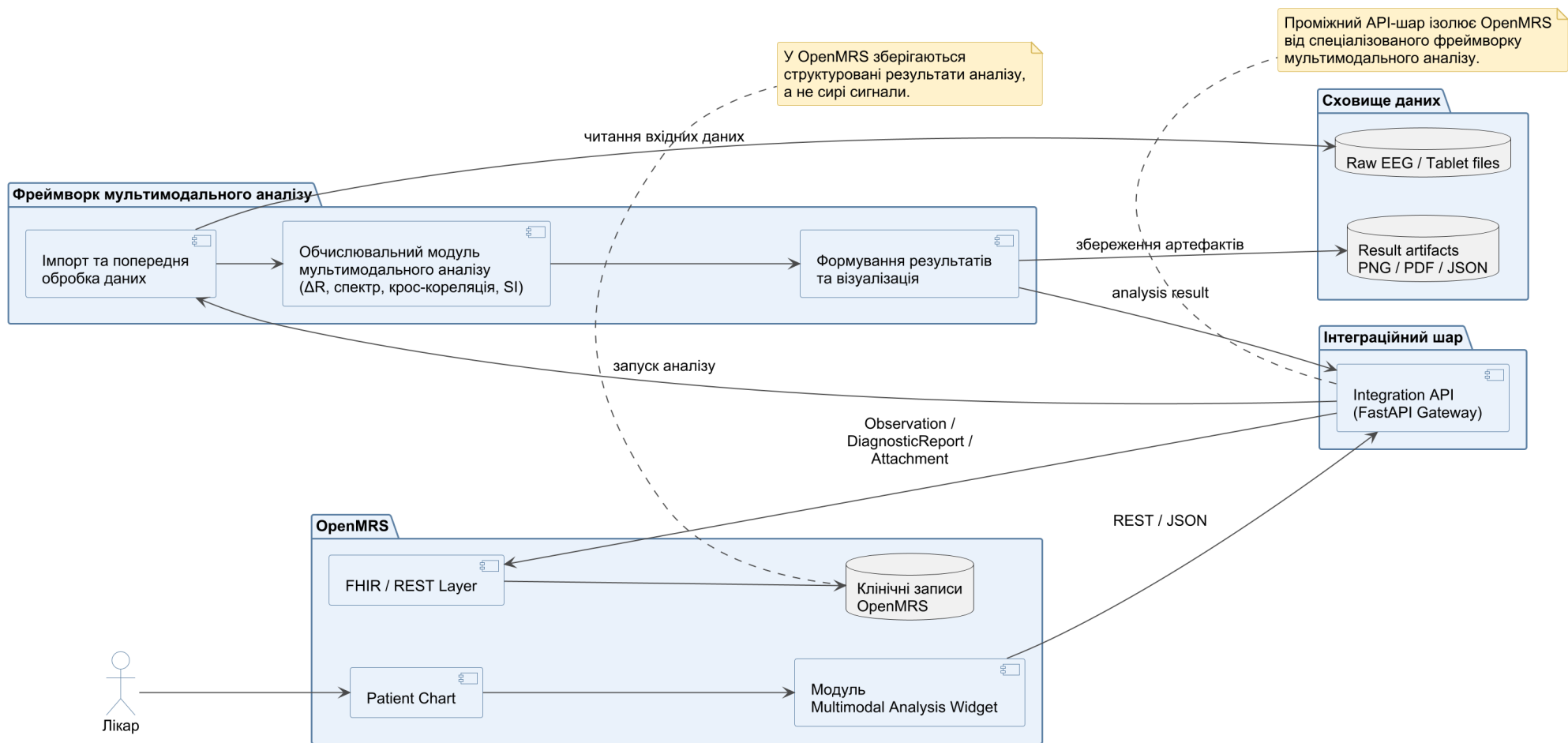


Рис. 3.30 – Діаграма компонентів інтеграції фреймворку мультимодального аналізу з OpenMRS

FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) є стандартом обміну медичними даними, розробленим організацією HL7, який визначає уніфікований підхід до представлення та передачі клінічної інформації між інформаційними системами. Стандарт базується на концепції ресурсів (resources), кожен з яких описує окрему сутність медичних даних, наприклад пацієнта (Patient), спостереження (Observation), діагностичний звіт (DiagnosticReport) тощо. FHIR використовує веб-технології, такі як REST API та JSON, що спрощує інтеграцію медичних систем із зовнішніми програмними сервісами.

Завдяки стандартизованій структурі даних та підтримці семантичної узгодженості, FHIR забезпечує взаємодію між різними інформаційними системами охорони здоров'я та дозволяє інтегрувати результати спеціалізованого аналізу, зокрема мультимодального аналізу сигналів, у клінічні інформаційні середовища.

Обраний підхід базується не на вбудовуванні обчислювальних методів у ядро системи, а на сервісно-орієнтованій взаємодії – підходи SOA (Service-Oriented Architecture). У такій архітектурі:

- OpenMRS виконує роль клінічної інформаційної оболонки;
- розроблений фреймворк – роль зовнішнього аналітичного сервісу;
- взаємодія здійснюється через API та стандартизовані формати даних.

Це дозволяє ізолювати складні обчислення; забезпечити масштабованість; спростити інтеграцію з іншими системами.

На рис. 3.31 представлено послідовність взаємодії між компонентами інтегрованої системи під час ініціювання та виконання мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів. Процес починається з дій користувача (лікаря), який у межах інтерфейсу OpenMRS відкриває картку пацієнта та ініціює запуск аналізу. Відповідний запит формується у вигляді REST-виклику та передається до інтеграційного API, що виступає проміжним шаром між медичною інформаційною системою та обчислювальним фреймворком.

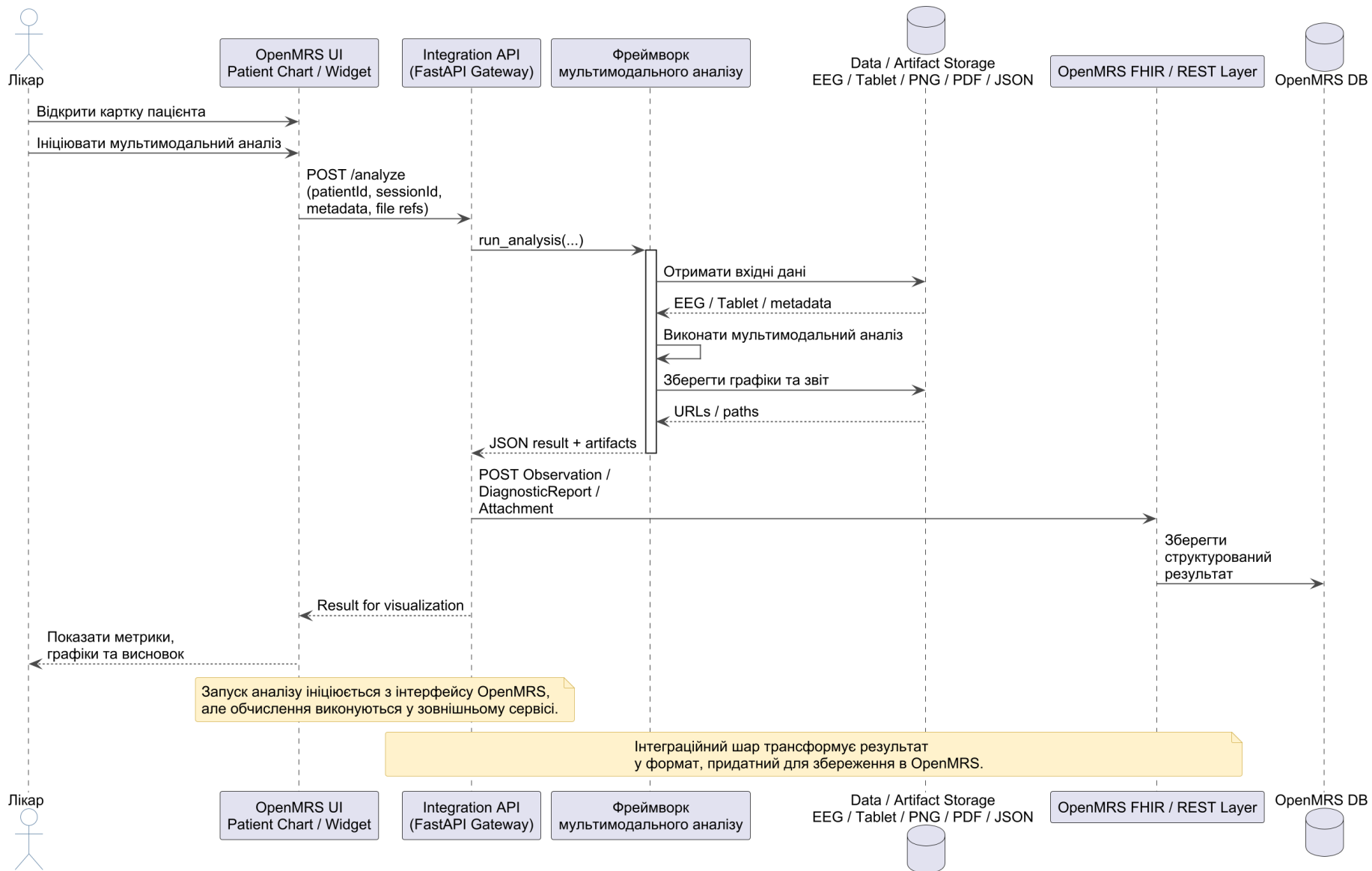


Рис. 3.31 – Діаграма послідовності взаємодії компонентів при інтеграції з OpenMRS

Інтеграційний API робить виклики сервісів фреймворку мультимодального аналізу, передаючи ідентифікатор пацієнта, параметри сесії та посилання на вхідні дані. Фреймворк здійснює доступ до спільного сховища даних, з якого отримує сирі ЕЕГ та графомоторні сигнали, після чого виконує узагальнений обчислювальний конвеєр мультимодального аналізу. На цьому етапі відбувається синхронізація сигналів, обчислення похідних ознак та формування інтегральних показників (зокрема  $\Delta R$ , частотних характеристик, крос-кореляції та індексу синусоїдальності).

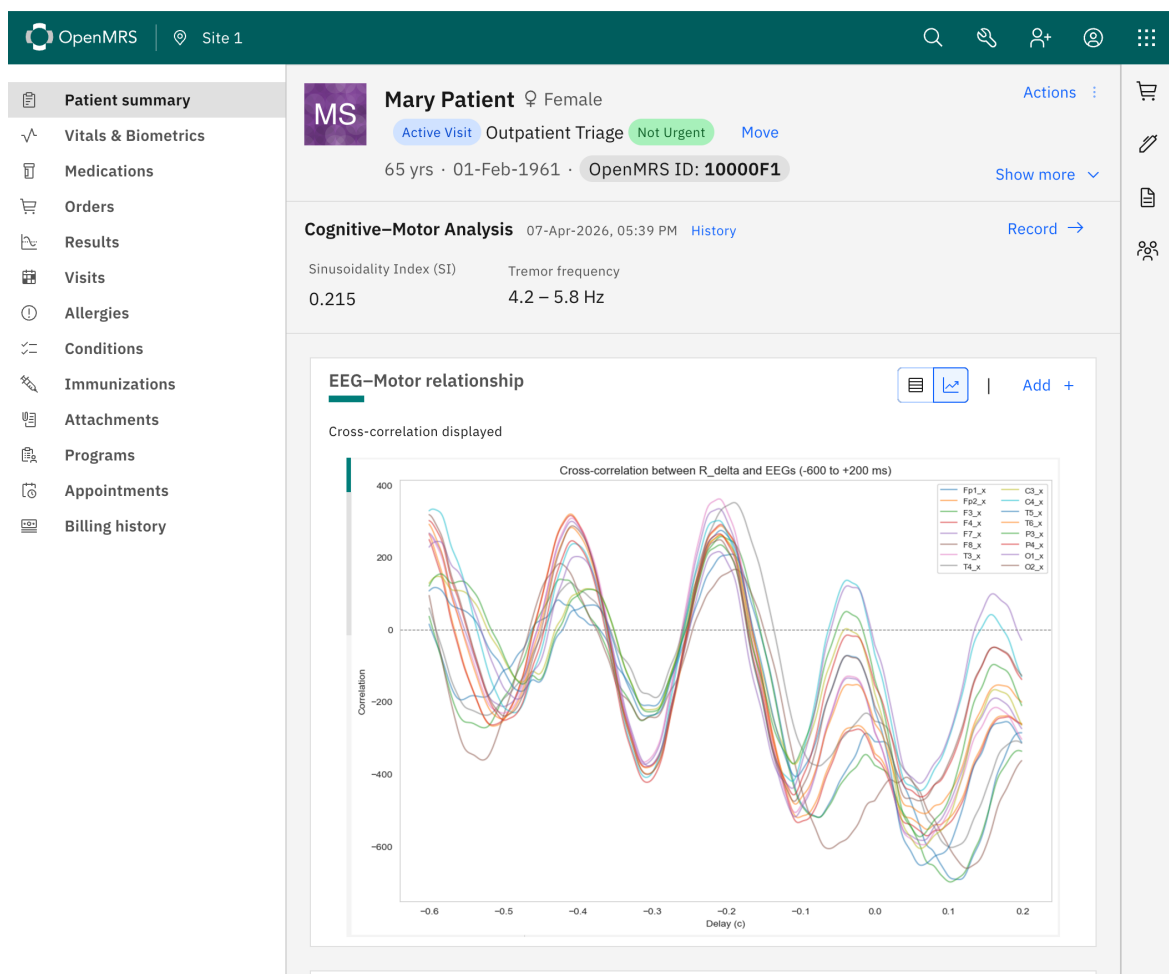


Рис. 3.32 – Приклад відображення результатів когнітивно-моторного аналізу у графічному інтерфейсі OpenMRS

За результатами обробки фреймворк формує структурований результат у вигляді JSON-об'єкта, а також супровідні артефакти (графіки, звіт), які зберігаються у сховищі даних. Отриманий результат повертається до інтеграційного API.

На завершальному етапі інтеграційний API виконує трансформацію результатів у формат, придатний для клінічного використання, та передає їх до OpenMRS через FHIR/REST інтерфейс [128]. Основні числові показники зберігаються у вигляді ресурсів Observation, узагальнений результат – у вигляді DiagnosticReport, а графічні та текстові матеріали – як вкладення (Attachment).

Після цього результати стають доступними у користувацькому інтерфейсі OpenMRS (рис. 3.32), де лікар може переглянути числові метрики, графіки та короткий аналітичний висновок.

Таким чином, діаграма демонструє розділення відповідальності між компонентами системи: OpenMRS забезпечує клінічний контекст і збереження результатів, інтеграційний API – координацію взаємодії, а фреймворк – виконання спеціалізованого мультимодального аналізу сигналів.

### **3.9 Висновки до третього розділу**

1. Запропоновано модульну архітектуру програмної системи мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, що реалізує повний цикл обробки даних: від збору та синхронізації сигналів до формування ознак, візуалізації та збереження результатів. Така організація забезпечує відтворюваність експериментів і структуровану обробку мультимодальних даних.

2. Реалізовано програмні механізми синхронізації потоків даних графічного планшета та ЕЕГ на основі уніфікованої часової шкали, що забезпечує узгодження часових характеристик сигналів і коректність подальшого мультимодального аналізу.

3. Розроблено програмний Python-фреймворк мультимодального аналізу сигналів, що забезпечує модульну інтеграцію аналітичних компонентів та доступ до функцій обробки через програмний інтерфейс (API). Такий підхід дозволяє використовувати розроблені методи як незалежні програмні модулі та інтегрувати їх у локальні або хмарні програмні системи.

4. Реалізовано програмні модулі визначення ключових аналітичних показників, формування показника  $\Delta R(t)$ , спектрального аналізу сигналів (FFT, PSD), крос-кореляційного аналізу між сигналами  $\Delta R$  та ЕЕГ, а також індикатора синусоїдальності крос-кореляційної залежності.

5. Запропоновано та реалізовано метод класифікації тремору на основі формалізованих мультимодальних ознак. Показано, що застосування підходів машинного навчання у межах наявної вибірки не демонструє достатньої стабільності між різними сесіями запису, тому у дослідженні використано підхід, тоді як машинне навчання розглядається як перспективний напрям подальшого розвитку.

6. Виконано формалізацію ітеративного циклу роботи користувача з програмними засобами, що дозволяє представити процес аналізу когнітивно-моторних сигналів як послідовність повторюваних етапів збору даних, автоматизованої обробки, візуалізації результатів і прийняття рішень. Показано, що адаптація сценаріїв аналізу до змінних вимог предметної області може здійснюватися через конфігураційні параметри без модифікації програмного коду.

7. Обґрунтовано інженерні принципи реалізації програмної системи, що забезпечують узгоджену роботу модулів збору, синхронізації, обробки та аналітики сигналів у межах єдиного циклу обробки даних, а також фіксацію параметрів і метаданих експерименту для забезпечення повторюваності результатів.

8. Реалізовано високопродуктивну хмарну архітектуру виконання аналітичних процедур на основі сервісів AWS, що забезпечує API-орієнтовану

взаємодію між компонентами системи, централізоване зберігання даних і результатів, а також паралельне виконання спектральних та кореляційних обчислень при обробці мультимодальних сигналів.

9. Розроблено та апробовано розширення архітектури до потокової моделі обробки мультимодальних сигналів, що базується на serverless-підході та сервісах потокової передачі даних AWS. Обґрунтовано перехід від сесійної обробки до аналізу часових вікон, що дозволяє інтерпретувати показники  $SI(t)$  та  $Corr(t)$  як динамічні функції у часі. Показано, що обчислювальна складність основних процедур становить  $O(N \log N)$  для FFT і крос-кореляції та  $O(N)$  для індексу синусоїдальності, що забезпечує можливість реалізації потокової аналітики у режимі, наближеному до реального часу.

10. Реалізовано демонстраційне клієнтське програмне забезпечення на базі Streamlit, що забезпечує доступ користувача до функцій мультимодального аналізу через API програмної системи. Клієнтський модуль виконує роль інтерфейсу взаємодії, дозволяє ініціювати обчислювальний конвеєр, візуалізувати результати ( $\Delta R$ , спектральні характеристики, крос-кореляційні залежності, індекс синусоїдальності) та формувати підсумкові звіти, що підтверджує практичну придатність запропонованої архітектури у прикладних сценаріях використання.

11. Розроблена архітектура забезпечує можливість інтеграції з зовнішніми медичними інформаційними системами (такими як OpenMRS) через API та стандартизовані формати обміну даними.

## РОЗДІЛ 4

### ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА МЕТОДІВ І ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ МУЛЬТИМОДАЛЬНОГО АНАЛІЗУ

#### 4.1 Методика експериментальної перевірки програмної реалізації мультимодального аналізу

Метою експериментів є валідація запропонованих методів і програмних засобів мультимодального аналізу, зокрема конвеєра збору, синхронізації, попередньої обробки, обчислення ознак та інтеграції результатів, а також оцінка стабільності, відтворюваності й практичної придатності обчислюваних метрик на реальних мультимодальних даних.

У межах дослідження розглянуто типові сценарії реєстрації, що відрізняються моторним станом та характером треморної активності: (1) виражений паркінсонічний тремор без медикаментозної компенсації; (2) запис того самого пацієнта після прийому препаратів; (3) стан зі зменшеними проявами тремору за умов підтримуючої терапії; (4) атиповий треморний патерн невизначеного генезу. Під час кожної сесії виконувалося завдання малювання спіралі на графічному планшеті з одночасною реєстрацією 16-канального ЕЕГ. Планшет забезпечував реєстрацію координат стилуса та часових міток із частотою 250 Гц, а ЕЕГ реєстрували з частотою 500 Гц. Для програмної реєстрації траєкторії стилуса використано застосунок на Java з бібліотекою JPen [16].

Таблиця 4.1 – Характеристики експериментальних записів та моторних станів

№ запису	Тип моторного стану	Додаткові умови
1.	Паркінсонічний моторний патерн (стадія виражених порушень)	Сильний тремор (4–6 Гц) після зниження фармакологічної модуляції
2.	Паркінсонічний тип треморної активності (помірний моторний дефіцит)	Локалізований тремор у правій верхній кінцівці
3.	Паркінсонічний моторний патерн (виражені порушення) Тремор із супутніми порушеннями сенсорної координації	Стан після фармакологічної модуляції
4.	Атиповий екстрапірамідний тип треморної активності Нерегулярний спектральний розподіл	Порівняльний сценарій
5.	Гіперкінетичний моторний патерн Неритмічні хореїформні рухові компоненти	Порівняльний сценарій

Результати отримані здобувачем частково були висвітлені в публікації [58].

**Методика реєстрації графомоторної та електрофізіологічної активності.** Для реєстрації графомоторної активності використовувався високоточний графічний планшет Huion KAMVAS Pro 16, який забезпечує частоту дискретизації 250 Гц та високу просторову роздільну здатність. Реєстрація електроенцефалограми здійснювалася за допомогою системи NEUROCOM EEG (на базі “ФК Вітамін”, що підтверджено актом впровадження Додаток Д), у якій електроди розташовувалися з акцентом на потиличних та тім’яних ділянках, а електроди REF та GND розміщувалися у навколоушних зонах. Такий протокол розташування електродів обрано з урахуванням потреб синхронізованого аналізу зорово-моторних і кортикальних компонентів під час виконання графомоторного завдання [24], [47].

### **Процедура експериментальної валідації програмної системи.**

Експеримент складався з кількох послідовних етапів:

- підготовка учасника: встановлення ЕЕГ-електродів, калібрування планшета та інструктаж щодо виконання завдання;
- виконання графомоторного тесту: учасники малювали спіраль Архімеда у спокійному стані, при цьому одночасно реєструвалися графомоторні дані та ЕЕГ.

Тривалість виконання: кожна сесія тривала до 2 хвилин, залежно від стану пацієнта; між сесіями робилися паузи по 1 хвилині. Запси наведені у таблиці 4.1.

Для формування контрастних функціональних станів частину записів отримували до прийому препаратів та через 40–60 хвилин після нього, що дозволяло аналізувати зміни мультимодальних сигналів у межах одного пацієнта.

Окрім сигналів, у кожній сесії автоматично фіксувалися технічні метадані якості даних: розподіл інтервалів між подіями планшета, частка дубльованих часових міток, кількість пропусків/інтерпольованих значень, наявність артефактів у ЕЕГ, а також маркери протоколу (start/stop, пауза, медикація). Це забезпечує трасованість та повторюваність обчислень у межах програмних засобів.

**Обробка графомоторних сигналів.** Для кількісного аналізу тремору застосовувалася метрика  $\Delta R$  (радіальне відхилення), що визначається як абсолютна різниця між фактичним радіусом точки траєкторії та відповідним радіусом ідеальної спіралі:

$$\Delta R(i) = | R_{\text{факт}}(i) - R_{\text{ідеал}}(i) | \quad (4.1)$$

Отриманий сигнал  $\Delta R$  піддавали частотній фільтрації з виділенням компонента, пов'язаного з тремором, у діапазоні 3–7 Гц.

**Обробка ЕЕГ-сигналів.** ЕЕГ-сигнали проходили стандартний цикл попередньої обробки, включно з:

- фільтрацією артефактів,
- розділенням на частотні діапазони,
- аналізом когерентності для оцінки функціональних зв'язків між різними ділянками мозку.

**Аналіз взаємозв'язку  $\Delta R$  та ЕЕГ.** Для дослідження мозково-моторних взаємодій застосовувався крос-кореляційний аналіз, який дозволяв:

- визначити силу зв'язку між графомоторними коливаннями та патернами ЕЕГ;
- виявити часові зсуви між кортикальною активністю та проявами тремору;
- оцінити часову структуру зв'язку між ЕЕГ-активністю та моторними відхиленнями.

Експериментальні дослідження виконано на основі синхронізованих записів мультимодальних даних (графомоторні траєкторії та ЕЕГ-сигнали), що відображають різні прояви тремору. Для забезпечення комплексності та достовірності оцінки було сформовано чотири сценарії реєстрації:

- сценарій із вираженою треморною активністю без фармакологічної модуляції;
- сценарій зі зниженням інтенсивності тремору після фармакологічного впливу;
- сценарій зі стабілізованим моторним станом за умов підтримуючої медикаментозної терапії;
- сценарій із треморною активністю невизначеного генезу, що не відповідає типовим патернам PD/ET.

У кожному випадку пацієнти виконували стандартне завдання – малювання спіралі Архімеда на графічному планшеті Huion Kamvas Pro 16, який забезпечує частоту дискретизації 250 Гц та субміліметрову просторову роздільну здатність.

Завдання обрано через його чутливість до моторних порушень та можливість подальшої математичної обробки у полярних координатах.

Для реєстрації рухової активності було розроблено спеціалізований програмний модуль на Java з використанням бібліотеки JPen [16], який забезпечує отримання:

- «сирих» координат стилуса ( $X, Y$ );
- значення натискання;
- високоточних часових міток, синхронізованих з системним таймером.

Паралельно із реєстрацією графомоторної активності проводився запис електроенцефалографії (ЕЕГ). Сигнал знімався з 16 скальпових електродів (Fp1–O2) з використанням частоти дискретизації 500 Гц, що дозволяє детектувати навіть короточасні зміни кортикальної активності. Схема розташування електродів була побудована з акцентом на потиличну область, яка відіграє ключову роль у зорово-моторній координації, що є критично важливою під час виконання завдання малювання.

Синхронізація графомоторних та ЕЕГ-даних здійснювалася за допомогою узгоджених часових міток, що забезпечило коректну побудову крос-кореляційних функцій між  $\Delta R(t)$  та сигналами окремих каналів ЕЕГ. Така синхронізація є необхідною умовою для подальшого виявлення мозково-моторних взаємозв'язків і формування індексу синусоїдальності (SI).

У досліджуваному наборі даних записи з вираженою паркінсонічною треморною активністю відповідали очікуваному діапазону 4–6 Гц, тоді як інші типи тремору демонстрували або відсутність домінантного піку, або низькочастотні осциляції 0,2–1 Гц.

Описана методика забезпечує формування високоточних мультимодальних даних, що дозволяють оцінити як моторні характеристики тремору (через аналіз  $\Delta R$ , частотних особливостей та амплітудних флуктуацій), так і нейрофізіологічні механізми його походження (через аналіз ЕЕГ та крос-кореляційних залежностей).

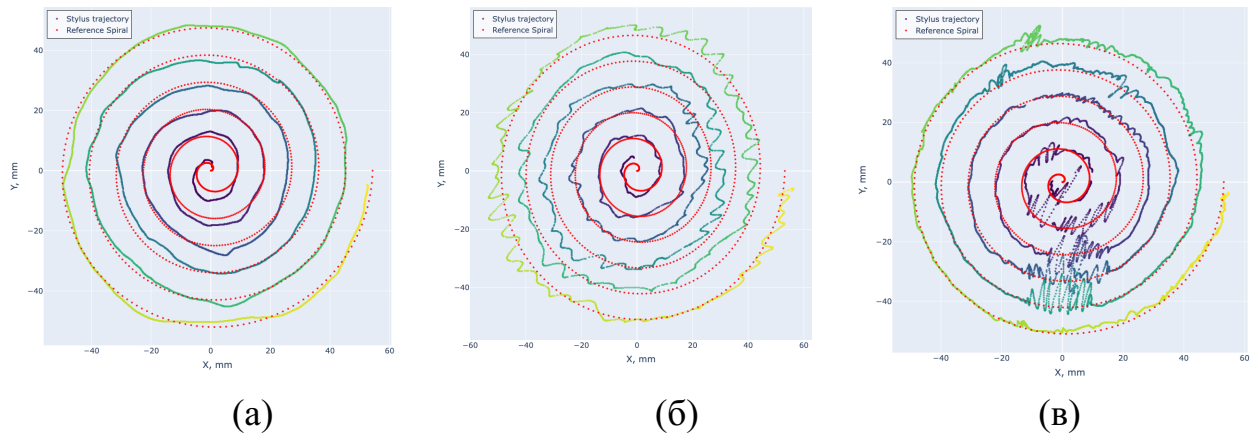


Рис. 4.1 – Приклади графомоторних траєкторій під час виконання спіралеграфічного тесту:

- (а) – запис P1 у стані після медикаментозної модуляції;
- (б) – запис P1 без медикаментозної модуляції;
- (в) – запис P2 без медикаментозної модуляції.

Метою експериментів було перевірити придатність запропонованих методів мультимодального аналізу та відповідної програмної реалізації для обробки синхронізованих ЕЕГ- і графомоторних даних у різних функціональних станах (рис. 4.1).

**Дизайн і середовище.** Реєструвались два потоки: (1) графомоторні події планшета зі стилусом під час спіралеграфічного тесту; (2) багатоканальний ЕЕГ. Дані збирались синхронно з подальшим зведенням на спільну часову шкалу. Для планшета враховувались координати (x, y), час; для ЕЕГ виконувалась стандартна попередня обробка та розрахунок показників когерентності/фазової узгодженості.

Обчислювальна обробка виконувалася в межах модульного Python-фреймворку, який реалізує конвеєр попередньої обробки, розрахунку ознак, кореляційного аналізу, візуалізації результатів і доступу до функцій через API; програмні компоненти підтримують як локальне виконання, так і хмарне розгортання в середовищі AWS.

Базовим графомоторним завданням було малювання спіралі Архімеда від центру назовні (чутливе до дрібного постурального та кінетичного тремору), з подальшим переходом до вільних штрихів/фігур за протоколом серії проб. технічні метадані містяться у додатках до дисертації (формати даних, ключові фрагменти коду).

**Ключові метрики.**  $\Delta R$  як «радіальне відхилення» від ідеальної траєкторії спіралі; для виділення треморного компоненту використовувався діапазон 3–7 Гц.

ЕЕГ-індикатори: спектральна потужність у стандартних смугах ( $\theta$ ,  $\alpha$ ,  $\beta$ ), міжканальна когерентність/фазова узгодженість, просторові карти функціональної зв'язаності. (Огляд і методологічні засади використано зі спеціальної публікації про оцінку ефективності лікування за  $\Delta R$  та ЕЕГ).

Сформований протокол забезпечив стандартизовані умови реєстрації й відтворенні метричні показники для подальших порівнянь і статистичної перевірки гіпотез. Це відповідає завданню дисертації – провести експериментальну перевірку ефективності запропонованих методів та програмних засобів.

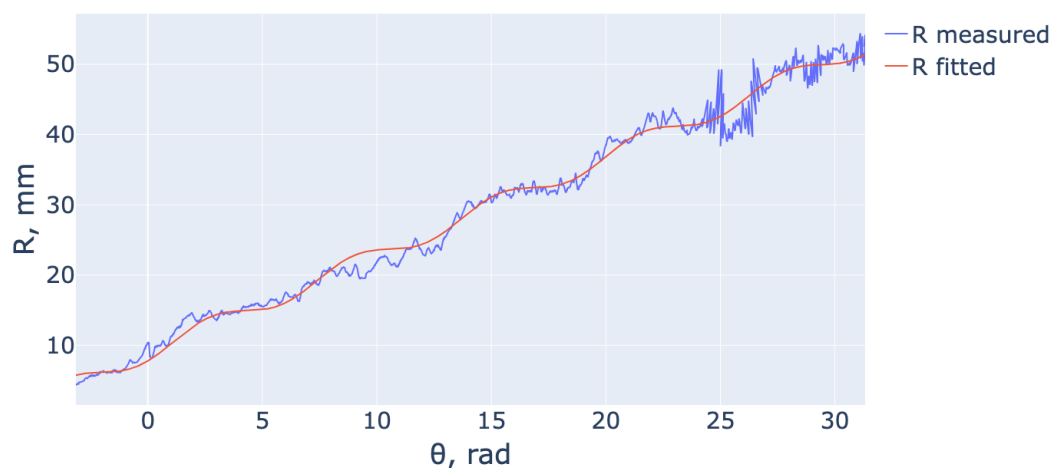


Рис. 4.2 – Запис №1, вимірювання 5. Значне відхилення R від референтної кривої

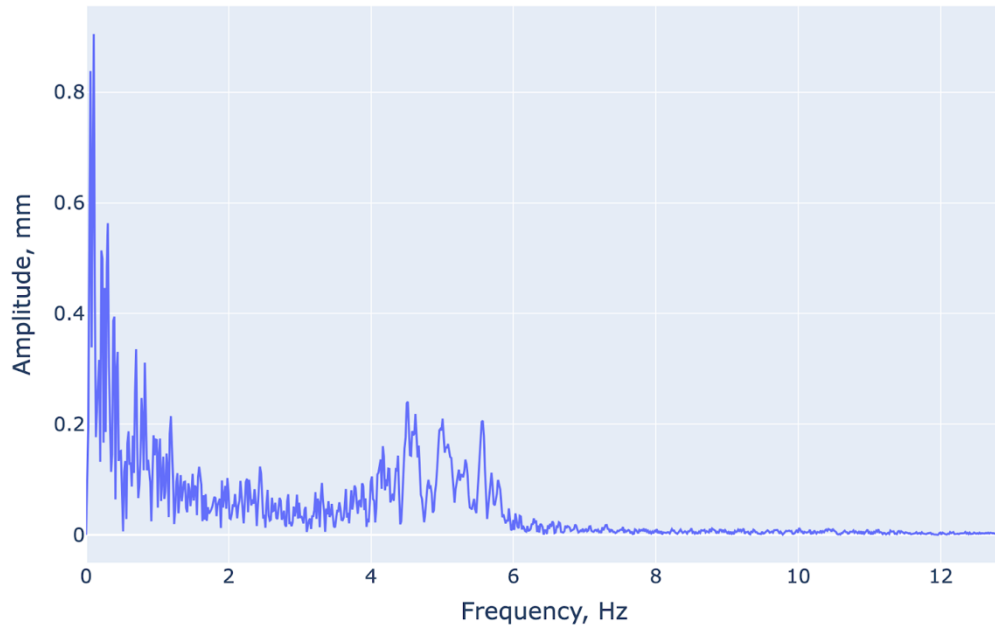


Рис. 4.3 – Запис №1, вимірювання 5. Періодичні флуктуації  $\Delta R$  в частотних діапазонах 4–6 Гц

Деталізація частот при вимірюванні 5 та 6 зображена на рис. 4.4 та 4.5.

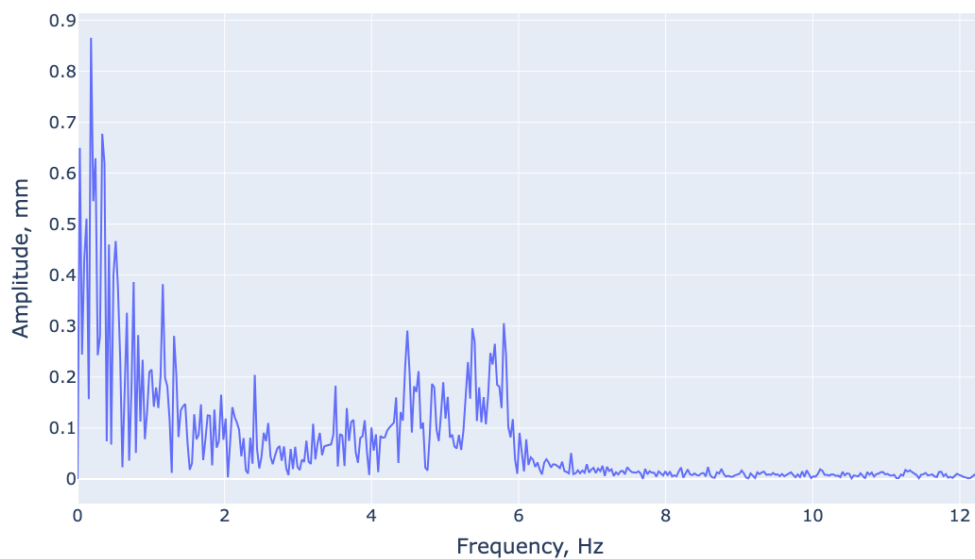


Рис. 4.4 – Запис №1, вимірювання 6. Періодичні флуктуації  $\Delta R$  в частотних діапазонах 4–6 Гц

Виявлений часовий зсув у 200–300 мс між посиленням тета-активності та збільшенням амплітуди  $\Delta R$  свідчить про причинно-наслідкову взаємодію між нейродинамікою та моторним відхиленням.

#### 4.2 Порівняльний аналіз результатів у різних функціональних станах

Порівняння записів «до/після» у цьому підрозділі використовується як контрольований контраст для перевірки чутливості запропонованих метрик та узгодженості результатів програмного аналізу, а не як самостійне клінічне підтвердження ефективності фармакотерапії.

Для оцінювання відповіді на терапію використовувалися парні вимірювання до приймання дофамінергічних препаратів і після (зміни функціонального стану). Аналіз виконували як у площині  $\Delta R$  (амплітуда/регулярність тремору), так і в ЕЕГ (смугова потужність, когерентність, топографія). Узагальнення типових змін мультимодальних показників наведено як довідковий контекст для інтерпретації результатів аналізу:

- дофамінергічна терапія супроводжується зниженням патологічної когерентності в бета-діапазоні (13–30 Гц) між моторною корою та фронтальними ділянками; найбільш виражені зміни – у низькому бета-діапазоні (13–20 Гц);
- типовий просторовий патерн «до лікування» – підвищена бета-когерентність у центральньо-фронтальних відведеннях з контралатеральним максимумом; після лікування значення наближаються до рівня групи контролю;
- в узагальнюючій табл. 4.1 подано характерні вектори змін  $\Delta R$  та ЕЕГ для різних фенотипів ХП (тремор-домінантний, акінетико-ригідний): амплітуда/регулярність  $\Delta R$  та індикатори ЕЕГ системно зменшуються/нормалізуються після медикації.

Таблиця 4.2 – Узагальнені напрями змін мультимодальних показників  $\Delta R$  та ЕЕГ у контрастних функціональних станах.

Показник	Тремор-домінантний тип моторного патерну		Акінетико-ригідний тип моторного патерну		Змішаний тип моторного патерну	
	До модуляції	Після модуляції	До модуляції	Після модуляції	До модуляції	Після модуляції
$\Delta R$ , мм	Виражене зростання	Суттєве зменшення*	Помірне зростання	Помірне зменшення	Зростання	Виражене зменшення
Домінуюча частота тремору, Гц	4–5	Зміщення до вищих частот	5–6	Незначна зміна	4–6	Зміщення до вищих частот
Індекс регулярності тремору	Високий	Значне зменшення*	Середній	Незначне зменшення	Високий	Помірне зменшення
Когерентність С3–F3 ( $\beta$ )	Значно підвищена	Суттєве зниження*	Помірно підвищена	Помірне зниження	Підвищена	Виражене зниження
Глобальний індекс когерентності	Високий	Значне зниження*	Помірно підвищений	Помірне зниження	Підвищений	Виражене зниження

\* найбільш виражені зміни серед розглянутих моторних станів.

Результати таблиці 4.2 отримані здобувачем частково були висвітлені в публікації [58].

Висновок: інтеграція  $\Delta R$  і ЕЕГ забезпечує інформативний набір ознак для порівняння функціональних станів і підтверджує практичну придатність мультимодального аналізу в задачах програмної обробки та інтерпретації сигналів.

На рис. 4.5 зображено високий рівень кореляції між  $\Delta R$  та ЕЕГ-каналами, а також наявність антифазної активності без фармакологічної модуляції.

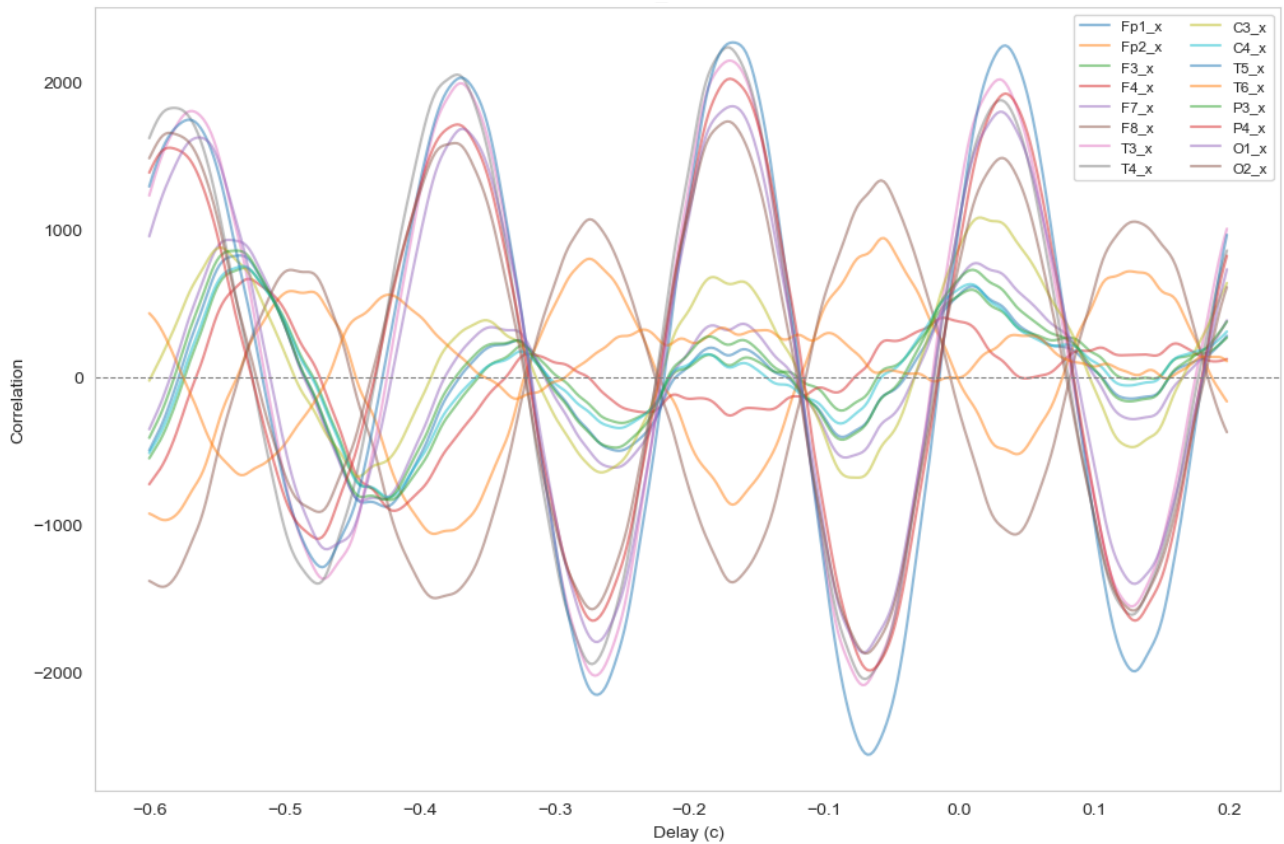


Рис. 4.5 – Запис №2. Вимірювання 3. Високий рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ без фармакологічної модуляції. Частина ЕЕГ-каналів демонструє антифазну активність відносно  $\Delta R$

Порівняння графіків взаємної кореляції запису №1 та №1а із присутнім тремором та без тремору зображено на рис. 4.6, 4.7, 4.8, 4.9.

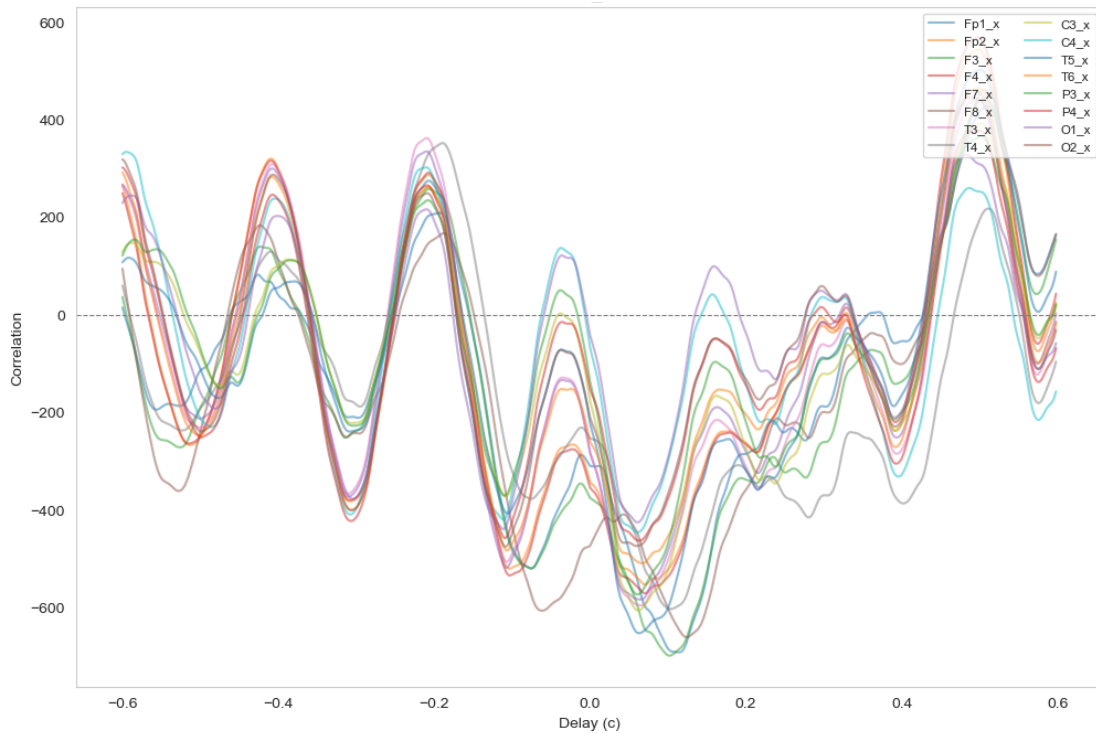


Рис. 4.6 – Запис №1а. Вимірювання 5. Високий рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ без фармакологічної модуляції із присутнім тремором

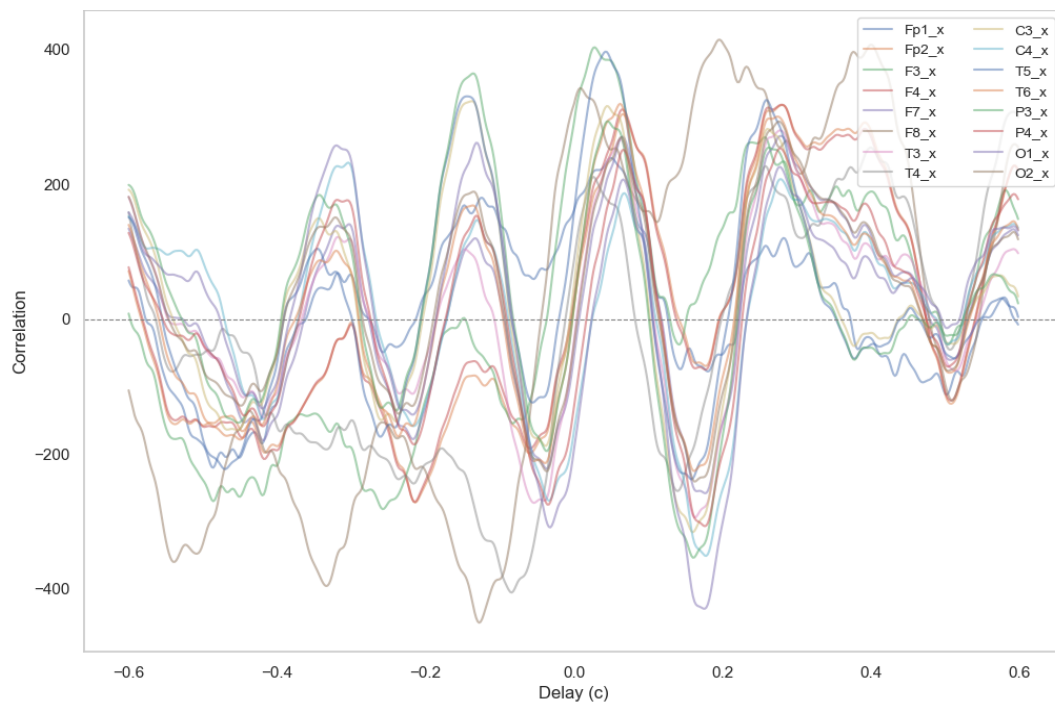


Рис. 4.7 – Запис №1а. Вимірювання 6. Високий рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ без фармакологічної модуляції із присутнім тремором

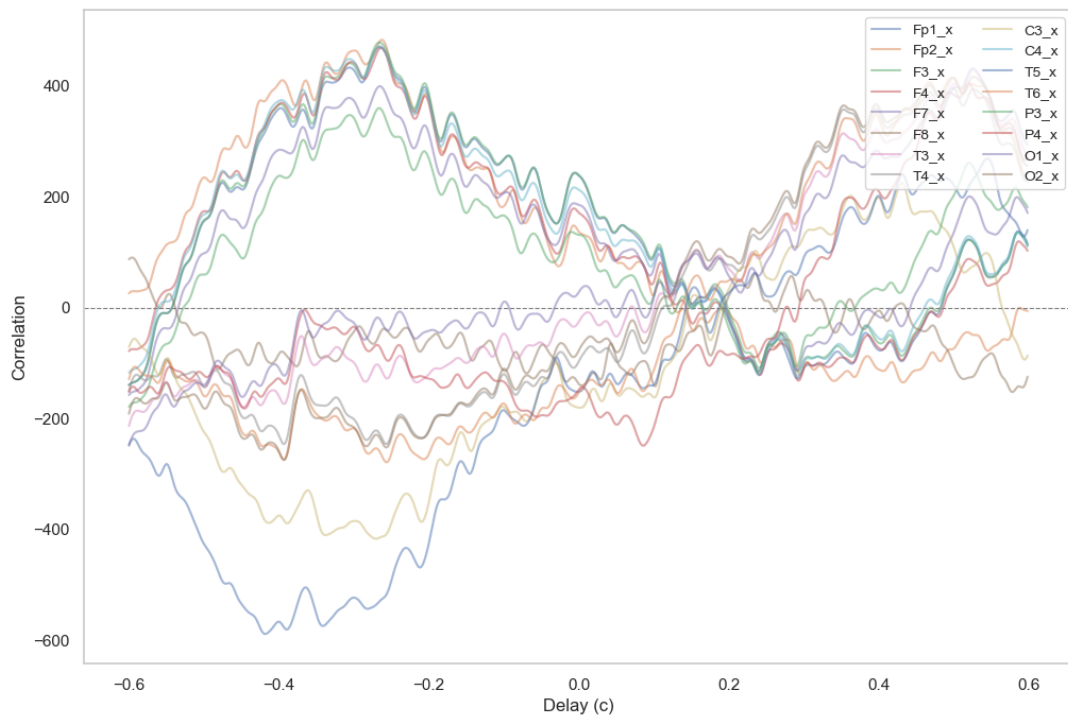


Рис. 4.8 – Запис №1. Вимірювання 1. Низький рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ із фармакологічною модуляцією без тремору



Рис. 4.9 – Запис №1. Вимірювання 3. Низький рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ під фармакологічною модуляцією без тремору

Порівняння графіків взаємної кореляції між ЕЕГ та  $\Delta R$  для записів №2 і №3, які характеризуються високою інтенсивністю треморної активності зображено на рис. 4.10, 4.11, 4.12.

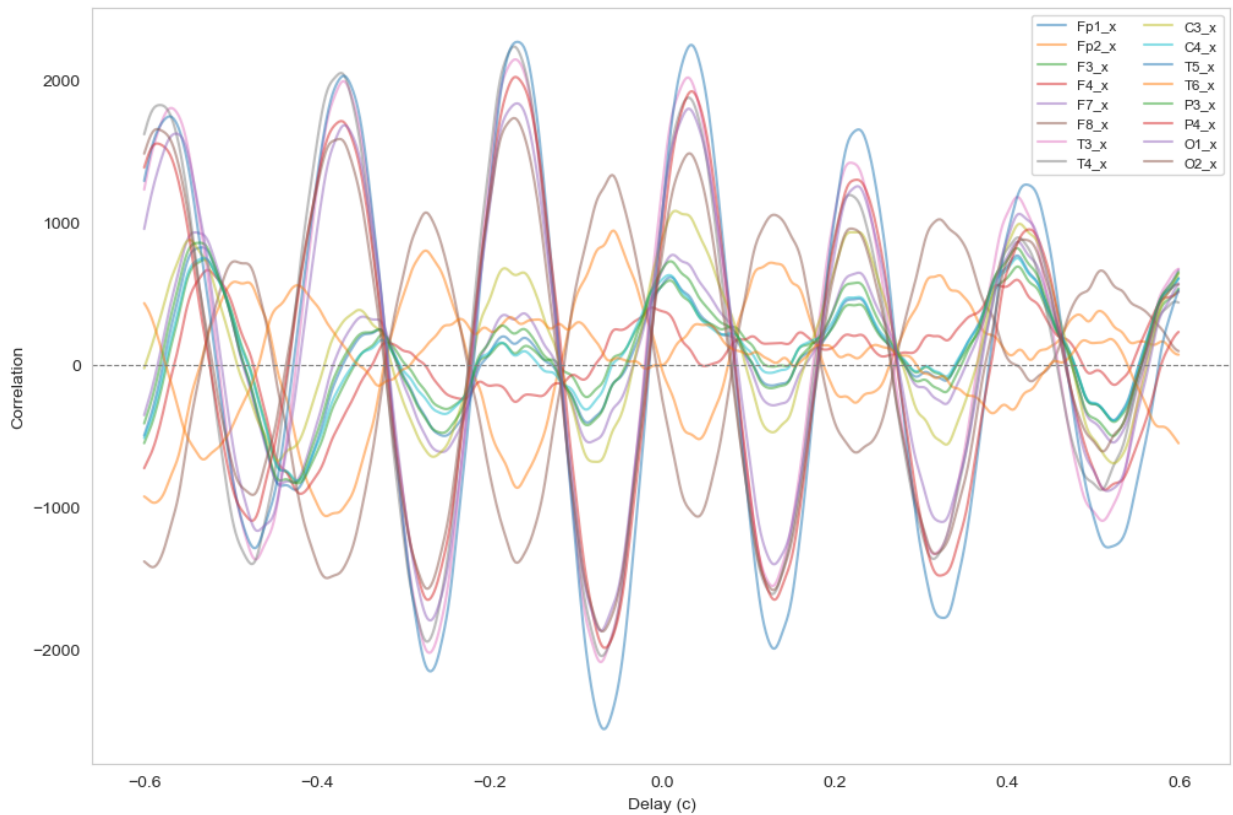


Рис. 4.10 – Запис №2. Високий рівень взаємної кореляції між  $\Delta R$  та каналами ЕЕГ у стані із вираженою треморною активністю без фармакологічної модуляції

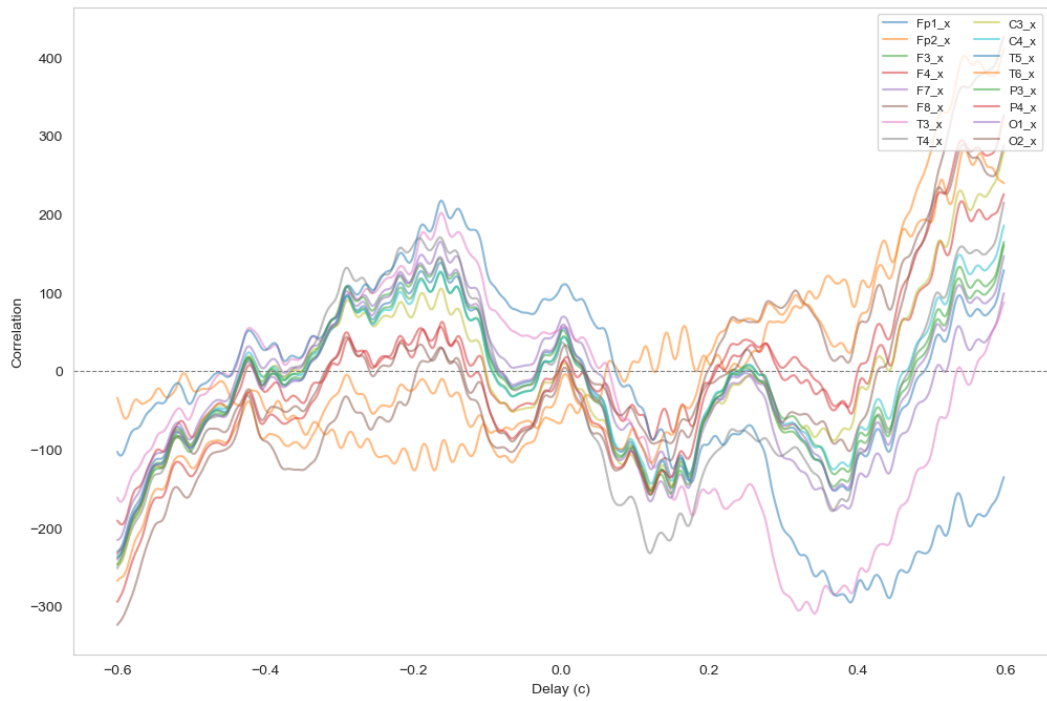


Рис. 4.11 – Запис №3. Вимірювання 1. Низький рівень взаємної кореляції  $\Delta R$ -EEG після фармакологічної модуляції (знижена треморна активність)

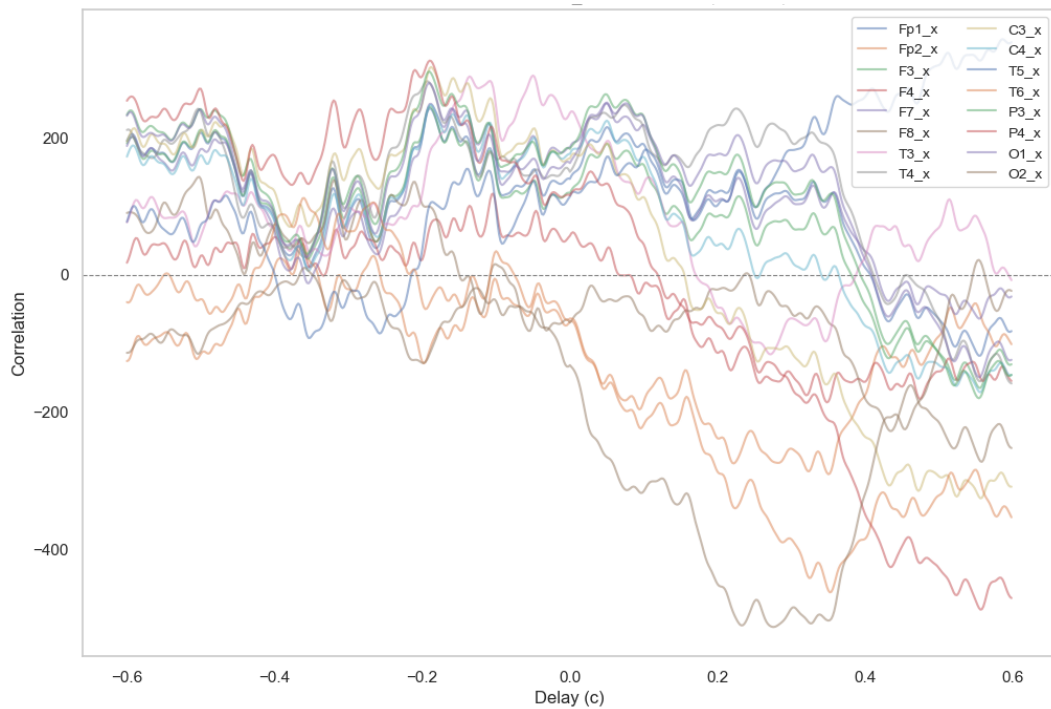


Рис. 4.12 – Запис №3. Вимірювання 2. Низький рівень взаємної кореляції  $\Delta R$ -EEG після фармакологічної модуляції (знижена треморна активність)

### 4.3 Аналіз кореляційних характеристик сигналів EEG- $\Delta R$ та індексу синусоїдальності в експериментальних даних

У дослідженнях зі спільною реєстрацією графомоторики та EEG зафіксовано високий кореляційний зв'язок між  $\Delta R$  і EEG-показниками у пацієнтів з ХП:

- зафіксовано високий рівень взаємозв'язку між  $\Delta R$  та потужністю  $\theta$ -ритму в потиличних відведеннях з часовим зсувом 200–300 мс у напрямку від EEG до  $\Delta R$  (нейродинаміка випереджає моторну реалізацію);
- частотний аналіз  $\Delta R$  підтверджує типовий пік 4–6 Гц при ХП, тоді як інші гіперкінетичні стани демонструють або ширший, або нерегулярний спектр без вираженого піка (що корисно для диференціації).

Для досліджуваних записів кореляція між  $\Delta R$  та EEG демонструє часову послідовність змін, у якій кортикальна активність у частині випадків передуює моторному відхиленню.

Факт відсутності чітких пікових осциляцій у діапазоні 4–6 Гц у деяких пацієнтів свідчить про те, що тремор може формуватися механізмами, відмінними від типової паркінсонічної генерації, для якої характерні виражені пікові низькочастотні коливання та синхронізовані крос-кореляційні патерни.

**Візуальні відмінності у профілях функцій крос-кореляції.** Під час якісного аналізу крос-кореляційних залежностей було виявлено чітку різницю між станами «з тремором» та «без тремору». У разі активного тремору декілька EEG-каналів демонстрували майже ідентичні осциляційні профілі, часто зі синхронізованими піками, що можна інтерпретувати як резонансоподібну координацію між просторово розподіленими кортикальними областями. Навпаки, у стані медикаментозного пригнічення тремору крос-кореляційні залежності ставали більш нерегулярними: різні канали проявляли незалежні та

несинхронні патерни, що вказує на відсутність когерентної нейронної генерації моторних коливань.

Для кількісного опису цієї різниці було введено індекс синусоїдальності (Sinusoidality Index, SI) – скалярну метрику, яка відображає глобальну синусоїдальну тенденцію кортикальної синхронії.

**Обчислення індексу синусоїдальності (SI).** Для кожного ЕЕГ-каналу  $e_i(t)$  індекс SI визначається як:

$$SI_i = 1 - H_{[3,7]}(\text{XCorr}_{\Delta R, e_i}), \quad (4.2)$$

де:  $\text{XCorr}_{\Delta R, e_i}$  – функція крос-кореляції між радіальним відхиленням  $\Delta R(t)$  та сигналом каналу  $e_i(t)$ ;

$H_{[3,7]}$  – нормалізована спектральна ентропія у діапазоні 3–7 Гц;

[3–7] – Вибраний діапазон 3–7 Гц.

Оскільки патологічний паркінсонічний тремор найчастіше проявляється у межах 4–6 Гц, то розширення вікна до 3–7 Гц дозволяє компенсувати міжпацієнтну варіабельність, врахувати спотворення через шум та уникнути впливу частот, не пов'язаних з тремором.

Значення  $1 - H$  відображає міру близькості функції крос-кореляції до синусоїдальної форми: чим нижча ентропія, тим вираженіша синусоїдальна структура, що сигналізує про стабільну, когерентну нейронну генерацію треморних осциляцій.

Глобальний індекс для пацієнта визначається усередненням значень усіх каналів:

$$SI_{avg} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N SI_i, \quad (4.3)$$

де  $N$  – кількість ЕЕГ-каналів.

SI описує, наскільки енергія крос-кореляційних залежностей концентрується у треморному діапазоні; вищі значення SI свідчать про резонансоподібну синусоїдальну синхронію між кортикальними областями.

Результатами є частота тремору та SI у різних клінічних станах.

Таблиця 4.3 – Частотні характеристики треморної компоненти (3–7 Гц) та індекс синусоїдальності (SI) для експериментальних записів у різних моторних станах.

№ запису	Тип моторного стану	Домінуюча частота (Гц)	SI (повторні вимірювання)
№1	Паркінсонічний моторний патерн без фармакологічної модуляції	4.5–5.8	0.215, 0.147
№1a	Той самий моторний патерн після фармакологічної модуляції	немає або слабо виражена	0.061, 0.067, 0.095
№2	Паркінсонічний тип треморної активності (без модуляції)	4.2–5.2	0.400, 0.281, 0.251
№3	Паркінсонічний моторний стан після фармакологічного впливу	немає або слабо виражена	0.065, 0.061, 0.050
№4	Атиповий екстрапірамідний моторний патерн	відсутність домінуючого піку (низькочастотні коливання)	0.120, 0.098, 0.104
№5	Гіперкінетичний моторний патерн	0.2–1.0 (низькочастотні коливання)	0.129, 0.133, 0.060

Результати отримані здобувачем частково були висвітлені в публікації [96].

Отримані результати свідчать:

– запис №1 (паркінсонічний патерн без фармакологічної модуляції) вказує на значні значення SI (0.215 та 0.147) свідчать про кортикальну синхронію, асоційовану з активною треморною компонентою в сигналі;

– запис №2 (паркінсонічний патерн без модуляції) має дуже високі SI (0.400, 0.281, 0.251), що вказують на потужний резонансний характер

кортикальної активності, що корелює з вираженим треморним спектральним піком у діапазоні 4–6 Гц;

- записи зі станом після фармакологічної модуляції (№1а, №3) показують редукція треморної компоненти супроводжується зниженням SI до 0.05–0.095, що зменшенню кортикальної синхронії та переходу сигналу до більш десинхронізованого режиму;

- запис №4 (атиповий екстрапірамідний патерн) показує помірний SI (0.098–0.120) свідчать про часткову синхронію, але без формування стабільного домінуючого треморного генератора;

- запис №5 (гіперкінетичний моторний патерн) при низькочастотному характері коливань (0.2–1.0 Гц), показник SI залишається відносно високим, що свідчить про структуровану, але нетипову кортикальну координацію рухової активності.

**Висновки за результатами SI.** Отримані результати демонструють, що індекс синусоїдальності (SI) є інформативною, простою та інтерпретованою метрикою, яка доповнює спектральний аналіз  $\Delta R$ , оскільки відображає мережевий рівень кортикальної динаміки, пов'язаної з тремором. Завдяки своїй неінвазивності, відтворюваності та наочності, SI є інформативною та інтерпретованою агрегованою ознакою, придатною для:

- порівняння різних функціональних станів;
- метод класифікації треморних патернів на основі правил;
- використання як ознаки у моделях машинного навчання;
- інтеграції у локальні та хмарні програмні засоби аналізу мультимодальних сигналів.

#### 4.4 Валідація запропонованих методів та реалізації програмної реалізації

Валідація проводилась на синхронізаційному рівні – коректність часової прив'язки та стабільність часової затримки між EEG та  $\Delta R$ , так і прикладному – відтворюваність  $\Delta R$  та стійкість спектральних/мережевих ознак, клінічному – здатність виявляти «до/після» ефекти та розмежовувати фенотипи.

1. Перевірка синхронізації. «Якірні» події (старт запису, перший дотик, маркери пауз/медикації) та мікровирівнювання інтерполяцією забезпечують узгодження часових шкал; стабільність часового зсуву максимуму крос-кореляції ( $\approx 200$ – $300$  мс) використано як критерій якості прив'язки.

2. Повторюваність  $\Delta R$ .  $\Delta R$  показав високу відтворюваність між тестуваннями, а мінімально детектована зміна ( $\approx 5$  % від базового значення) дає змогу фіксувати субклінічні покращення після терапії.

3. Клінічна чутливість EEG-маркерів. Зниження бета-когерентності після дофамінергічної терапії та погоджені зміни  $\Delta R$ /EEG підтверджують об'єктивність мультимодального індикатора відповіді при зміні функціонального стану.

4. Методологічний каркас. У «Вступі» і пов'язаних статтях обґрунтовано інтегровану IT для об'єднаного аналізу  $\Delta R$  та EEG, що і було реалізовано у створеній програмній системі з подальшою експериментальною апробацією.

Представлене дослідження формує програмний фреймворк для оцінювання треморної активності, який об'єднує графомоторні та EEG-дані в єдиний інтерпретований аналітичний конвеєр. Практична реалізація виконана у вигляді модульного Python-фреймворку з доступом до функцій аналізу через API, що забезпечує повторне використання компонентів, розширюваність, відтворюваність обчислень і можливість локального або хмарного розгортання в AWS.

Отримані результати для шести експериментальних моторних станів підтверджують, що SI є ефективною метрикою для розмежування активного паркінсонічного тремору, медикаментозно компенсованого тремору, а також окремих нетипових форм тремору. Високі значення SI ( $\approx 0.15-0.40$ ) спостерігалися у записах із вираженою треморною активністю та для випадку гіперкінетичного низькочастотного патерну. Низькі значення SI ( $\approx 0.05-0.10$ ) відповідали станам зі зниженою або пригніченою треморною компонентою, а також сценаріям без стабільного домінуючого треморного генератора. Ці спостереження підтверджують гіпотезу, що патологічна треморна активність – незалежно від її частотного діапазону – може супроводжуватися резонансоподібною, координованою активацією кортикальних мереж. Зниження або відсутність тремору корелює з десинхронізацією цих мереж або нестабільністю нейронних генераторів.

Оцінювання індексу синусоїдальності (Sinusoidality Index, SI) для крос-кореляційних залежностей каналів ЕЕГ дає змогу отримати єдину інтерпретовану метрику глобальної синусоїдальної тенденції кортикальної синхронності, пов'язаної з тремором. Цей показник може бути порівняний між різними моторними станами – зокрема до та після фармакологічної модуляції – для об'єктивної кількісної оцінки змін треморної активності. У наших експериментах високі значення SI ( $\approx 0.15-0.40$ ) фіксувалися за умов активного тремору, тоді як значно нижчі значення ( $\approx 0.05-0.10$ ) спостерігалися після медикаментозного пригнічення тремору.

На відміну від традиційного спектрального аналізу  $\Delta R$  [77], який фіксує наявність та частоту моторних осциляцій, крос-кореляційний аналіз надає інформацію про часову структуру мозково-моторної взаємодії. Побудований поверх цього аналізу індекс SI виступає комплементарною, скалярною мірою синусоїдальної впорядкованості крос-кореляційних залежностей, що відображає мережевий рівень кортикальної динаміки. Ця комбінована перспектива –

частотні моторні ознаки  $\Delta R$  та кортикальна синхронія SI – формує більш інформативний набір ознак для аналізу та класифікації.

З практичної точки зору, запропонований метод є неінвазивним, використовує доступне обладнання (графічний планшет та ЕЕГ), забезпечує формування інтерпретованих візуальних результатів (графіків крос-кореляції, профілі SI) характеризується відтворюваністю у повторних експериментах.

Отримані результати підтверджують, що при обмеженій вибірці інтерпретовані метрики забезпечують більш стабільні результати, ніж моделі машинного навчання. Водночас ML-підхід демонструє потенціал до узагальнення при збільшенні обсягу даних.

Перспективи подальших досліджень включають:

1. розширення вибірки: включення здорових учасників, ранніх стадій ХП, дистонічного та мозочкового тремору;
2. крос-кореляційне віконування: застосування ковзних вікон для виявлення транзиторних змін мозково-моторного зв'язку;
3. інтеграцію з розширеними методами розпізнавання патернів: при збереженні SI як інтерпретованої ознаки;
4. Лонгітюдну перевірку: оцінку чутливості SI до прогресії хвороби та ефективності лікування.

Узагальнюючи, поєднання  $\Delta R$ -аналізу та метрик мозкової синхронії ЕЕГ формує об'єктивний, пояснюваний та масштабований підхід до оцінювання тремору. Простота, інтерпретованість та адаптивність цього підходу роблять його перспективним для подальшого використання в прикладних системах моніторингу, дистанційного аналізу та дослідницьких програмних платформах. Результати дослідження сприяють розвитку інструментів для аналізу мультимодальних сигналів і підсилюють прикладний напрям комп'ютерних наук і програмної інженерії у створенні нейродіагностичних систем.

**Порівняння з існуючими методами та програмними засобами.** Огляд сучасних методів показав, що мономодальні підходи (лише ЕЕГ або лише

графомоторика) часто менш чутливі до субклінічних проявів тремору та не відображають повною мірою механізми нейромоторної дисфункції. Мультиmodalний аналіз (ЕЕГ та графічні патерни) забезпечує вищу точність і об'єктивність за рахунок поєднання нейрофізіологічних та кінематичних ознак і кращої диференціації моторних порушень (ХП, есенційний тремор тощо).

Запропонований підхід (крос-кореляція  $\Delta R$  – ЕЕГ та індекс синусоїдальності) орієнтований на практичне використання в прикладних програмних системах аналізу, моніторингу та віддаленої обробки сигналів, що відрізняє його серед типових офлайн-процедур обробки сигналів.

Новизна даного підходу полягає у введенні кількісного індексу синусоїдальності, визначеного для крос-кореляційних залежностей, отриманих між  $\Delta R$  та кожним каналом ЕЕГ. Логіка методу полягає у тому, що якщо за умов активної треморної компоненти у сигналі спостерігаються крос-кореляційні залежності подібної форми для різних каналів ЕЕГ, це свідчить про участь відповідних коркових зон у скоординованому, резонансоподібному нейронному патерні, який генерує тремор. А за відсутності або пригніченні тремору крос-кореляційні залежності стають менш узгодженими, що відображає більшу незалежність активності кортикальних областей.

Запропонований підхід має низку суттєвих переваг:

- інтерпретованість – результати аналізу подаються у вигляді метрик, спектральних оцінок і крос-кореляційних профілів;
- модульність – окремі компоненти конвеєра можуть використовуватися незалежно та розширюватися без зміни базової архітектури;
- сумісність із ML- та підходами класифікації – показник SI може використовуватися як формалізована метрика або як ознака моделі;
- придатність до масштабування – програмна реалізація підтримує API-виклик і локальне чи хмарне розгортання.

#### 4.5 Висновки до четвертого розділу

1. Сформовано та апробовано експериментальний протокол перевірки методів і програмних засобів мультимодального аналізу на синхронізованих ЕЕГ- та графомоторних даних, який забезпечує стандартизований збір, часове узгодження потоків і відтворюване обчислення метрик  $\Delta R$ , PSD, CCF та SI.

2. У порівнянні функціональних станів «до/після» та між різними профілями тремору показано, що метрики  $\Delta R$  і ЕЕГ-ознаки демонструють узгоджені зміни, що підтверджує чутливість і практичну придатність запропонованого конвеєра.

3. Емпірично виявлено стійку часову послідовність від ЕЕГ до  $\Delta R$  із затримками порядку десятків–сотень мілісекунд у треморних станах, що підтверджує коректність синхронізації та інформативність крос-кореляційного аналізу для опису мозково-моторних взаємозв'язків.

4. Запропоновано та перевірено індекс синусоїдальності (SI) як агреговану інтерпретовану метрику впорядкованості крос-кореляційних залежностей у треморному діапазоні, що доповнює частотний аналіз  $\Delta R$  і відображає мережевий аспект кортикальної динаміки.

5. Проведена валідація програмної реалізації підтвердила працездатність ключових модулів Python-фреймворку (синхронізація,  $\Delta R$ , FFT/PSD, CCF, SI, візуалізація, API-доступ) та їх відтворюваність на повторних вимірюваннях; отримані результати підтверджують придатність розроблених програмних засобів до подальшого масштабування і локального або хмарного розгортання.

6. Отримано результати експериментального застосування методів машинного навчання для класифікації мультимодальних когнітивно-моторних сигналів, що підтверджують доцільність їх використання як доповнення до аналітичних моделей за умови розширення вибірки.

## ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язано науково-прикладне завдання розроблення методів та програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів (графомоторної активності під час спіралеграфії разом із ЕЕГ) для кількісної оцінки та класифікації тремору і дослідження мозково-моторних взаємозв'язків. Отримані результати мають інженерно-програмну спрямованість і відповідають спеціальності 121 «Інженерія програмного забезпечення», оскільки охоплюють методи аналізу сигналів, моделювання обчислювальних процесів, проектування модульної та хмарно-орієнтованої програмної архітектури, забезпечення високопродуктивного та відтворюваного виконання обчислень, інтеграцію та трасованість даних, а також експериментальну валідацію запропонованих рішень.

Основні результати дисертаційної роботи:

1. Проаналізовано сучасні підходи до обробки ЕЕГ та графомоторних сигналів, виявлено обмеження існуючих рішень щодо мультимодальної інтеграції та відтворюваності обчислень, що обґрунтувало вибір напрямку дослідження.

2. Розроблено модель мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів на основі інтеграції ЕЕГ та графомоторної активності ( $\Delta R$ ), у якій показник радіального відхилення  $\Delta R$  використано як базову метричну характеристику тремору у спіралеграфічних пробах. Показано можливість використання показника  $\Delta R$  для формування агрегованих характеристик тремору та їх інтеграції з ЕЕГ-ознаками у межах мультимодального аналізу.

3. Реалізовано програмні модулі спектрального та кореляційного аналізу мультимодальних сигналів як складову моделі мультимодального аналізу ЕЕГ– $\Delta R$ , зокрема обчислення FFT/PSD для сигналу  $\Delta R$ , крос-кореляційного аналізу між  $\Delta R$  і каналами ЕЕГ, а також оцінювання показників функціональної узгодженості ЕЕГ-сигналів.

4. Запропоновано індекс синусоїдальності (SI) як інтегральну спектральну ознаку мультимодального аналізу, що є агрегованою метрикою впорядкованості крос-кореляційних залежностей у треморному діапазоні та забезпечує кількісне оцінювання ступеня структурованої взаємодії між мозковою активністю та моторними осциляціями.

5. Розроблено програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, що інтегрують графомоторні дані графічного планшета та ЕЕГ-сигнали. Програмні засоби реалізують повний цикл обробки даних: від збору та узгодженої часової синхронізації мультимодальних сигналів до обробки, формування інформативних ознак, їх інтеграції, візуалізації та збереження результатів, а також підтримують ітеративний цикл аналізу з можливістю конфігураційної адаптації сценаріїв, забезпечуючи трасованість даних і відтворюваність обчислень.

6. Реалізовано модульний Python-фреймворк мультимодального аналізу сигналів як програмну реалізацію запропонованої архітектури, що забезпечує організацію аналітичного конвеєра обробки графомоторних та ЕЕГ-даних ( $\Delta R$ , PSD, CCF, SI), модульність і повторне використання компонентів, а також інтеграцію з прикладними інформаційними системами та можливість розгортання у розподілених середовищах.

7. Експериментально підтверджено ефективність розроблених методів та програмних засобів на реальних даних синхронної реєстрації (спіралеграфія разом із 16-канальним ЕЕГ). Показано, що запропоновані метрики ( $\Delta R$ , спектральні параметри, CCF, SI та показники узгодженості ЕЕГ) є чутливими до змін функціонального стану та дозволяють формувати кількісний профіль треморної активності.

8. Встановлено закономірності мультимодальної взаємодії сигналів ЕЕГ та  $\Delta R$ , що проявляються у наявності стійкого часового зсуву між сигналами та узгодженості їх спектральних компонентів у треморному діапазоні, що

підтверджує існування когнітивно-моторного зв'язку та можливість його кількісної оцінки.

Підходи машинного навчання розглянуто як перспективний напрям подальшого розвитку методів та програмних засобів. У межах наявної вибірки не отримано достатньо стабільних узагальнених результатів міжпацієнтної класифікації, тому у роботі основний акцент зроблено на інтерпретованих методах і мультимодальних аналітичних метриках.

**Висновки щодо досягнення мети.** Поставлена мета – розробити методи та програмні засоби аналізу мультимодальних когнітивно-моторних даних на основі інтеграції графомоторики та ЕЕГ, що забезпечують програмну обробку, аналіз та повний цикл обробки мультимодальних сигналів, – досягнута за рахунок:

- формалізації ключових аналітичних метрик графомоторної активності ( $\Delta R$ ) та міжмодальних процедур аналізу, зокрема крос-кореляції ЕЕГ– $\Delta R$  і індексу синусоїдальності (SI);
- розроблення моделі мультимодального аналізу сигналів ЕЕГ та  $\Delta R$  і реалізації процедур спектрального та кореляційного аналізу (PSD, CCF), що забезпечують кількісну оцінку когнітивно-моторної взаємодії;
- розроблення програмних засобів мультимодального аналізу, що реалізують повний цикл обробки даних: від збору та синхронізації до аналізу, візуалізації та збереження результатів із забезпеченням трасованості та відтворюваності обчислень;
- проектування програмної архітектури системи мультимодального аналізу, що забезпечує модульність, повторне використання програмних компонентів і можливість інтеграції аналітичних модулів у прикладні інформаційні системи;
- забезпечення можливості масштабованого виконання обчислювальних процедур у розподілених середовищах;

- підтримки ітеративного циклу аналізу з можливістю конфігураційної адаптації сценаріїв;
- експериментальної апробації розроблених методів і програмних засобів на реальних синхронних записах графомоторної активності та ЕЕГ із демонстрацією чутливості отриманих показників до змін функціонального стану.

У сукупності отримані результати становлять програмний фреймворк мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів, що поєднує формалізовані методи обробки сигналів із модульною програмною архітектурою та забезпечує відтворений аналіз мультимодальних даних.

**Перспективи подальших досліджень.** Подальші дослідження можуть бути спрямовані на розвиток запропонованих методів та програмних засобів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів у таких напрямках:

- розширення експериментальних даних і сценаріїв вимірювання для перевірки узагальнюваності запропонованих метрик та методів;
- подальший розвиток модульного Python-фреймворку аналізу сигналів шляхом підключення нових методів обчислення ознак і метрик;
- розвиток API-орієнтованої архітектури доступу до функцій аналізу для інтеграції програмних засобів у прикладні інформаційні системи;
- дослідження можливостей застосування методів машинного навчання для інтерпретації отриманих ознак за умови накопичення достатніх експериментальних даних;
- розширення системи за рахунок інтеграції IoT-пристроїв як розподілених джерел мультимодальних сигналів;

**СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ**

- [1] A. Abdulbaki *et al.*, “Efficacy of deep brain stimulation for obsessive-compulsive disorder: umbrella review and updated meta-analysis,” *Psychiatry Res.*, vol. 351, p. 116651, Sep. 2025, doi: 10.1016/j.psychres.2025.116651.
- [2] D. Mykhalyk, I. Mudryk, A. Hoi, and M. Petryk, “Modern Hardware and Software Solution for Identification of Abnormal Neurological Movements of Patients with Essential Tremor,” *Proc. International Conference on Advanced Computer Information Technologies, ACIT*, pp. 183–186, 2019, doi: 10.1109/ACITT.2019.8780078.
- [3] O. Chyniak, O. Dubenko, O. Potapov, A. Shulga, and A. Kotsyuba, “PARKINSON’S DISEASE — OVERVIEW OF MODERN TREATMENT METHODS,” *Eastern Ukrainian Medical Journal*, vol. 11, no. 1, pp. 1–13, 2023, doi: 10.21272/eumj.2023;11(1):1-13.
- [4] Y. Ben-Shlomo, S. Darweesh, J. Llibre-Guerra, C. Marras, M. San Luciano, and C. Tanner, “The epidemiology of Parkinson’s disease,” *The Lancet*, vol. 403, no. 10423, pp. 283–292, Jan. 2024, doi: 10.1016/S0140-6736(23)01419-8.
- [5] D. K. Simon, C. M. Tanner, and P. Brundin, “Parkinson Disease Epidemiology, Pathology, Genetics, and Pathophysiology,” *Clin. Geriatr. Med.*, vol. 36, no. 1, pp. 1–12, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.cger.2019.08.002.
- [6] R. R. Patil, “Epidemiology of Parkinson’s Disease—Current Understanding of Causation and Risk Factors,” in *Techniques for Assessment of Parkinsonism for Diagnosis and Rehabilitation*, Springer, 2022, pp. 31–48. doi: 10.1007/978-981-16-3056-9\_3.
- [7] D. Haubenberger and M. Hallett, “Essential Tremor,” *New England Journal of Medicine*, vol. 378, no. 19, pp. 1802–1810, May 2018, doi: 10.1056/NEJMcп1707928.

- [8] M. O. Owolabi *et al.*, “Global synergistic actions to improve brain health for human development,” *Nat. Rev. Neurol.*, vol. 19, no. 6, pp. 371–383, Jun. 2023, doi: 10.1038/s41582-023-00808-z.
- [9] D. Aarsland *et al.*, “Parkinson disease-associated cognitive impairment,” *Nat. Rev. Dis. Primers*, vol. 7, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1038/s41572-021-00280-3.
- [10] M. R. Petryk, D. S. Bishchak, M. V. Bachynskyi, V. M. Brevus, Chyzh V.M., and D. M. Mykhalyk, “Analysis of involuntary movements of patients with tremor symptoms under the influence of cognitive influences,” *Applied Questions of Mathematical Modeling*, vol. 7, no. 2, pp. 150–165, Dec. 2024, doi: 10.32782/mathematical-modelling/2024-7-2-14.
- [11] E. Ubeda Matzilevich, P. L. Daniel, and S. Little, “Towards therapeutic electrophysiological neurofeedback in Parkinson’s disease,” *Parkinsonism Relat. Disord.*, vol. 121, p. 106010, Apr. 2024, doi: 10.1016/j.parkreldis.2024.106010.
- [12] “Global, regional, and national burden of 12 mental disorders in 204 countries and territories, 1990–2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2019,” *Lancet Psychiatry*, vol. 9, no. 2, pp. 137–150, Feb. 2022, doi: 10.1016/S2215-0366(21)00395-3.
- [13] K. E. Zeuner, E. Schäffer, F. Hopfner, N. Brüggemann, and D. Berg, “Progress of Pharmacological Approaches in Parkinson’s Disease,” *Clin. Pharmacol. Ther.*, vol. 105, no. 5, pp. 1106–1120, May 2019, doi: 10.1002/cpt.1374.
- [14] В. Брушко, Р. Баннікова, and А. Ковельська, “Аналіз наявних інструментів оцінювання впливу фізичної терапії на осіб з хворобою Паркінсона,” *Спортивна медицина, фізична терапія та ерготерапія*, no. 2, pp. 84–91, Dec. 2021, doi: 10.32652/spmed.2021.2.84-91.
- [15] S. Hamzehei, O. Akbarzadeh, H. Attar, K. Rezaee, N. Fasihihour, and M. R. Khosravi, “Predicting the total Unified Parkinson’s Disease Rating Scale (UPDRS) based on ML techniques and cloud-based update,” *Journal of Cloud Computing*, vol. 12, no. 1, p. 12, Jan. 2023, doi: 10.1186/s13677-022-00388-1.

- [16] I. Osiichuk, V. Brevus, D. Bishchak, Y. Mashtaliar, and I. Mudryk, “Leveraging graphics tablet and JPen library to detect essential tremor,” in *CEUR Workshop Proceedings*, CEUR-WS, 2024, pp. 111–126. Accessed: Nov. 13, 2025. [Online]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-3742/paper8.pdf>
- [17] O. Bichsel, L. Imbach, and R. Gassert, “Opportunities and challenges for deep brain stimulation electrode-guided neurofeedback for symptom mitigation in neurological and psychiatric disorders,” *J. Neuroeng. Rehabil.*, vol. 22, no. 1, p. 166, Jul. 2025, doi: 10.1186/s12984-025-01701-0.
- [18] N. Ishii, Y. Mochizuki, K. Shiomi, M. Nakazato, and H. Mochizuki, “Spiral drawing: Quantitative analysis and artificial-intelligence-based diagnosis using a smartphone,” *J. Neurol. Sci.*, vol. 411, p. 116723, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.jns.2020.116723.
- [19] H. J. Kim, H. Jang, H. J. Kim, D. L. Na, and J. H. Yoon, “Kinematic characteristics in patients with subcortical vascular cognitive impairment: a quantitative analysis of digitized spiral drawing metrics,” *Sci. Rep.*, vol. 15, no. 1, p. 3955, Jan. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-88604-1.
- [20] S. Farashi, A. Sarihi, M. Ramezani, S. Shahidi, and M. Mazdeh, “Parkinson’s disease tremor prediction using EEG data analysis-A preliminary and feasibility study,” *BMC Neurol.*, vol. 23, no. 1, p. 420, Nov. 2023, doi: 10.1186/s12883-023-03468-0.
- [21] Á. J. Berki *et al.*, “Subthalamic stimulation evokes hyperdirect high beta interruption and cortical high gamma entrainment in Parkinson’s disease,” *NPJ Parkinsons Dis.*, vol. 11, no. 1, p. 95, Apr. 2025, doi: 10.1038/s41531-025-00965-6.
- [22] M. Szumilas, K. Lewenstein, E. Ślubowska, S. Szlufik, and D. Kozirowski, “A Multimodal Approach to the Quantification of Kinetic Tremor in Parkinson’s Disease,” *Sensors*, vol. 20, no. 1, p. 184, Dec. 2019, doi: 10.3390/s20010184.

- [23] F. Vecchio *et al.*, “Graph Theory on Brain Cortical Sources in Parkinson’s Disease: The Analysis of ‘Small World’ Organization from EEG,” *Sensors*, vol. 21, no. 21, p. 7266, Oct. 2021, doi: 10.3390/s21217266.
- [24] Q. Wang, L. Meng, J. Pang, X. Zhu, and D. Ming, “Characterization of EEG Data Revealing Relationships With Cognitive and Motor Symptoms in Parkinson’s Disease: A Systematic Review,” *Front. Aging Neurosci.*, vol. 12, Nov. 2020, doi: 10.3389/fnagi.2020.587396.
- [25] L. Iskhakova *et al.*, “Modulation of dopamine tone induces frequency shifts in cortico-basal ganglia beta oscillations,” *Nat. Commun.*, vol. 12, no. 1, p. 7026, Dec. 2021, doi: 10.1038/s41467-021-27375-5.
- [26] I. Aouraghe, G. Khaissidi, and M. Mrabti, “A literature review of online handwriting analysis to detect Parkinson’s disease at an early stage,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 82, no. 8, pp. 11923–11948, Mar. 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13759-2.
- [27] A. V. Demchenko, G. N. Aravitska, and A. V. Revenko, “Transcranial magnetic stimulation in treatment of motor and nonmotor symptoms of Parkinson’s disease,” *Ukrainian Neurological Journal*, vol. 0, no. 4, pp. 5–10, Dec. 2020, doi: 10.30978/UNJ2020-4-5.
- [28] N.-Y. Yu, A. W. A. Van Gemmert, and S.-H. Chang, “Characterization of graphomotor functions in individuals with Parkinson’s disease and essential tremor,” *Behav. Res. Methods*, vol. 49, no. 3, pp. 913–922, Jun. 2017, doi: 10.3758/s13428-016-0752-y.
- [29] M. Gil-Martín, J. M. Montero, and R. San-Segundo, “Parkinson’s Disease Detection from Drawing Movements Using Convolutional Neural Networks,” *Electronics (Basel)*, vol. 8, no. 8, p. 907, Aug. 2019, doi: 10.3390/electronics8080907.
- [30] F. Vial, P. McGurrin, T. Osterholt, D. Ehrlich, D. Haubenberger, and M. Hallett, “Tremoroton, a new free online platform for tremor analysis,” *Clin. Neurophysiol. Pract.*, vol. 5, 2020, doi: 10.1016/j.cnp.2019.11.004.

- [31] M. Lauk, J. Timmer, C. H. Lücking, J. Honerkamp, and G. Deuschl, “A software for recording and analysis of human tremor,” *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 60, no. 1, pp. 65–77, Jul. 1999, doi: 10.1016/S0169-2607(99)00012-7.
- [32] “Cpeak/TRAS.” Accessed: Mar. 02, 2026. [Online]. Available: [https://jeti.uni-freiburg.de/tremor\\_lauk/peakprog\\_en.html](https://jeti.uni-freiburg.de/tremor_lauk/peakprog_en.html)
- [33] J. D. L. Duque, A. J. S. Egea, H. A. G. Rojas, P. Chaná-Cuevas, J. J. Ferreira, and J. Costa, “TremorSoft: An decision support application for differential diagnosis between Parkinson’s disease and essential tremor,” *SoftwareX*, vol. 22, p. 101393, May 2023, doi: 10.1016/j.softx.2023.101393.
- [34] F. García, G. Hernández, and N. Cruz, “Una revisión exploratoria de aplicaciones para dispositivos móviles para el tratamiento de la enfermedad de Parkinson,” *Unam*, pp. 82–89, 2022, [Online]. Available: <https://virtual.cuautitlan.unam.mx/intar/wp-content/uploads/sites/14/2023/02/Int-Art-82-89.pdf>
- [35] P. L. Kubben, M. L. Kuijf, L. P. C. M. Ackermans, A. F. G. Leentjes, and Y. Temel, “TREMOR12: An Open-Source Mobile App for Tremor Quantification,” *Stereotact. Funct. Neurosurg.*, vol. 94, no. 3, 2016, doi: 10.1159/000446610.
- [36] W. Ondo *et al.*, “TRANQUIL: Pivotal study of the Felix NeuroAI Wristband in patients with essential tremor,” *Parkinsonism Relat. Disord.*, vol. 134, 2025, doi: 10.1016/j.parkreldis.2025.107452.
- [37] K. Adabi and W. G. Ondo, “Shaking Up Essential Tremor: Peripheral Devices and Mechanical Strategies to Reduce Tremor,” 2024. doi: 10.5334/tohm.930.
- [38] W. G. Ondo *et al.*, “Transcutaneous Peripheral Nerve Stimulation for Essential Tremor,” *JAMA Neurol.*, vol. 82, no. 12, p. 1235, Dec. 2025, doi: 10.1001/jamaneurol.2025.3905.
- [39] F. Klein, S. H. Kohl, M. Lührs, D. M. A. Mehler, and B. Sorger, “From lab to life: challenges and perspectives of fNIRS for haemodynamic-based neurofeedback in real-world environments,” *Philosophical Transactions of the*

- Royal Society B: Biological Sciences*, vol. 379, no. 1915, Dec. 2024, doi: 10.1098/rstb.2023.0087.
- [40] S. H. Kohl, D. M. A. Mehler, M. Lührs, R. T. Thibault, K. Konrad, and B. Sorger, “Corrigendum: The Potential of Functional Near-Infrared Spectroscopy-Based Neurofeedback—A Systematic Review and Recommendations for Best Practice,” *Front. Neurosci.*, vol. 16, Aug. 2022, doi: 10.3389/fnins.2022.907941.
- [41] J. Góral-Półrola, A. Mirski, H. Knapik, and M. Pąchalska, “Functional neuromarkers in Parkinson’s disease (PD),” *Acta Neuropsychologica*, vol. 19, no. 2, pp. 147–168, Mar. 2021, doi: 10.5604/01.3001.0014.8146.
- [42] C. Brambilla, I. Pirovano, R. M. Mira, G. Rizzo, A. Scano, and A. Mastropietro, “Combined Use of EMG and EEG Techniques for Neuromotor Assessment in Rehabilitative Applications: A Systematic Review,” *Sensors*, vol. 21, no. 21, p. 7014, Oct. 2021, doi: 10.3390/s21217014.
- [43] X. Zhang *et al.*, “Combined multivariate pattern analysis with frequency-dependent intrinsic brain activity to identify essential tremor,” *Neurosci. Lett.*, vol. 776, p. 136566, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.neulet.2022.136566.
- [44] J. Rothe *et al.*, “Effects of methylphenidate and physiotherapeutic treatment on graphomotor movements in children with ADHD,” *Eur. Child Adolesc. Psychiatry*, vol. 33, no. 1, pp. 127–137, Jan. 2024, doi: 10.1007/s00787-023-02144-5.
- [45] S. M. Ali *et al.*, “Wearable sensors during drawing tasks to measure the severity of essential tremor,” *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, p. 5242, Mar. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-08922-6.
- [46] Y. Wang *et al.*, “Application of optimized convolutional neural networks for early aided diagnosis of essential tremor: Automatic handwriting recognition and feature analysis,” *Med. Eng. Phys.*, vol. 113, p. 103962, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.medengphy.2023.103962.
- [47] R. A. Andersen, T. Aflalo, and S. Kellis, “From thought to action: The brain–machine interface in posterior parietal cortex,” *Proc. of the National Academy of*

- Sciences*, vol. 116, no. 52, pp. 26274–26279, Dec. 2019, doi: 10.1073/pnas.1902276116.
- [48] Біщак Д.С. and Петрик М.Р., “Роль мультимодального аналізу (ЕЕГ + графічні патерни) у підвищенні точності виявлення тремору: огляд сучасних підходів,” *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*, no. 4(153), pp. 134–142, 2025, doi: 10.32782/1995-0519.2025.4.16.
- [49] M. Alrawis, S. Al-Ahmadi, and F. Mohammad, “Bridging Modalities: A Multimodal Machine Learning Approach for Parkinson’s Disease Diagnosis Using EEG and MRI Data,” *Applied Sciences*, vol. 14, no. 9, p. 3883, May 2024, doi: 10.3390/app14093883.
- [50] S. Jain and R. Srivastava, “Multi-modality NDE fusion using encoder–decoder networks for identify multiple neurological disorders from EEG signals,” *Technology and Health Care*, vol. 33, no. 5, pp. 2431–2451, Sep. 2025, doi: 10.1177/09287329241291334.
- [51] S. J. J. Jui, R. C. Deo, P. D. Barua, A. Devi, J. Soar, and U. R. Acharya, “Application of Entropy for Automated Detection of Neurological Disorders With Electroencephalogram Signals: A Review of the Last Decade (2012–2022),” *IEEE Access*, vol. 11, pp. 71905–71924, 2023, doi: 10.1109/ACCESS.2023.3294473.
- [52] X. Zhang, J. Shen, Z. ud Din, J. Liu, G. Wang, and B. Hu, “Multimodal Depression Detection: Fusion of Electroencephalography and Paralinguistic Behaviors Using a Novel Strategy for Classifier Ensemble,” *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 23, no. 6, pp. 2265–2275, Nov. 2019, doi: 10.1109/JBHI.2019.2938247.
- [53] A. S. M. Miah, T. Suzuki, and J. Shin, “A Methodological and Structural Review of Parkinson’s Disease Detection Across Diverse Data Modalities,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 98931–98975, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3575023.

- [54] L. Shirahige, M. Berenguer-Rocha, S. Mendonça, S. Rocha, M. C. Rodrigues, and K. Monte-Silva, “Quantitative Electroencephalography Characteristics for Parkinson’s Disease: A Systematic Review,” *J. Parkinsons Dis.*, vol. 10, no. 2, pp. 455–470, Apr. 2020, doi: 10.3233/JPD-191840.
- [55] A. M. Maitín, A. J. García-Tejedor, and J. P. R. Muñoz, “Machine Learning Approaches for Detecting Parkinson’s Disease from EEG Analysis: A Systematic Review,” *Applied Sciences*, vol. 10, no. 23, p. 8662, Dec. 2020, doi: 10.3390/app10238662.
- [56] A. M. Maitin, J. P. Romero Muñoz, and Á. J. García-Tejedor, “Survey of Machine Learning Techniques in the Analysis of EEG Signals for Parkinson’s Disease: A Systematic Review,” *Applied Sciences*, vol. 12, no. 14, p. 6967, Jul. 2022, doi: 10.3390/app12146967.
- [57] N. Jackson, S. R. Cole, B. Voytek, and N. C. Swann, “Characteristics of Waveform Shape in Parkinson’s Disease Detected with Scalp Electroencephalography,” *eNeuro*, vol. 6, no. 3, p. ENEURO.0151-19.2019, May 2019, doi: 10.1523/ENEURO.0151-19.2019.
- [58] Біщак Д.С. and Петрик М.Р., “Оцінка ефективності медикаментозного лікування тремору на основі аналізу  $\Delta R$  та ЕЕГ,” *Вісник Херсонського національного технічного університету*, vol. 2, no. 2(93), pp. 37–46, Jun. 2025, doi: 10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.4.
- [59] “Buy EEG System XAI-MEDICA – Clinical Electroencephalograph.” Accessed: Apr. 14, 2026. [Online]. Available: <https://xai-medica.com/en/buy-eeg-system.html>
- [60] L. Tang *et al.*, “A multimodal fusion network based on a cross-attention mechanism for the classification of Parkinsonian tremor and essential tremor,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 28050, Nov. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-79111-w.

- [61] Y. Guo *et al.*, “High-accuracy wearable detection of freezing of gait in Parkinson’s disease based on pseudo-multimodal features,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 146, p. 105629, Jul. 2022, doi: 10.1016/j.combiomed.2022.105629.
- [62] C. Ma *et al.*, “Automatic diagnosis of multi-task in essential tremor: Dynamic handwriting analysis using multi-modal fusion neural network,” *Future Generation Computer Systems*, vol. 145, pp. 429–441, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.future.2023.03.033.
- [63] K. D. Raj, G. J. Lal, E. A. Gopalakrishnan, V. Sowmya, and J. R. Orozco-Arroyave, “A Visibility Graph Approach for Multi-Stage Classification of Parkinson’s Disease Using Multimodal Data,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 87077–87096, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3416444.
- [64] G. Murtaza, M. Hammoud, and A. Somov, “Multi-Modal Feature Set-Based Detection of Freezing of Gait in Parkinson’s Disease Patients Using SVM,” *IEEE Access*, vol. 13, pp. 114798–114811, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3585099.
- [65] V. Skaramagkas, A. Pentari, Z. Kefalopoulou, and M. Tsiknakis, “Multi-Modal Deep Learning Diagnosis of Parkinson’s Disease—A Systematic Review,” *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 31, pp. 2399–2423, 2023, doi: 10.1109/TNSRE.2023.3277749.
- [66] C. R. Dhivyaa, K. Nithya, and S. Anbukkarasi, “Enhancing Parkinson’s Disease Detection and Diagnosis: A Survey of Integrative Approaches Across Diverse Modalities,” *IEEE Access*, vol. 12, pp. 158999–159024, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3487001.
- [67] V. G. Rajendran, S. Jayalalitha, K. Adalarasu, and R. Mathi, “Machine learning based human mental state classification using wavelet packet decomposition-an EEG study,” *Multimed. Tools Appl.*, vol. 83, no. 35, 2024, doi: 10.1007/s11042-024-18725-8.

- [68] M. W. J. van Es, C. Gohil, A. J. Quinn, and M. W. Woolrich, “osl-ephys: a Python toolbox for the analysis of electrophysiology data,” *Front. Neurosci.*, vol. 19, 2025, doi: 10.3389/fnins.2025.1522675.
- [69] “OSL Electrophysiological Data Analysis Toolbox — osl-ephys.” Accessed: Apr. 08, 2026. [Online]. Available: <https://osl-ephys.readthedocs.io/en/latest/>
- [70] A. Gramfort *et al.*, “MEG and EEG data analysis with MNE-Python,” *Front. Neurosci.*, no. 7 DEC, 2013, doi: 10.3389/fnins.2013.00267.
- [71] “MNE — MNE 1.12.0 documentation.” Accessed: Apr. 08, 2026. [Online]. Available: <https://mne.tools/stable/index.html>
- [72] A. Delorme and S. Makeig, “EEGLAB: An open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 134, no. 1, 2004, doi: 10.1016/j.jneumeth.2003.10.009.
- [73] “EEGLAB Wiki.” Accessed: Apr. 10, 2026. [Online]. Available: <https://eeglab.org/>
- [74] A. Basit, M. Nawaz, S. Rehman, and M. Shafique, “CognitiveArm: Enabling Real-Time EEG-Controlled Prosthetic Arm Using Embodied Machine Learning,” in *Proc. Design Automation Conference*, 2025. doi: 10.1109/DAC63849.2025.11132917.
- [75] “BrainFlow.” Accessed: Apr. 08, 2026. [Online]. Available: <https://brainflow.org/>
- [76] K. Longardner, Q. Shen, B. Tang, B. A. Wright, P. Kundu, and F. B. Nahab, “An Algorithm for Automated Measurement of Kinetic Tremor Magnitude Using Digital Spiral Drawings,” *Digit. Biomark.*, vol. 8, no. 1, pp. 140–148, Jul. 2024, doi: 10.1159/000539529.
- [77] P. McGurrin, J. McNames, T. Wu, M. Hallett, and D. Haubenberger, “Quantifying Tremor in Essential Tremor Using Inertial Sensors—Validation of an Algorithm,” *IEEE J. Transl. Eng. Health Med.*, vol. 9, pp. 1–10, 2021, doi: 10.1109/JTEHM.2020.3032924.

- [78] C. Y. Kim *et al.*, “Repeated Spiral Drawings in Essential Tremor: a Possible Limb-Based Measure of Motor Learning,” *The Cerebellum*, vol. 18, no. 2, pp. 178–187, Apr. 2019, doi: 10.1007/s12311-018-0974-x.
- [79] N. Roth, O. Braun-Benyamin, and S. Rosenblum, “Drawing Direction Effect on a Task’s Performance Characteristics among People with Essential Tremor,” *Sensors*, vol. 21, no. 17, p. 5814, Aug. 2021, doi: 10.3390/s21175814.
- [80] M. Tanveer, R. B. Pachori, and N. V. Angami, “Entropy based features in FAWT framework for automated detection of epileptic seizure EEG signals,” in *Proc. of the 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2018*, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., Jul. 2018, pp. 1946–1952. doi: 10.1109/SSCI.2018.8628733.
- [81] P. Chawla, S. B. Rana, H. Kaur, K. Singh, R. Yuvaraj, and M. Murugappan, “A decision support system for automated diagnosis of Parkinson’s disease from EEG using FAWT and entropy features,” *Biomed. Signal Process. Control*, vol. 79, 2023, doi: 10.1016/j.bspc.2022.104116.
- [82] C. Pappalettera, F. Miraglia, M. Cotelli, P. M. Rossini, and F. Vecchio, “Analysis of complexity in the EEG activity of Parkinson’s disease patients by means of approximate entropy,” *Geroscience*, vol. 44, no. 3, pp. 1599–1607, Jun. 2022, doi: 10.1007/s11357-022-00552-0.
- [83] S. A. Khoshnevis and R. Sankar, “Classification of the stages of Parkinson’s disease using novel higher-order statistical features of EEG signals,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 33, no. 13, 2021, doi: 10.1007/s00521-020-05505-2.
- [84] V. I. Rupasov, M. A. Lebedev, J. S. Erlichman, S. L. Lee, J. C. Leiter, and M. Linderman, “Time-Dependent Statistical and Correlation Properties of Neural Signals during Handwriting,” *PLoS One*, vol. 7, no. 9, p. e43945, Sep. 2012, doi: 10.1371/journal.pone.0043945.
- [85] P.-C. Lin, K.-H. Chen, B.-S. Yang, and Y.-J. Chen, “A digital assessment system for evaluating kinetic tremor in essential tremor and Parkinson’s disease,” *BMC Neurol.*, vol. 18, no. 1, p. 25, Dec. 2018, doi: 10.1186/s12883-018-1027-2.

- [86] T. Zajki-Zechmeister *et al.*, “Quantification of tremor severity with a mobile tremor pen,” *Heliyon*, vol. 6, no. 8, p. e04702, Aug. 2020, doi: 10.1016/j.heliyon.2020.e04702.
- [87] L. Angelini, G. Paparella, and M. Bologna, “Distinguishing essential tremor from Parkinson’s disease: clinical and experimental tools,” *Expert Rev. Neurother.*, vol. 24, no. 8, pp. 799–814, Aug. 2024, doi: 10.1080/14737175.2024.2372339.
- [88] E. Mulroy, R. Erro, K. P. Bhatia, and M. Hallett, “Refining the clinical diagnosis of Parkinson’s disease,” *Parkinsonism Relat. Disord.*, vol. 122, p. 106041, May 2024, doi: 10.1016/j.parkreldis.2024.106041.
- [89] R. Rajan *et al.*, “Automated analysis of pen-on-paper spirals for tremor detection, quantification, and differentiation,” *Annals of Movement Disorders*, vol. 6, no. 1, pp. 17–25, Jan. 2023, doi: 10.4103/aomd.aomd\_50\_22.
- [90] A. P. Legrand *et al.*, “New insight in spiral drawing analysis methods – Application to action tremor quantification,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 128, no. 10, pp. 1823–1834, Oct. 2017, doi: 10.1016/j.clinph.2017.07.002.
- [91] K. Longardner, Y. Satpathy, I. Litvan, and D. Haubenberger, “Impact of clinical neurophysiological assessment on diagnosis and management of tremor disorders,” *Clin. Neurophysiol. Pract.*, vol. 10, pp. 188–201, 2025, doi: 10.1016/j.cnp.2025.05.003.
- [92] Y. Peng *et al.*, “Intelligent devices for assessing essential tremor: a comprehensive review,” *J. Neurol.*, vol. 271, no. 8, pp. 4733–4750, Aug. 2024, doi: 10.1007/s00415-024-12354-9.
- [93] A. Z. Jenei, D. Sztahó, and I. Valálik, “Recognition analysis of spiral and straight-line drawings in tremor assessment,” *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, vol. 70, no. 2, pp. 147–156, Apr. 2025, doi: 10.1515/bmt-2023-0080.
- [94] S. K. Khare, V. Bajaj, and U. R. Acharya, “PDCNNNet: An Automatic Framework for the Detection of Parkinson’s Disease Using EEG Signals,” *IEEE Sens. J.*, vol. 21, no. 15, pp. 17017–17024, Aug. 2021, doi: 10.1109/JSEN.2021.3080135.

- [95] A. M. Alvi, S. Siuly, and H. Wang, “Neurological abnormality detection from electroencephalography data: a review,” *Artif. Intell. Rev.*, vol. 55, no. 3, pp. 2275–2312, Mar. 2022, doi: 10.1007/s10462-021-10062-8.
- [96] D. Bishchak and M. Petryk, “Algorithmic approach to tremor classification based on EEG and graphomotor signals,” *Scientific journal of the Ternopil national technical university*, vol. 119, no. 3, pp. 35–44, 2025, doi: 10.33108/visnyk\_tntu2025.03.035.
- [97] Біщак Д.С. and Петрик М.Р., “Кореляція між графомоторною активністю та ЕЕГ у пацієнтів із тремором при хворобі Паркінсона,” *Вчені записки Таврійського національного університету імені В.І.Вернадського, серія «Технічні науки»*, vol. 2, no. 4, pp. 25–30, 2025, doi: 10.32782/2663-5941/2025.4.2/04.
- [98] C. Ma *et al.*, “A feature fusion sequence learning approach for quantitative analysis of tremor symptoms based on digital handwriting,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 203, p. 117400, Oct. 2022, doi: 10.1016/j.eswa.2022.117400.
- [99] K. B. Wilkins *et al.*, “Quantitative Digitography Measures Motor Symptoms and Disease Progression in Parkinson’s Disease,” *J. Parkinsons Dis.*, vol. 12, no. 6, pp. 1979–1990, Sep. 2022, doi: 10.3233/JPD-223264.
- [100] M. Schneider, B. Dann, S. Sheshadri, H. Scherberger, and M. Vinck, “A general theory of coherence between brain areas,” Jun. 18, 2020. doi: 10.1101/2020.06.17.156190.
- [101] N. S. Karuppusamy and B.-Y. Kang, “Multimodal System to Detect Driver Fatigue Using EEG, Gyroscope, and Image Processing,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 129645–129667, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3009226.
- [102] A. A. Mendoza-Armenta *et al.*, “Implementation of a Real-Time Brain-to-Brain Synchrony Estimation Algorithm for Neuroeducation Applications,” *Sensors*, vol. 24, no. 6, p. 1776, Mar. 2024, doi: 10.3390/s24061776.
- [103] Y. Zhang, W. Chen, C.-L. Lin, Z. Pei, J. Chen, and D. Wang, “Synchronous analyses between electroencephalogram and surface electromyogram based on

- motor imagery and motor execution,” *Review of Scientific Instruments*, vol. 93, no. 11, Nov. 2022, doi: 10.1063/5.0110827.
- [104] J. F. Baizabal-Carvallo and J. C. Morgan, “Drug-induced tremor, clinical features, diagnostic approach and management,” *J. Neurol. Sci.*, vol. 435, p. 120192, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.jns.2022.120192.
- [105] H. Zach, M. F. Dirkx, D. Roth, J. W. Pasma, B. R. Bloem, and R. C. Helmich, “Dopamine-responsive and dopamine-resistant resting tremor in Parkinson disease,” *Neurology*, vol. 95, no. 11, Sep. 2020, doi: 10.1212/WNL.0000000000010316.
- [106] O. Koren *et al.*, “Dopaminergic medication reduces interhemispheric hypersynchronization in Parkinson’s disease,” *Parkinsonism Relat. Disord.*, vol. 97, pp. 39–46, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.parkreldis.2022.02.009.
- [107] D. APRIGIO *et al.*, “Dopaminergic drugs alter beta coherence during motor imagery and motor execution in healthy adults,” *Arq. Neuropsiquiatr.*, vol. 78, no. 4, pp. 199–205, Apr. 2020, doi: 10.1590/0004-282x20190186.
- [108] J. Zhang, A. Villringer, and V. V. Nikulin, “Dopaminergic Modulation of Local Non-oscillatory Activity and Global-Network Properties in Parkinson’s Disease: An EEG Study,” *Front. Aging Neurosci.*, vol. 14, Apr. 2022, doi: 10.3389/fnagi.2022.846017.
- [109] A. Pierro, S. Abreu, J. Timcheck, P. Stratmann, A. Wild, and S. B. Shrestha, “Accelerating Linear Recurrent Neural Networks for the Edge with Unstructured Sparsity,” Aug. 2025, doi: 10.48550/arXiv.2502.01330.
- [110] T. J. Bosch, A. I. Espinoza, M. Mancini, F. B. Horak, and A. Singh, “Functional Connectivity in Patients With Parkinson’s Disease and Freezing of Gait Using Resting-State EEG and Graph Theory,” *Neurorehabil. Neural Repair*, vol. 36, no. 10–11, pp. 715–725, Nov. 2022, doi: 10.1177/15459683221129282.
- [111] A. Nani, J. Manuello, D. Liloia, S. Duca, T. Costa, and F. Cauda, “The Neural Correlates of Time: A Meta-analysis of Neuroimaging Studies,” *J. Cogn.*

- Neurosci.*, vol. 31, no. 12, pp. 1796–1826, Dec. 2019, doi: 10.1162/jocn\_a\_01459.
- [112] M. F. Dirkx and M. Bologna, “The pathophysiology of Parkinson’s disease tremor,” *J. Neurol. Sci.*, vol. 435, p. 120196, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.jns.2022.120196.
- [113] A. H. Abusrair, W. Elsekaily, and S. Bohlega, “Tremor in Parkinson’s Disease: From Pathophysiology to Advanced Therapies,” *Tremor Other Hyperkinet. Mov. (N. Y.)*, vol. 12, p. 29, 2022, doi: 10.5334/tohm.712.
- [114] G. Deuschl *et al.*, “The clinical and electrophysiological investigation of tremor,” *Clinical Neurophysiology*, vol. 136, pp. 93–129, Apr. 2022, doi: 10.1016/j.clinph.2022.01.004.
- [115] V. Y. Cambay, I. Tasci, G. Tasci, R. Hajiyeva, S. Dogan, and T. Tuncer, “QuadTPat: Quadruple Transition Pattern-based explainable feature engineering model for stress detection using EEG signals,” *Sci. Rep.*, vol. 14, no. 1, p. 27320, Nov. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-78222-8.
- [116] S. He *et al.*, “Subthalamic beta-targeted neurofeedback speeds up movement initiation but increases tremor in Parkinsonian patients,” *Elife*, vol. 9, Nov. 2020, doi: 10.7554/eLife.60979.
- [117] L. Hellrung *et al.*, “Analysis of individual differences in neurofeedback training illuminates successful self-regulation of the dopaminergic midbrain,” *Commun. Biol.*, vol. 5, no. 1, p. 845, Aug. 2022, doi: 10.1038/s42003-022-03756-4.
- [118] H. W. Deng, M. Rahman, M. Chowdhury, M. S. Salek, and M. Shue, “Commercial cloud computing for connected vehicle applications in transportation cyberphysical systems: A case study,” *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 13, no. 1, 2021, doi: 10.1109/MITS.2020.3037314.
- [119] O. Pastukh and V. Yatsyshyn, “Brain-computer interaction neurointerface based on artificial intelligence and its parallel programming using high-performance calculation on cluster mobile devices,” *Scientific journal of the Ternopil national*

- technical university*, vol. 112, no. 4, pp. 26–31, 2023, doi: 10.33108/visnyk\_tntu2023.04.026.
- [120] J. R. Wolpaw, “Making brain–computer interfaces as reliable as muscles,” *J. Neural Eng.*, vol. 22, no. 4, p. 043001, Aug. 2025, doi: 10.1088/1741-2552/addd47.
- [121] M. Fratello *et al.*, “Classification-Based Screening of Parkinson’s Disease Patients through Graph and Handwriting Signals,” in *The 2nd International Electronic Conference on Applied Sciences*, Basel Switzerland: MDPI, Oct. 2021, p. 49. doi: 10.3390/ASEC2021-11128.
- [122] “Cloud Computing Services - Amazon Web Services (AWS).” Accessed: Apr. 10, 2026. [Online]. Available: <https://aws.amazon.com/>
- [123] D. Bishchak, “High-performance methods and cloud-based information technologies for the analysis of cognitive signals of neural nodes,” in *Proc. 6th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice*, Berlin, Germany, Feb. 2026, pp. 82–86. doi: 10.70286/EOSS-16.02.2026.006.82-86.
- [124] D. Bishchak, “High-performance processing and streaming architecture for multimodal neuro-motor signal analysis,” in *Proc. 4th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives*, Montreal, Canada, Feb. 2026, pp. 159–164. doi: 10.70286/EOSS-23.02.2026.004.159-164.
- [125] Streamlit, “Streamlit Documentation,” *Streamlit Inc.*, 2022, Accessed: Mar. 25, 2026. [Online]. Available: <https://docs.streamlit.io/>
- [126] “OpenMRS.” Accessed: Apr. 08, 2026. [Online]. Available: <https://openmrs.org/>
- [127] S. Medlock, K. J. Ploegmakers, R. Cornet, and K. W. Pang, “Use of an open-source electronic health record to establish a ‘virtual hospital’: A tale of two curricula,” *Int. J. Med. Inform.*, vol. 169, 2023, doi: 10.1016/j.ijmedinf.2022.104907.

- [128] A. Torab-Miandoab, T. Samad-Soltani, A. Jodati, and P. Rezaei-Hachesu, "Interoperability of heterogeneous health information systems: a systematic literature review," *BMC Med. Inform. Decis. Mak.*, vol. 23, no. 1, Dec. 2023, doi: 10.1186/s12911-023-02115-5.

## ДОДАТКИ

### ДОДАТОК А

#### Формат і структура вхідних даних

##### **Опис формату даних ЕЕГ (канали, частота, часові мітки).**

Електроенцефалографічні (ЕЕГ) дані, що використовуються в дисертаційному дослідженні, зберігаються у текстовому табличному форматі та призначені для подальшої автоматизованої обробки, синхронізації з графомоторними сигналами та міжмодального аналізу. Формат даних структуровано у формі, щоб забезпечити однозначну інтерпретацію сигналів, відтворюваність експериментів та сумісність із програмними модулями програмної системи аналізу.

Файл ЕЕГ-даних складається з двох логічних частин: інформаційного блоку та блоку числових даних.

Інформаційний блок розміщується на початку файлу та містить метадані експерименту, зокрема дату й час запису, тип проби, а також параметри реєстрації сигналів. Частота дискретизації є сталою для всіх каналів та становить  $f_s = 500$  Гц, що відповідає часовому інтервалу між сусідніми відліками  $\Delta t = 2$  мс. Зазначене значення забезпечує достатню часову роздільну здатність для аналізу коливальних компонент тремору та їх кореляції з моторними параметрами.

ЕЕГ-сигнали реєструються у багатоканальному режимі. Загальна кількість каналів становить 17, з яких 16 відповідають стандартним відведенням за міжнародною системою 10–20 (Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, T3, T4, C3, C4, T5, T6, P3, P4, O1, O2), а один канал (A0) використовується як допоміжний або референтний. Значення сигналів усіх каналів подані в мікровольтях (мкВ).

Після інформаційного блоку розміщується блок даних ЕЕГ-сигналів, який має табличну структуру. Перший рядок містить заголовки стовпчиків, де перший стовпчик відповідає часовій мітці, а наступні – миттєвим значенням ЕЕГ-

сигналів відповідних каналів. Часові мітки задаються у форматі hh:mm:ss.mmm та відлічуються від початку запису, що забезпечує можливість точної синхронізації з іншими потоками даних.

Загальний вигляд заголовка блоку даних наведено у таблиці А.1.

Таблиця А.1 – Загальний вигляд заголовка блоку даних

hh:mm:ss.mmm	Fp1	Fp2	F3	F4	...	A0
--------------	-----	-----	----	----	-----	----

Кожен наступний рядок відповідає одному часовому відліку та містить повний вектор ЕЕГ-значень для всіх каналів. Приклад фрагмента блоку даних наведено у табл. А.2.

Таблиця А.2 – Характеристики експериментальних записів та моторних станів

0:0:0.000	-607.41	-642.18	-607.68	-626.40	...	-616.34
0:0:0.002	-203.89	-213.30	-201.00	-208.54	...	-121.52
0:0:0.004	273.29	272.20	272.31	269.59	...	327.74
0:0:0.006	528.97	565.36	532.90	548.63	...	594.90

Кожен запис містить:

- часову мітку з мілісекундною точністю;
- миттєві значення ЕЕГ-сигналів усіх каналів у відповідний момент часу.

Структура файлу є регулярною, без пропусків або змінної кількості полів. Це спрощує імпорт даних у програмні засоби аналізу та дозволяє ефективно реалізувати частотний, кореляційний і міжмодальний аналіз.

Описаний формат ЕЕГ-даних забезпечує формалізоване та масштабоване подання багатоканальних когнітивних сигналів і є придатним для високопродуктивної обробки та інтеграції з графомоторними даними.

**Опис формату даних планшета (x, y, тиск, час).** Дані графомоторної активності, отримані з графічного планшета, використовуються в дисертаційній

роботі для аналізу моторних характеристик руху стилуса та подальшої інтеграції з ЕЕГ-сигналами. Формат подання даних орієнтований на автоматизовану обробку, точну часову синхронізацію та відтворюваність експериментів.

Файл даних планшета має текстовий табличний формат і, аналогічно до ЕЕГ-даних, складається з інформаційного блоку та блоку числових даних.

Інформаційний блок розміщується на початку файлу та містить метадані експерименту, параметри апаратного забезпечення та характеристики реєстрації. Зокрема, у блоці зазначаються модель планшета, його робоча область, просторові та часові параметри, а також роздільна здатність сенсорів. У дослідженні використовувався графічний планшет Huion 16 Pro з частотою опитування  $f_s = 250$  Гц, що відповідає номінальному часовому інтервалу між відліками  $\Delta t = 4$  мс. Зазначена частота забезпечує достатню точність для аналізу дрібномасштабних моторних коливань під час виконання спіралеграфічного завдання.

Просторові координати стилуса задаються в метричній системі координат, прив'язаній до робочої поверхні планшета. Значення координат  $x$  та  $y$  уподані в міліметрах і відповідають горизонтальному та вертикальному переміщенню стилуса відповідно. Параметр тиску  $z$  (pressure) відображає величину прикладеного зусилля стилуса до поверхні планшета та вимірюється у відносних одиницях з дискретністю до 8192 рівнів, відповідно до характеристик сенсора.

Після інформаційного блоку розміщується блок даних графомоторних сигналів, який має табличну структуру. Перший рядок містить заголовки стовпчиків, що визначають склад і порядок полів даних показано у табл. А.3.

Таблиця А.3 – Заголовки стовпчиків графомоторних даних

Span	Time	X	Y	Pressure
------	------	---	---	----------

Часові параметри подані у двох формах. Поле «Span» відповідає часовому інтервалу від початку запису, тоді як поле «Time» містить абсолютну часову

мітку у форматі hh:mm:ss.mmm. Такий підхід дозволяє виконувати як локальний аналіз рухів, так і точну міжмодальну синхронізацію з ЕЕГ-даними.

Кожен рядок блоку даних відповідає одному відліку та містить миттєві значення координат стилуса та параметра тиску. За відсутності контакту стилуса з поверхнею планшета значення координат і тиску позначаються як NaN, що дозволяє однозначно ідентифікувати фази підйому стилуса та паузи між рухами. Приклад фрагмента блоку даних наведено у табл. А.4.

Таблиця А.4 – Приклад фрагмента блоку графомоторних даних

Span	Time	X	Y	Pressure
0:0:0.4	0:0:4.680	NaN	NaN	NaN
0:0:0.8	0:0:4.680	NaN	NaN	NaN
...	...	...	...	...
0:0:14.36	0:0:14.37	-20.4345	8.78325	0.0
0:0:14.48	0:0:14.48	-20.4345	8.60400	0.0
0:0:14.56	0:0:14.54	-20.61375	8.60400	0.0

Структура файлу є регулярною, без змінної кількості полів, що спрощує імпорт даних у програмні модулі аналізу. Формат подання координат та часових міток забезпечує можливість обчислення похідних характеристик руху, зокрема швидкості, прискорення та радіальних відхилень траєкторії, а також кореляційного аналізу з ЕЕГ-сигналами.

Описаний формат даних графічного планшета забезпечує формалізоване подання моторної активності користувача та є придатним для високопродуктивної обробки, міжмодальної інтеграції та подальшого аналізу в межах дисертаційної роботи.

**Відповідності полів ЕЕГ та графомоторних даних.** Для реалізації міжмодальної інтеграції електроенцефалографічних і графомоторних сигналів у дисертаційному дослідженні використовується відповідність полів даних обох джерел. Відповідність забезпечує узгоджений аналіз у часовій області та створює основу для побудови єдиної інформаційної моделі мультимодального сигналу.

Електроенцефалографічні та графомоторні дані реєструються незалежними апаратними засобами та мають різні частоти дискретизації. Для забезпечення коректної інтеграції всі сигнали приводяться до спільної часової шкали шляхом формування абсолютних часових міток на основі стартового часу запису та відносного часу від початку експерименту. Узгодження часових осей дозволяє виконувати синхронізований аналіз без втрати часової структури сигналів.

Таблиця А.5 – Відповідність полів ЕЕГ та графомоторних даних

Джерело даних	Поле	Формат / одиниці	Опис	Роль у мультимодальному аналізі
ЕЕГ	Часова мітка	hh:mm:ss. mmm	Час відліку ЕЕГ-сигналу від початку запису	Синхронізація з графомоторними даними
ЕЕГ	ЕЕГ-канали	мкВ	Значення сигналів у стандартних відведеннях	Частотний та кореляційний аналіз
Планшет	Часова мітка	hh:mm:ss. mmm	Час відліку руху стилуса	Узгодження з часовою шкалою ЕЕГ
Планшет	$x(t)$	мм	Горизонтальна координата стилуса	Аналіз траєкторії руху
Планшет	$y(t)$	мм	Вертикальна координата стилуса	Аналіз траєкторії руху
Планшет	$p(t)$	відн. од.	Рівень тиску стилуса	Додаткова характеристика контакту
Обчислюване	$\theta(t)$	рад	Кут у полярній системі координат	Аналіз фазової структури руху

Джерело даних	Поле	Формат / одиниці	Опис	Роль у мультимодальному аналізі
Обчислюване	$r(t)$	мм	Радіальна відстань траєкторії	Побудова модельної спіралі
Обчислюване	$\Delta R(t)$	мм	Радіальне відхилення від еталонної траєкторії	Кількісна метрика моторного порушення
Міжмодальне	$XCorr(\Delta R, EEG)$	–	Крос-кореляційна функція	Оцінка взаємозв'язку моторної та когнітивної активності

Часові мітки ЕЕГ та графомоторних даних використовуються як базові ключі синхронізації між двома модальностями. Незважаючи на різну частоту дискретизації, приведення сигналів до спільної часової шкали дозволяє виконувати коректний міжмодальний аналіз шляхом інтерполяції або агрегації відліків без втрати інформативності.

Координатні дані  $x(t)$  та  $y(t)$  використовуються для побудови двовимірної траєкторії руху стилуса та подальшого переходу до полярної системи координат. Отримані параметри  $\theta(t)$  та  $r(t)$  застосовуються для формування модельної траєкторії та обчислення радіального відхилення  $\Delta R(t)$ , яке використовується як зв'язувальна змінна між моторною та когнітивною модальностями.

Запропонована відповідність полів забезпечує формалізовану основу для побудови програмних засобів мультимодального аналізу та дозволяє відокремити концептуальну модель даних від конкретної програмної реалізації.

**Приклад структури інтегрованих мультимодальних даних (ЕЕГ та графомоторні координати).** Для контролю коректності міжмодальної синхронізації та подальшого аналізу в межах програмних засобів мультимодального аналізу використовується інтегрований набір даних,

сформований шляхом об'єднання електроенцефалографічних сигналів та графомоторних координат стилуса на спільній часовій шкалі. Результати такого об'єднання експортуються у табличному форматі та застосовуються для візуального контролю, статистичного аналізу й експериментальної перевірки запропонованих методів.

Інтегрований набір даних подається у вигляді впорядкованої за часом таблиці, де кожен запис відповідає одному моменту спостереження та містить повний вектор мультимодальних ознак. До складу запису входять часовий параметр, координати руху стилуса у площині планшета, обчислені моторні характеристики траєкторії та значення ЕЕГ-сигналів у відповідних відведеннях.

Графомоторні координати  $x(t)$  та  $y(t)$  використовуються для відновлення двовимірної траєкторії руху стилуса. На їх основі обчислюється радіальна відстань  $r(t)$ , а також радіальне відхилення  $\Delta R(t)$ , яке визначається як різниця між фактичною траєкторією та еталонною (модельною) спіраллю. Отримана метрика  $\Delta R(t)$  характеризує миттєві моторні відхилення та використовується як кількісний показник моторного порушення.

Значення ЕЕГ-сигналів, приведені до тієї ж часової шкали, що й графомоторні дані, інтегруються у єдиний часовий ряд і застосовуються для аналізу взаємозв'язку між моторною активністю та когнітивними процесами. Така форма подання даних дозволяє виконувати кореляційний, частотний і міжмодальний аналіз без необхідності додаткового вирівнювання сигналів.

Нижче наведено фрагмент інтегрованого набору даних, який ілюструє структуру записів після об'єднання мультимодальних сигналів подано у табл. А6.

Таблиця А.6 – Відповідність полів ЕЕГ та графомоторних даних

Час	X (мм)	Y (мм)	R (мм)	$\Delta R$ (мм)	Fp1 (мкВ)	Fp2 (мкВ)	F3 (мкВ)	F4 (мкВ)	...	O2 (мкВ)
t <sub>1</sub>	-20.43	8.78	22.24	-0.31	-412.1	-424.3	-409.0	-417.9	...	-385.9
t <sub>2</sub>	-20.61	8.60	22.36	-0.28	-218.4	-240.1	-219.4	-232.8	...	-193.1
t <sub>3</sub>	-20.79	8.24	22.39	-0.19	189.8	181.0	190.2	182.1	...	253.7
t <sub>4</sub>	-20.79	8.06	22.30	-0.22	538.7	573.7	543.5	559.2	...	605.5

Представлений приклад демонструє результат формування єдиного мультимодального датасету, придатного для високопродуктивної обробки, аналізу та експериментальної оцінки ефективності запропонованих методів. Такий формат подання даних забезпечує незалежність інформаційної моделі від конкретної програмної реалізації та дозволяє виконувати подальший розвиток і рефакторинг програмних засобів без зміни концептуальної структури даних.

## ДОДАТОК Б

### Метод побудови спіралі Архімеда із візуалізацією та розрахунок $\Delta R$

#### ДОДАТОК Б.1

##### Формула еталонної спіралі Архімеда

Для оцінювання відхилень графомоторної траєкторії пацієнта використовується еталонна спіраль Архімеда, яка в полярних координатах задається лінійною залежністю радіуса від кута:

$$r(\theta) = a + b\theta, \theta \geq 0, \quad (\text{Б.1})$$

де  $a$  – початковий радіус (використано  $a = 0$ );

$b$  – масштабний коефіцієнт, що визначає щільність витків спіралі

$\theta$  – полярний кут у радіанах.

Відповідно, у декартових координатах еталонна траєкторія має вигляд:

$$x(\theta) = (a + b\theta) \cos \theta \quad (\text{Б.2})$$

$$y(\theta) = (a + b\theta) \sin \theta \quad (\text{Б.3})$$

де  $b$  – параметр, що визначає радіальний крок спіралі.

Тобто відстань між сусідніми витками, яка для одного повного оберту дорівнює  $\Delta r = 2\pi b$ . У експерименті значення параметрів спіралі обиралися так, щоб еталонна крива відповідала масштабу та просторовому діапазону реальної траєкторії руху стилуса.

Порівняння фактичної траєкторії, отриманої під час виконання пацієнтом спіралеграфічного завдання, з еталонною спіраллю Архімеда дозволяє кількісно оцінити радіальне відхилення  $\Delta R$ , яке надалі використовується як базова метрика моторного порушення. Візуальне накладання реальної та еталонної кривих дає

наочне уявлення про характер тремору та ступінь порушення моторного контролю.

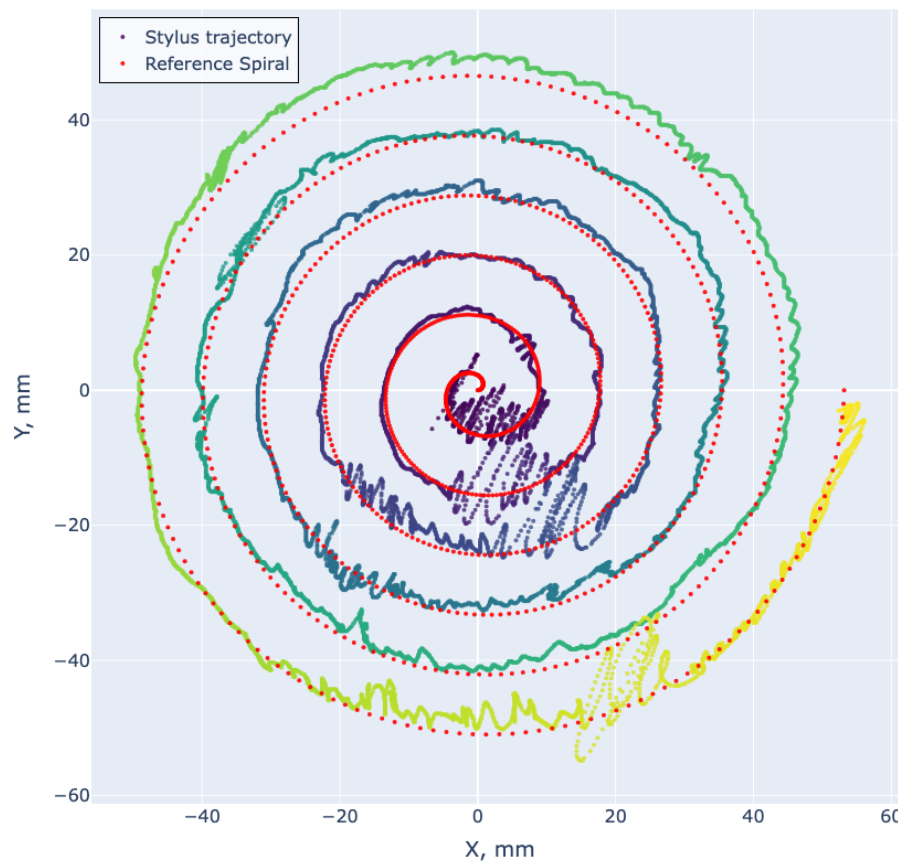


Рис. Б.1 – Накладання еталонної спіралі Архімеда (пунктирна лінія) та фактичної траєкторії руху стилуса пацієнта (суцільна лінія), що використовується для оцінювання радіального відхилення  $\Delta R$

## ДОДАТОК Б.2

### Метод проєкції точки на еталонну спіраль

Для кількісного визначення радіального відхилення графомоторної траєкторії кожна вимірjana точка руху стилуса проєктується на еталонну спіраль Архімеда. Нехай фактична траєкторія задана скінченною послідовністю точок

$$P_i = (x_i, y_i), i = 1, \dots, N. \quad (\text{Б.4})$$

Для кожної точки  $P_i$  спочатку виконується перехід у полярні координати:

$$r_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2}, \theta_i = \arctg\left(\frac{y_i}{x_i}\right). \quad (\text{Б.5})$$

Вважається, що еталонна точка  $P_i^{ref}$  на спіралі Архімеда має той самий полярний кут  $\theta_i$ , а її радіус визначається рівнянням еталонної спіралі:

$$r_i^{ref} = a + b\theta_i, \quad (\text{Б.6})$$

де  $a$  і  $b$  – параметри спіралі Архімеда.

Проекція точки  $P_i$  на еталонну спіраль виконується вздовж радіального напрямку при фіксованому значенні кута  $\theta_i$ . У декартових координатах відповідна еталонна точка має вигляд:

$$x_i^{ref} = r_i^{ref} \cos \theta_i, y_i^{ref} = r_i^{ref} \sin \theta_i. \quad (\text{Б.7})$$

Це забезпечує однозначну та обчислювально ефективну проекцію кожної точки фактичної траєкторії на еталонну криву, що дозволяє коректно визначати локальні відхилення та використовувати їх для подальшого аналізу моторних порушень.

## ДОДАТОК В

### Частотний аналіз тремору ( $\Delta R$ )

Для дослідження частотних характеристик моторного тремору використовується часовий сигнал радіального відхилення  $\Delta R(t)$ , отриманий шляхом проєкції фактичної графомоторної траєкторії на еталонну спіраль Архімеда. Оскільки тремор має виражену квазіперіодичну природу, його основні діагностично значущі ознаки проявляються у частотній області.

### ДОДАТОК В.1

#### Спектральний аналіз за допомогою дискретного перетворення Фур'є

Нехай  $\Delta R(t)$  заданий у вигляді дискретної послідовності значень  $\Delta R_n = \Delta R(t_n)$ ,  $n = 0, \dots, N - 1$ , отриманої з рівномірним часовим кроком  $\Delta t$ . Дискретне перетворення Фур'є (DFT) визначається як:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} \Delta R_n e^{-j2\pi kn/N}, k = 0, \dots, N - 1, \quad (\text{B.1})$$

де  $X(k)$  – комплексний спектр сигналу  $\Delta R(t)$ .

Амплітудний спектр визначається як:

$$A(f_k) = |X(k)|, f_k = \frac{k}{N\Delta t}. \quad (\text{B.2})$$

Отриманий спектр дозволяє ідентифікувати домінуючі частотні компоненти тремору, які для паркінсонічного тремору зазвичай локалізуються в діапазоні 4–6 Гц, а для есенціального тремору – в ширшому діапазоні 4–10 Гц.

## ДОДАТОК В.2

### Оцінювання спектральної щільності потужності методом Welch

З метою зменшення спектральних витоків та підвищення стабільності оцінювання спектра використовується метод Welch. У цьому підході сигнал  $\Delta R(t)$  розбивається на частково перекривні сегменти, для кожного з яких обчислюється періодограма, після чого результати усереднюються.

Оцінка спектральної щільності потужності має вигляд:

$$P_{xx}(f) = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L P_l(f), \quad (\text{B.3})$$

де  $P_l(f)$  – періодограма  $l$ -го сегмента сигналу, а  $L$  – кількість сегментів.

Метод Welch забезпечує більш гладку та надійну оцінку спектра порівняно з прямим застосуванням FFT, що є особливо важливим при аналізі коротких та зашумлених сигналів, характерних для біомоторних даних.

## ДОДАТОК В.3

### Діагностична інтерпретація спектра $\Delta R$

Спектральний аналіз сигналу  $\Delta R(t)$  дозволяє:

- виділяти домінантні частоти тремору;
- оцінювати зміну спектральної потужності в характерних частотних діапазонах;
- порівнювати стан пацієнта до та після медикаментозного впливу;
- формувати частотні ознаки для подальшого кореляційного аналізу з ЕЕГ-сигналами та побудови класифікаційних моделей.

Частотний аналіз радіального відхилення  $\Delta R$  є ключовим етапом у кількісній оцінці моторних порушень та забезпечує зв'язок між графомоторною активністю та нейрофізіологічними процесами.

## ДОДАТОК Г

### Фрагменти коду системи мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів

#### Фрагмент Python коду обчислення крос-кореляції EEG- $\Delta R$ :

```

from itertools import combinations
import numpy as np
import pandas as pd
from pandas import DataFrame
from plotly.subplots import make_subplots
from scipy.ndimage import gaussian_filter1d
from scipy.signal import correlate

    @staticmethod
    def normalization_r_delta(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
        # Normalization R_delta
        return StandardScaler().fit_transform(df['R_delta'].values.reshape(-1,
1)).flatten()

    @staticmethod
    def normalization_r_delta_abs(df: pd.DataFrame) -> pd.DataFrame:
        # Normalization R_delta
        return
StandardScaler().fit_transform(df['R_delta'].abs().values.reshape(-1,
1)).flatten()

    @staticmethod
    def normalization_eeg(df: pd.DataFrame, eeg_column_names: list[str]):
        standard_scaler = StandardScaler()

        # Normalization every EEG channel
        eeg_signals = {
            col: standard_scaler.fit_transform(df[col].values.reshape(-1,
1)).flatten()
            for col in eeg_column_names
        }
        return eeg_signals

    @staticmethod
    def drop_nan_from_eeg(r_delta: np.ndarray, eeg_signal: np.ndarray):
        valid_mask = np.ones_like(r_delta, dtype=bool)
        valid_mask &= np.isfinite(eeg_signal)

        return r_delta[valid_mask], eeg_signal[valid_mask]

    @staticmethod
    def compute_cross_correlation(r_delta, eeg_signal):
        r_delta, eeg_signal = EEGCorrelation.drop_nan_from_eeg(r_delta,
eeg_signal)
        corr = correlate(r_delta, eeg_signal, mode='full', method='fft')
        lags = np.arange(-len(r_delta) + 1, len(r_delta))
        return corr, lags

    @staticmethod

```

```

def compute_cross_correlation_results(r_delta: pd.DataFrame, eeg_signals,
frequency_hz: float):
    correlation_results = {}
    for channel, eeg_signal in eeg_signals.items():
        corr, lags = EEGCorrelation.compute_cross_correlation(r_delta,
eeg_signal)
        max_lag = lags[np.argmax(corr)] / frequency_hz

        correlation_results[channel] = {
            'correlation': corr,
            'lags': lags,
            'max_lag': max_lag,
            'max_corr': np.max(corr),
        }
    return correlation_results

```

### Фрагмент Python коду обчислення індексу синусоїдальності SI:

```

from scipy.signal import welch, get_window

@staticmethod
def _psd_welch(curve, fs, nperseg=None, noverlap=None, window='hann'):
    """Welch PSD estimate, robust to leakage; returns freqs, psd (power)."""
    x = np.asarray(curve, dtype=float)
    if x.size < 32:
        return None, None
    # detrend by removing mean; replace NaNs/Infs
    x = x - np.nanmean(x)
    x = np.where(np.isfinite(x), x, 0.0)
    if nperseg is None:
        nperseg = min(1024, max(256, 2 ** int(np.floor(np.log2(x.size)) -
1)))
    if noverlap is None:
        noverlap = nperseg // 2
    win = get_window(window, nperseg, fftbins=True)
    f, pxx = welch(x, fs=fs, window=win, nperseg=nperseg, noverlap=noverlap,
detrend=False, return_onesided=True)
    return f, pxx

@staticmethod
def _entropy_band(freqs, psd, fband):
    """Normalized spectral entropy in a given band (0..1)."""
    if freqs is None:
        return np.nan
    f1, f2 = fband
    band = (freqs >= f1) & (freqs <= f2)
    if not np.any(band):
        return np.nan
    p = psd[band]
    s = p.sum()
    if s <= 0:
        return np.nan
    p = p / s
    p = np.clip(p, 1e-15, 1.0)
    H = -(p * np.log(p)).sum()
    Hn = H / np.log(len(p))
    return float(Hn)

@staticmethod

```

```

def sinusoidality_index_band_from_corr(
    correlation_results: dict,
    fs: float,
    tremor_band=(3.0, 7.0),
    nperseg=None,
    noverlap=None
):
    """
    Single-number metric of how "clean sinusoidal" the cross-correlation
    curve is
    within the tremor band (default 3-7 Hz).
    Returns:
        df_per_channel: channel-wise metrics,
        agg_median: median across channels (single patient-level score).
    """
    rows = []
    for ch, v in correlation_results.items():
        curve = v['correlation'] if isinstance(v, dict) else np.asarray(v,
dtype=float)
        freqs, psd = SinusoidalIndex._psd_welch(curve, fs, nperseg=nperseg,
noverlap=noverlap, window='hann')
        Hn = SinusoidalIndex._entropy_band(freqs, psd, tremor_band) # 0..1
        S = None if np.isnan(Hn) else float(np.clip(1.0 - Hn, 0.0, 1.0)) #
higher = cleaner single-peak
        rows.append({
            "channel": str(ch),
            "spectral_entropy_band": Hn,
            "sinusoidality_index_band": S
        })
    df = pd.DataFrame(rows)
    agg_median =
float(np.nanmedian(df["sinusoidality_index_band"].to_numpy(dtype=float)))
    agg_mean =
float(np.nanmean(df["sinusoidality_index_band"].to_numpy(dtype=float)))
    return df, agg_median, agg_mean

```

### Фрагмент Python коду Unit тесту модуля чтения EEG даних:

```

import json
from pathlib import Path
import numpy as np
import pandas as pd
from multimodal_tremor.ingestion.eeg.csv_reader import CsvEEGReader

FIXTURES_DIR = Path(__file__).parent / "fixtures"
DATASET_DIR = FIXTURES_DIR / "patient_case_01"
SNAPSHOT_PATH = FIXTURES_DIR / "expected_eeg_snapshot.json"

def test_csv_eeg_reader_matches_reference_snapshot() -> None:
    reader = CsvEEGReader(
        file_orig="eeg6.txt",
        encoding="Windows 1251",
        time_column="hh:mm:ss.mmm",
        start_line=6,
        skiprows_orig=30,
        skiprows_filtered=29,
        time_zone="+03:00",
    )

    eeg = reader.read(str(DATASET_DIR))

```

```

expected = json.loads(SNAPSHOT_PATH.read_text(encoding="utf-8"))

ts = pd.to_datetime(eeg.timestamps)
df = eeg.data.copy()

assert eeg.name == expected["name"]
assert len(df) == expected["rows"]
assert df.shape[1] == expected["cols"]
assert list(eeg.channels) == expected["channels"]
assert list(df.columns) == expected["channels"]

assert str(ts[0]) == expected["first_timestamp"]
assert str(ts[-1]) == expected["last_timestamp"]

assert ts.is_monotonic_increasing

dt_ms = ts.to_series().diff().dropna().dt.total_seconds() * 1000
assert np.isclose(dt_ms.median(), expected["median_dt_ms"], atol=1e-6)
assert np.isclose(dt_ms.min(), expected["min_dt_ms"], atol=1e-6)
assert np.isclose(dt_ms.max(), expected["max_dt_ms"], atol=1e-6)

for ch in expected["selected_channels"]:
    assert np.isclose(df[ch].mean(), expected["per_channel"][ch]["mean"],
atol=1e-6)
    assert np.isclose(df[ch].std(ddof=1),
expected["per_channel"][ch]["std"], atol=1e-6)
    assert np.isclose(df[ch].min(), expected["per_channel"][ch]["min"],
atol=1e-6)
    assert np.isclose(df[ch].max(), expected["per_channel"][ch]["max"],
atol=1e-6)

    assert np.isclose(df[ch].head(10).sum(), expected["head10_sum"][ch],
atol=1e-6)
    assert np.isclose(df[ch].tail(10).sum(), expected["tail10_sum"][ch],
atol=1e-6)

    actual_checksum =
float(np.round(df[expected["selected_channels"]].head(50).round(6).to_numpy().su
m(), 6))
    assert np.isclose(actual_checksum, expected["slice_checksum"], atol=1e-6)

```

### Фрагмент Python коду Unit сервісу оркестрації виконання:

```

from multimodal_tremor.core.interfaces.preprocessing import IPreprocessor
from multimodal_tremor.core.interfaces.readers import IEEGReader, ITabletReader
from multimodal_tremor.core.interfaces.storage import IStorage
from multimodal_tremor.core.interfaces.visualization import IVisualizer
from multimodal_tremor.core.models.experiment import ExperimentInput
from multimodal_tremor.core.models.results import AnalysisResult
from multimodal_tremor.pipeline.alignment_pipeline import AlignmentPipeline
from multimodal_tremor.pipeline.evaluation_pipeline import EvaluationPipeline
from multimodal_tremor.pipeline.feature_pipeline import FeaturePipeline

class ExecutionService:
    """Main application service.
    This service orchestrates readers, alignment, preprocessing, feature
    extraction,
    and evaluation, artifact persistence, visualization.
    """

```

```

def __init__(
    self,
    eeg_reader: IEEGReader,
    tablet_reader: ITabletReader,
    alignment_pipeline: AlignmentPipeline,
    preprocessors: list[IPreprocessor],
    feature_pipeline: FeaturePipeline,
    storage: IStorage,
    visualizers: list[IVisualizer] | None = None,
    evaluation_pipeline: EvaluationPipeline | None = None,
) -> None:
    self._eeg_reader = eeg_reader
    self._tablet_reader = tablet_reader
    self._alignment_pipeline = alignment_pipeline
    self._preprocessors = preprocessors
    self._feature_pipeline = feature_pipeline
    self._storage = storage
    self._visualizers = visualizers or []
    self._evaluation_pipeline = evaluation_pipeline

def run_experiment(self, payload: ExperimentInput) -> AnalysisResult:
    eeg_signal = self._eeg_reader.read(payload.eeg_source)
    tablet_signal = self._tablet_reader.read(payload.tablet_source)

    aligned = self._alignment_pipeline.run(eeg_signal=eeg_signal,
    tablet_signal=tablet_signal)

    processed = aligned
    for preprocessor in self._preprocessors:
        processed = preprocessor.transform(processed)

    feature_sets = self._feature_pipeline.run(processed)

    result = AnalysisResult(aligned_data=processed,
    feature_sets=feature_sets)
    result.evaluation = self._evaluation_pipeline.run() if
    self._evaluation_pipeline else {}

    artifact_key = f"analysis/{payload.experiment_id or 'draft'}.json"
    self._storage.save_bytes(artifact_key, str([item.as_dict() for item in
    feature_sets]).encode("utf-8"))
    result.artifacts["storage_key"] = artifact_key

    for visualizer in self._visualizers:
        visualizer.render(result)

    return result

```

### Фрагменти Python коду класів даних:

```

@dataclass(slots=True)
class ExperimentInput:
    eeg_source: str
    tablet_source: str
    patient_id: str | None = None
    experiment_id: str | None = None
    metadata: dict[str, Any] = field(default_factory=dict)

@dataclass(slots=True)
class AnalysisResult:

```

```
aligned_data: AlignedMultimodalData
feature_sets: list[FeatureSet] = field(default_factory=list)
artifacts: dict[str, Any] = field(default_factory=dict)
evaluation: dict[str, Any] = field(default_factory=dict)

@dataclass(slots=True)
class TimeSeries:
    """Generic time series wrapper.
    data can be: numpy vector, matrix, DataFrame.
    """

    name: str
    timestamps: np.ndarray
    data: pd.DataFrame | np.ndarray
    sampling_rate_hz: float | None = None
    metadata: dict[str, Any] = field(default_factory=dict)
```

## ДОДАТОК Д

### Акти впровадження

ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ  
«ФАРМАЦЕВТИЧНА КОМПАНІЯ ВІТАМІН»

КОД ЄДРПОУ 43438134

46001, м. Тернопіль, вул. Б. Хмельницького, буд. 23

Тел.. +380 67 902 44 65, +380 97 260 52 70

### АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

Вих.№03/12-1

від 03.12.2025 р.

**результатів дисертаційного дослідження Біщак Дмитра Сергійовича  
«Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-  
моторних сигналів» в ТОВ «ФК ВІТАМІН»**

Результати, отримані Біщак Д.С. при виконанні ним дисертаційного дослідження на тему «Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів», а саме:

- розроблене алгоритмічне та програмне забезпечення для обробки та аналізу мультимодальних сигналів (EEG та графомоторних даних);
- методи синхронізації та інтеграції сигналів різної природи;
- алгоритми крос-кореляційного та спектрального аналізу сигналів, а також розрахунку показника  $\Delta R$ ;
- методика виділення інформативних ознак для оцінювання тремору та аналізу взаємозв'язку між EEG та моторною активністю,

були використані у ТОВ «ФК ВІТАМІН» при вдосконаленні програмних продуктів компанії в частині реалізації методів мультимодального аналізу сигналів та обробки когнітивно-моторних даних.

Впровадження результатів дисертаційної роботи дозволило покращити архітектуру програмних модулів обробки сигналів, забезпечити узгоджену інтеграцію EEG та графомоторних даних, підвищити інформативність аналітичних результатів та ефективність обробки мультимодальних даних, а також розширити можливості застосування розроблених методів у прикладних програмних рішеннях компанії.

Даний акт не є підставою для проведення фінансових розрахунків.

Медичний директор



Микола ДРОСИК

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор закладу вищої освіти  
з наукової роботи

Тернопільського національного  
медичного університету  
імені І.Я. Горбачевського

проф. Кліщ І.М.

02 2026 р.

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії PhD за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення» кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя Біщак Дмитра Сергійовича.

1. Назва пропозиції для впровадження: «Методи аналізу когнітивно-моторних сигналів (EEG та графомоторика) при треморі».

2. Заклад, що розробив, його поштова адреса: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, вул. Руська 56, кафедра програмної інженерії.

3. Прізвище, ім'я, по-батькові автора: Біщак Дмитро Сергійович, аспірант кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра програмної інженерії.

4. Джерело інформації: Дисертаційна робота Біщак Д.С. на тему: «Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів».

5. Назва організації, що впроваджує: кафедра медичної фізики діагностичного та лікувального обладнання Тернопільського національного медичного університету імені І.Я. Горбачевського МОЗ України, м. Тернопіль, вул. Дорошенка 7.

6. Термін впровадження: 2026 р.


7. Ефективність впровадження: застосування методів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів (EEG та графомоторики), зокрема синхронізації сигналів, крос-кореляційного та спектрального аналізу, дозволяє виявляти взаємозв'язки між мозковою активністю та моторними проявами тремору, формувати інформативні діагностичні ознаки та підвищити об'єктивність оцінювання стану пацієнтів, що створює передумови для більш точної діагностики та моніторингу неврологічних порушень.

8. Зауваження та пропозиції організації, що впровадила розробку: рекомендовано до включення в навчальний процес з навчальної дисципліни «Медична фізика з медичною інформатикою та біостатистикою».

Відповідальний за впровадження:

Зав. кафедри медичної фізики діагностичного  
та лікувального обладнання

ТНМУ ім. І.Я. Горбачевського

 д-р техн. наук, проф. Рудак Ю.А.

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор закладу вищої освіти  
з наукової роботиТернопільського національного  
медичного університету  
імені І.Я. Горбачевського

проф. Кліщ І.М.

2026 р.



## АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії PhD за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення» кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя *Біщак Дмитра Сергійовича* на тему: «Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів» при виконанні науково-дослідних робіт Тернопільського національного медичного університету імені І.Я. Горбачевського

Цим актом підтверджується, що результати дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії Біщак Д.С. на тему: «Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів» використано під час виконання науково-дослідної роботи «Інтелектуальні моделі в кібер-фізичних системах медико-біологічних процесів» (№ д.р.0125U000105), Тернопільський національний медичний університет імені І.Я. Горбачевського Міністерства охорони здоров'я України.

Біщак Д.С. здійснив мультимодальний аналіз когнітивно-моторних сигналів, зокрема виконано синхронізацію EEG та графомоторних даних, розрахунок показника  $\Delta R$ , крос-кореляційний аналіз сигналів та спектральне оцінювання тремору. Проведено експериментальні дослідження на даних пацієнтів із тремором, у результаті яких виявлено стійкі взаємозв'язки між мозковою активністю та моторними проявами, а також визначено інформативні ознаки для оцінювання стану пацієнтів та аналізу впливу медикаментозного лікування.

Відповідальний виконавець:

кандидат технічних наук, доцент закладу вищої освіти  
кафедри медичної фізики діагностичного  
та лікувального обладнання Тернопільського національного  
медичного університету імені І.Я. Горбачевського  
Міністерства охорони здоров'я України

Багрій-Заяць О.А.

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор закладу вищої освіти  
з наукової роботи

Тернопільського національного  
медичного університету  
імені І.Я. Горбачевського

проф. Кліщ І.М.

« 20 » \_\_\_\_\_ 2026 р.

### АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

результатів дисертаційної роботи здобувача ступеня доктора філософії PhD за спеціальністю 121 «Інженерія програмного забезпечення» кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя *Біщак Дмитра Сергійовича*.

1. Назва пропозиції для впровадження: «Методи аналізу когнітивно-моторних сигналів (EEG та графомоторика) при треморі».

2. Заклад, що розробив, його поштова адреса: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, вул. Руська 56, кафедра програмної інженерії.

3. Прізвище, ім'я, по-батькові автора: Біщак Дмитро Сергійович, аспірант кафедри програмної інженерії Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, кафедра програмної інженерії.

4. Джерело інформації: Дисертаційна робота Біщак Д.С. на тему: «Методи та програмні засоби мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів».

5. Назва організації, що впроваджує: кафедра медичної інформатики Тернопільського національного медичного університету імені І.Я. Горбачевського, м. Тернопіль, Майдан Волі, 1.

6. Термін впровадження: 2026 р.

7. Ефективність впровадження: застосування методів мультимодального аналізу когнітивно-моторних сигналів (EEG та графомоторики), зокрема синхронізації сигналів, крос-кореляційного та спектрального аналізу, дозволяє виявляти взаємозв'язки між мозковою активністю та моторними проявами тремору, формувати інформативні діагностичні ознаки та підвищити об'єктивність оцінювання стану пацієнтів, що створює передумови для більш точної діагностики та моніторингу неврологічних порушень.

8. Зауваження та пропозиції організації, що впровадила розробку: рекомендовано до включення в навчальний процес з навчальних дисциплін «Інформаційні технології у фармації» та «Медична фізика з медичною інформатикою та біостатистикою» (тема: Обробка біосигналів.).

Відповідальний за впровадження:

Професор закладу вищої освіти  
кафедри медичної інформатики  
ТНМУ ім. І.Я. Горбачевського

д.т.н., проф. Андрій Сверстюк

## ДОДАТОК Е

### Список публікацій здобувача

1. D. Bishchak and M. Petryk, “The role of multimodal analysis (EEG + graphic patterns) in improving the accuracy of tremor detection: a review of current approaches,” *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*, no. 4(153), pp. 134–142, 2025, doi: 10.32782/1995-0519.2025.4.16.
2. М. Р. Петрик, Д. С. Біщак, М. В. Бачинський, В. М. Бревус, В. М. Чиж, and Д. М. Михалик, “Аналіз мимовільних рухів пацієнтів із симптомами тремору під впливом когнітивних впливів,” *Applied Questions of Mathematical Modeling*, vol. 7, no. 2, pp. 150–165, Dec. 2024, doi: 10.32782/mathematical-modelling/2024-7-2-14.
3. D. S. Bishchak and M. R. Petryk, “Correlation between graphomotor activity and EEG in patients with tremor in Parkinson’s disease,” *Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, vol. 2, no. 4, pp. 25–30, 2025, doi: 10.32782/2663-5941/2025.4.2/04.
4. Д. С. Біщак and М. Р. Петрик, “Оцінка ефективності медикаментозного лікування тремору на основі аналізу  $\Delta R$  та ЕЕГ,” *Вісник Херсонського національного технічного університету*, vol. 2, no. 2(93), pp. 37–46, Jun. 2025, doi: 10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.4.
5. D. Bishchak and M. Petryk, “Algorithmic approach to tremor classification based on EEG and graphomotor signals,” *Scientific Journal of the Ternopil National Technical University*, vol. 119, no. 3, pp. 35–44, 2025, doi: 10.33108/visnyk\_tntu2025.03.035.
6. M. R. Petryk, M. V. Bachynsky, O. M. Khimuch, D. S. Bishchak, and A.-P. Legrand, “Information system for digital analysis of multisensor cognitive EEG signals in neurological disorders of the human organism,” *Kibernetyka ta Systemnyi Analiz*, vol. 62, no. 1, pp. 122–136, 2026, doi: 10.34229/KCA2522-9664.26.1.12.

7. I. Osiichuk, V. Brevus, D. Bishchak, Y. Mashtaliar, and I. Mudryk, “Leveraging graphics tablet and JPen library to detect essential tremor,” in CEUR Workshop Proceedings, CEUR-WS, 2024, pp. 111–126. Accessed: Nov. 13, 2025. [Online]. Available: <https://ceur-ws.org/Vol-3742/paper8.pdf>

8. D. Bishchak, “High-performance methods and cloud-based information technologies for the analysis of cognitive signals of neural nodes,” in Proc. 6th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Exploration: Bridging Theory and Practice, Berlin, Germany, Feb. 2026, pp. 82–86, doi: 10.70286/eoss-16.02.2026.006.82-86.

9. D. Bishchak, “High-performance processing and streaming architecture for multimodal neuro-motor signal analysis,” in Proc. 4th Int. Sci. Pract. Conf. Scientific Research: Modern Innovations and Future Perspectives, Montreal, Canada, Feb. 2026, pp. 159–164, doi: 10.70286/eoss-23.02.2026.004.159-164.

10. D. Bishchak, “Architecture of a platform for multimodal analysis of cognitive-motor signals,” in Proc. X Int. Sci. Pract. Conf., Sofia, Bulgaria, pp. 31–37. [Online]. Available: <https://eu-conf.com/en/events/dynamics-of-development-of-science-and-education-integration-and-innovation/>.