

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: **Метод та алгоритмічно-програмне забезпечення виявлення
епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів**

Виконав: студент II курсу, групи РБм-61
спеціальності 163 Біомедична інженерія

(шифр і назва спеціальності)

	<u>Талалай І.О.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Керівник	<u>Хвостівський М.О.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<u>Хвостівський М.О.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<u>Яворська Є.Б.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)
Рецензент	<u>Яворський Б.І.</u> (підпис) (прізвище та ініціали)

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

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії
(повна назва факультету)

Кафедра біотехнічних систем
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Яворська Є.Б.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

«30» вересня 2025 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 163 Біомедична інженерія

(шифр і назва спеціальності)

студенту Талалай Ігор Олександрович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод та алгоритмічно-програмне забезпечення виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

Керівник роботи Хвостівський Микола Орестович, к.т.н., доц.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 30 » вересня 2025 року № 4/7-845

2. Термін подання студентом завершеної роботи

3. Вихідні дані до роботи : Об'єкт дослідження: процес підвищення діагностичності

комп'ютерних фотоплетизмографів. Предмет дослідження: метод/алгоритмічно-програмне забезпечення обробки пульсового сигналу

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ НА ОСНОВІ ЕЕГ-СИГНАЛІВ

РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ

РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність роботи

2. Математична модель ЕЕГ-сигналу з епізодами епілептичних нападів

3. Метод виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

4. Алгорит виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

5. Результати виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

6. Програмне забезпечення з графічним інтерфейсом для виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

7. Наукова новизна.

8. Загальні висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та	Окіпний І.Б., зав. каф. МТ		
безпека в надзвичайних	Стручок В.С., ст. викл. каф. ОХ		
ситуаціях			

7. Дата видачі завдання 30.09.2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

[illegible]

Студент

(підпис)

Талалай I.O.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

ХВОСТІВСЬКИЙ М.О.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Тема кваліфікаційної роботи: «Метод та алгоритмічно-програмне забезпечення виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів» // Кваліфікаційна робота // Талалай Ігор Олександрович// ТНТУ, факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії, група РБм-61 // Тернопіль, 2025 // с. – 103, рис. – 30, табл. – 0, додат. – 3, бібліогр. – 41.

Ключові слова: епілепсія, ЕЕГ-сигнали, автоматизоване виявлення нападів, морфологічний аналіз, алгоритм, MATLAB, Нейман-Пірсон, програмне забезпечення.

У роботі розроблено метод, алгоритм та програмне забезпечення для автоматизованого виявлення епілептичних нападів на основі аналізу ЕЕГ-сигналів. Зокрема, здійснено аналіз існуючих методів обробки ЕЕГ-сигналів, розроблено математичну модель, що відображає фонову та епілептичну активність сигналу, а також метод морфологічного аналізу для виявлення епілептичних епізодів. Реалізовано алгоритм прийняття рішень за критерієм Неймана-Пірсона для підвищення точності діагностики. Створено програмне забезпечення з графічним інтерфейсом в середовищі Matlab для візуалізації та аналізу результатів, що дає змогу здійснювати моніторинг у реальному часі. Тестування запропонованого методу на реальних даних ЕЕГ-сигналів показало високу ефективність у виявленні епілептичних нападів, що свідчить про його потенціал для клінічного застосування.

ANNOTATION

Theme of qualification work: «A Method and Algorithmic Software for Detecting Epileptic Seizures Based on EEG signals» // Talalai Ihor // Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Faculty of Applied Information Technologies and Electrical Engineering group RBm-61 // Ternopil, 2025 // p. – 103, fig. – 30, tab. - 0, add. – 3, bibliography -41.

Keywords: epilepsy, EEG signals, automated seizure detection, morphological analysis, algorithm, MATLAB, Neyman-Pearson, software.

The work presents the development of a method, algorithm, and software for the automated detection of epileptic seizures based on EEG signal analysis. Specifically, an analysis of existing EEG signal processing methods was conducted, a mathematical model reflecting both background and epileptic activity in the signal was developed, and a morphological analysis method for detecting epileptic episodes was introduced. A decision-making algorithm based on the Neyman-Pearson criterion was implemented to improve diagnostic accuracy. Software with a graphical user interface was created in the Matlab environment for visualizing and analyzing results, enabling real-time monitoring. Testing of the proposed method on real EEG signal data demonstrated high efficiency in detecting epileptic seizures, indicating its potential for clinical application.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1. ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ НА ОСНОВІ ЕЕГ-СИГНАЛІВ.....	12
1.1 Фізіологічні основи виникнення та діагностики епілептичних нападів.....	12
1.2 Електроенцефалографічні сигнали: структура та особливості обробки.....	15
1.3 Методи аналізу та класифікації ЕЕГ у задачах виявлення нападів.....	20
1.3.1 Спектральний аналіз (перетворення Фур'є).....	20
1.3.2 Кореляційний аналіз.....	21
1.3.3 Спектрально-кореляційний аналіз.....	22
1.3.4 Частотно-часовий аналіз (STFT, розподіли Вігнера-Вілла).....	24
1.3.5 Вейвлет-метод.....	25
1.3.6 Статистичний аналіз.....	27
1.3.7 Візуальний аналіз.....	29
1.4 Висновки до розділу 1.....	30
РОЗДІЛ 2. МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ.....	31
2.1 Система реєстрації та база даних ЕЕГ-сигналів при епілептичних нападах.....	31
2.2 Постановка задачі автоматичного виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів.....	34
2.3. Математична модель аналізу ЕЕГ-сигналів з епізодами епілептичних нападів.....	37
2.3.1 Постановка задачі.....	37
2.3.2 Фонова активність.....	37
2.3.3 Епілептична активність (spike-and-wave).....	38
2.3.4 Шумова складова.....	38
2.3.5 Реалізація математичної моделі.....	38
2.3.6 Аналіз отриманих результатів.....	39
2.4. Метод виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів.....	40
2.4.1 Попередня обробка сигналу.....	40

	7
2.4.2 Обчислення морфологічного індексу.....	40
2.4.3 Критерій Неймана-Пірсона для виявлення епілептичних епізодів.....	44
2.4.4 Об'єднання виявлених ділянок у епізоди.....	46
2.5 Метод оцінювання ефективності методу.....	46
2.6 Наукове обґрунтування методу.....	48
2.7 Алгоритм виявлення епілептичних епізодів у реальному ЕЕГ-сигналі.....	48
2.8 Висновки до розділу 2.....	50
РОЗДІЛ 3. ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	52
3.1 Архітектура програмного забезпечення.....	52
3.2 Реалізація програмного забезпечення.....	54
3.2.1 Ініціалізація середовища та базові параметри.....	54
3.2.2. Завантаження реального ЕЕГ-сигналу.....	55
3.2.3 Розбиття сигналу на сегменти.....	56
3.2.4. Обчислення морфологічного індексу.....	56
3.2.5. Порогове рішення за критерієм Неймана-Пірсона.....	57
3.2.6 Об'єднання виявлених сегментів у часові епізоди.....	57
3.2.7. Оцінка ефективності алгоритму.....	58
3.2.8 Візуалізація результатів.....	58
3.2.9 Узагальнення результатів.....	61
3.3 Аналіз результатів роботи програмного забезпечення.....	62
3.4 Програмне забезпечення з графічним інтерфейсом користувача для виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів.....	65
3.5 Висновки до розділу 3.....	70
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	71
4.1. Охорона праці.....	71
4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	73
4.3. Висновки до розділу 4.....	77
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	78

	8
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	79
ДОДАТКИ.....	84
ДОДАТОК А. Копія тези конференції.....	85
ДОДАТОК Б. Скрипт програмного забезпечення.....	94
ДОДАТОК В. Скрипт програмного забезпечення з графічним інтерфейсом.....	97

ВСТУП

Актуальність теми.

Епілепсія є одним із найпоширеніших хронічних неврологічних захворювань, що супроводжується повторюваними нападами, спричиненими надмірною синхронною електричною активністю нейронів головного мозку. Виявлення та аналіз епілептичних нападів базується переважно на електроенцефалографії (ЕЕГ), яка є основним інструментом діагностики цього захворювання. Упродовж останніх десятиліть розроблено значну кількість методів аналізу ЕЕГ-сигналів, кожен з яких має власні переваги та обмеження.

До класичних підходів належать спектральні методи (Cerf R., el-Ouassad E.H., Liang S.F., Wang H.C., Tsipouras M.G.), які забезпечують оцінку домінуючих частот, але не дозволяють визначати час появи патологічних ритмів. Кореляційні методи (Cerf R., Diego Rielo, Selim R. Benbadis, Tian C., Zhang F.) дозволяють оцінювати синхронізацію сигналів між різними ділянками мозку, проте не враховують частотний склад сигналу. Спектрально-кореляційний аналіз (Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., Elwes R.D., Polkey C.E.) об'єднує частотну та просторову інформацію, але втрачає часову роздільність.

Подальший розвиток отримали частотно-часові методи, такі як короткочасне перетворення Фур'є (STFT) та розподіл Вігнера-Вілла (Tzallas A.T., Tsipouras M.G., Fotiadis D.I., Sarykh E.V.), які відображають динаміку енергетичного спектра у часі, однак залишаються обмеженими фіксованим вікном або ефектом перехресних членів. Вейвлет-метод (Ocak H., Bhattacharyya A., Pachori R.B., Acharya U.R.) забезпечує адаптивну часово-частотну локалізацію сигналу та дозволяє автоматично виділяти короткі спайки й низькочастотні ритми, але залежить від вибору материнської функції. Статистичний аналіз (Kramer M.A., Cash S.S.) дозволяє описувати глобальні характеристики сигналу — дисперсію, асиметрію, ентропію — проте не відображає локальні часові особливості. Візуальний аналіз (Friedman D., Claassen J., Hirsch L.J., Young G.B.) залишається «золотим стандартом» у клінічній практиці, однак є трудомістким і суб'єктивним.

Таким чином, сучасні методи аналізу ЕЕГ дозволяють ідентифікувати окремі аспекти епілептичної активності, проте жоден з них не забезпечує одночасно високу часову, частотну та морфологічну роздільність при автоматичному виявленні нападів. Це обумовлює необхідність розроблення нового методу, який поєднував би структурний (морфологічний) аналіз форми сигналу з енергетичними критеріями прийняття рішень і забезпечував би високу точність виявлення епілептичних епізодів.

Мета дослідження: розробити метод і алгоритмічно-програмне забезпечення для автоматизованого виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів із використанням морфологічного аналізу та критерію Неймана–Пірсона.

Завдання дослідження:

1. Провести аналіз сучасних методів обробки та класифікації ЕЕГ-сигналів у задачах виявлення епілептичної активності.
2. Розробити математичну модель ЕЕГ-сигналу з урахуванням фонового та епілептичного компонентів.
3. Розробити метод морфологічного аналізу ЕЕГ-сигналів для виявлення епілептичних епізодів.
4. Реалізувати алгоритм морфологічного аналізу ЕЕГ-сигналів та прийняття рішень за критерієм Неймана-Пірсона для виявлення епілептичних епізодів.
5. Створити програмне забезпечення з графічним інтерфейсом користувача для візуалізації та аналізу ЕЕГ-сигналів.
6. Провести тестування та оцінювання ефективності запропонованого методу на реальних даних ЕЕГ-сигналів.

Об'єкт дослідження: процес виявлення епілептичної активності в ЕЕГ-сигналах людини.

Предмет дослідження: методи, алгоритми та програмне забезпечення автоматизованої обробки ЕЕГ для розпізнавання епілептичних нападів.

Методи дослідження: аналітичний огляд наукових джерел, моделювання ЕЕГ-сигналів у середовищі MATLAB, математичний аналіз сигналів, спектрально-частотний аналіз, морфологічний аналіз часових структур, статистична обробка експериментальних даних, алгоритмізація та програмна реалізація.

Наукова новизна роботи полягає в розробленні методу морфологічного аналізу ЕЕГ-сигналів, який поєднує структурні ознаки форми сигналу з енергетичними критеріями виявлення, що дозволило підвищити точність і швидкодію автоматизованих систем діагностики епілепсії. Запропонований підхід забезпечує виявлення короткотривалих епілептичних епізодів у реальному часі з високою стійкістю до шумових спотворень.

РОЗДІЛ 1

ОГЛЯД СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ НА ОСНОВІ ЕЕГ-СИГНАЛІВ

1.1 Фізіологічні основи виникнення та діагностики епілептичних нападів

Епілепсія – це одне з найпоширеніших хронічних неврологічних захворювань, що характеризується повторюваними нападами, спричиненими надмірною синхронізованою електричною активністю нейронів головного мозку. За даними ВООЗ, понад 50 мільйонів людей у світі страждають на епілепсію [1]. Поширеність епілепсії становить від 4 до 10 випадків на 1000 осіб, при цьому захворювання має високий рівень соціального навантаження, зумовлюючи зниження якості життя, обмеження професійної діяльності та підвищений ризик травм [2].

В Україні поширеність епілепсії, за даними клініко-епідеміологічних досліджень, становить близько 1 % населення, при цьому найбільш уразливими є діти та молодь [3]. Проблема діагностики та лікування епілепсії в Україні ускладнюється обмеженим доступом до сучасного обладнання для тривалого відео-ЕЕГ моніторингу та недостатньою кількістю спеціалізованих центрів [4].

Основою епілептичного нападу є патологічна синхронізація нейронної активності в певних ділянках головного мозку. Ці ділянки отримали назву епілептичних вогнищ. У нормальних умовах функціонування мозку забезпечується динамічний баланс між процесами збудження та гальмування. За підтримку цього балансу відповідають нейромедіаторні системи:

- глутаматна система - основна збуджувальна;
- ГАМК-ергічна система - головна гальмівна.

Дисбаланс між цими системами (наприклад, надмірна активація глутаматних NMDA-рецепторів або дефіцит ГАМК-рецепторів) призводить до підвищеної збудливості нейронів [5].

Окрім нейромедіаторних систем, важливу роль відіграють іонні канали (натрієві, калієві, кальцієві). Порушення їх функціонування змінює електричний

потенціал клітинних мембран і знижує поріг генерації потенціалів дії. Це сприяє виникненню гіперсинхронних розрядів, що проявляються на ЕЕГ у вигляді характерних епілептиформних патернів [6].

Важливим є й структурний компонент патогенезу епілепсії. Пошкодження мозку внаслідок черепно-мозкових травм, інсультів, пухлин, інфекційних процесів може призводити до формування стійких епілептогенних вогнищ [7]. Такі зміни добре виявляються за допомогою нейровізуалізаційних методів — МРТ та КТ.

Згідно з класифікацією Міжнародної ліги проти епілепсії (ILAE, 2017), виділяють два основних типи нападів:

- фокальні - починаються в локалізованій ділянці кори;
- генералізовані - охоплюють обидві півкулі з перших секунд виникнення.

Фокальні напади можуть супроводжуватися збереженням свідомості (прості парціальні) або її порушенням (складні парціальні). Клінічні прояви залежать від локалізації вогнища: моторні симптоми (судоми), сенсорні (парестезії, галюцинації), вегетативні (тахікардія, пітливість), психічні (відчуття страху, дереалізація).

Генералізовані напади поділяються на кілька типів:

- тоніко-клонічні - найбільш відомі, супроводжуються втратою свідомості, судомами, падінням, нерідко - прикушуванням язика та нетриманням сечі;
- абсанси - короткочасна втрата свідомості без судом;
- міоклонічні - раптові м'язові скорочення;
- атонічні - втрата м'язового тону з падінням [2; 6].

З клінічної точки зору, важливим є не лише факт наявності нападів, а й їх частота, тривалість, провокуючі фактори та наслідки. Це визначає тактику лікування та прогноз для пацієнта.

Діагностика епілепсії ґрунтується на комплексному використанні клінічних і параклінічних методів:

1. Анамнез та клінічний огляд. Важливими є опис нападів самим пацієнтом і свідками, оскільки пацієнт часто не пам'ятає сам напад. Детальний анамнез допомагає відрізнити епілептичні напади від непритомності, психогенних пароксизмів та інших подібних станів [5].

2. Електроенцефалографія (ЕЕГ). Це «золотий стандарт» діагностики. У міжприступному періоді можуть реєструватися спайки, комплекси «пік–хвиля», гострі хвилі. Під час нападу на ЕЕГ видно високочастотну активність, яка поширюється з епілептогенного вогнища [8].

3. Відео-ЕЕГ моніторинг. Поєднання відеозапису з довготривалою реєстрацією ЕЕГ дає змогу встановити взаємозв'язок між клінічними проявами та електрофізіологічними змінами [4]. Це особливо важливо перед хірургічним лікуванням епілепсії.

4. Нейровізуалізація (МРТ, КТ). Дозволяє виявити структурні ураження мозку, які зумовлюють формування епілептогенного осередку. Сучасні методики, такі як функціональна МРТ або ПЕТ, дають додаткову інформацію про метаболізм мозкових структур [7].

5. Нейропсихологічні методи. Використовуються для оцінки когнітивних функцій, які нерідко страждають при тривалому перебігу епілепсії [3].

Електроенцефалографія має вирішальне значення, оскільки дозволяє безпосередньо спостерігати електричну активність мозку. Аналіз ЕЕГ забезпечує не лише підтвердження діагнозу, але й визначення типу епілепсії, локалізації вогнища, оцінку ефективності терапії [8] (рис.1.1).

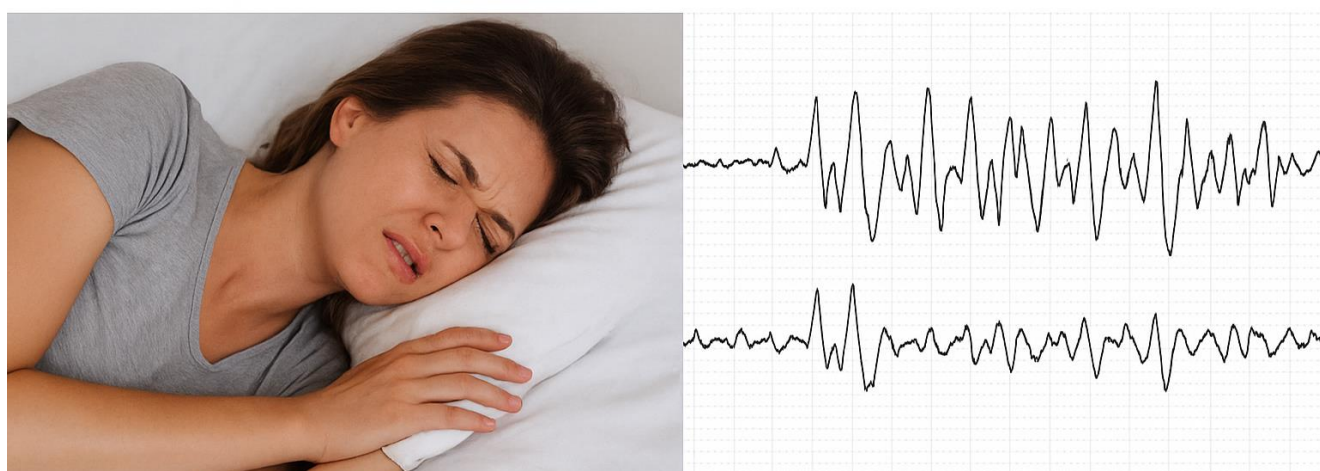


Рис. 1.1. Клінічні прояви епілептичного нападу та характерні епілептиформні патерни на електроенцефалограмі (ЕЕГ)

Останніми роками активно розвиваються методи автоматизованої обробки ЕЕГ, які ґрунтуються на машинному навчанні та алгоритмах розпізнавання патернів. Це відкриває можливості для створення інтелектуальних систем підтримки діагностики, здатних у режимі реального часу виявляти епілептичні напади [9].

Таким чином, епілепсія є складним поліетіологічним захворюванням із різноманітними клінічними проявами. Її фізіологічною основою є гіперзбудливість та синхронізація нейронної активності, зумовлені дисбалансом нейромедіаторних систем, порушенням функції іонних каналів та структурними ураженнями мозку. Діагностика базується на комплексному підході з обов'язковим використанням ЕЕГ, яка є провідним методом виявлення епілептиформної активності. Це створює основу для розробки автоматизованих алгоритмів аналізу ЕЕГ, що будуть розглянуті у подальших розділах.

1.2 Електроенцефалографічні сигнали: структура та особливості обробки

Електроенцефалографія (ЕЕГ) – це метод реєстрації електроактивності головного мозку за допомогою електродів, розміщених на поверхні шкіри голови. Сигнали ЕЕГ відображають сумарну постсинаптичну активність пірамідних клітин кори, що генерується внаслідок збуджувальних та гальмівних постсинаптичних потенціалів.

Фізіологічно ЕЕГ-сигнал має низьку амплітуду (звичайно 10–100 мкВ) та широкий спектр частот (від 0,1 до 100 Гц), при цьому найбільше клінічне значення мають ритми в діапазоні 0,5–40 Гц. Для зручності аналізу сигнали поділяють на діапазони (рис.1.2):

- дельта-ритм (0,5–4 Гц): характерний для глибокого сну, у дітей може бути присутнім у стані спокою;
- тета-ритм (4–8 Гц): спостерігається при емоційній напрузі, сонливості, а також у дітей;

- альфа-ритм (8–13 Гц): типовий для стану спокою із заплющеними очима, локалізується переважно в потиличній ділянці;
- бета-ритм (13–30 Гц): посилюється при активному мисленні, емоціях, стресі;
- гамма-ритм (30–100 Гц): асоційований із когнітивною діяльністю, увагою та інтеграційними процесами мозку [10].

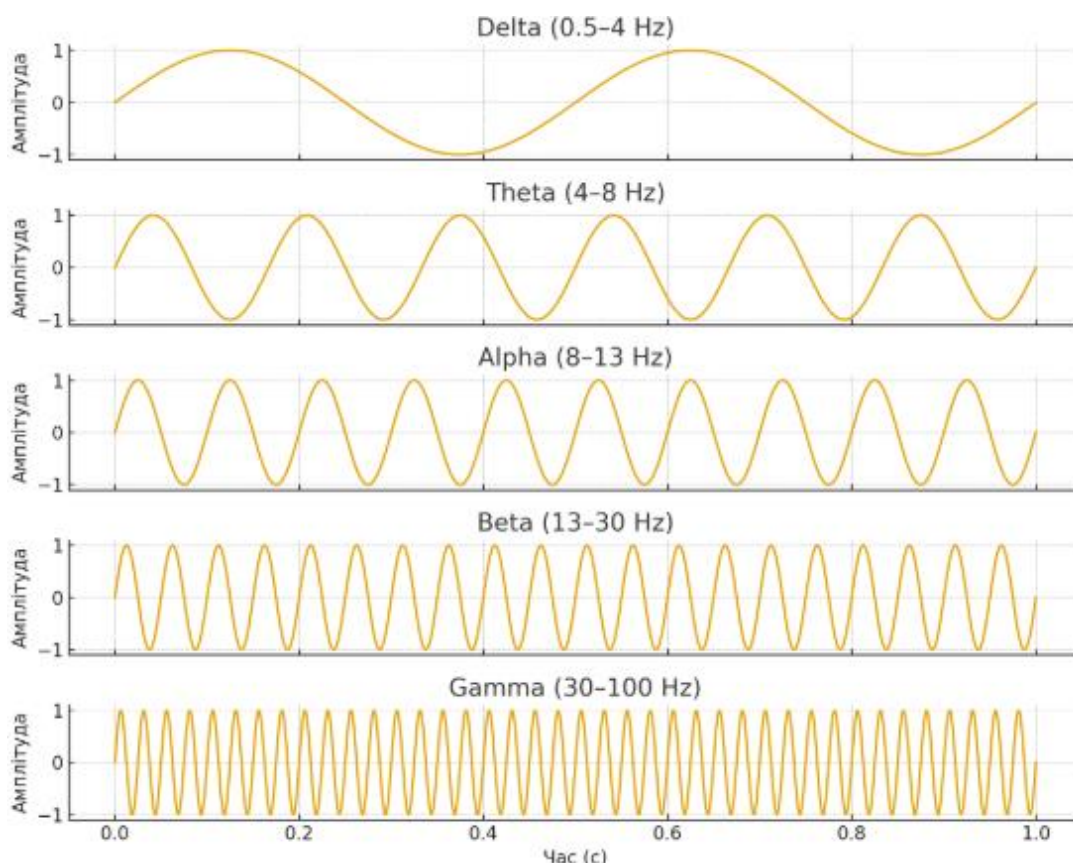


Рис. 1.2. Основні типи ритмів електроенцефалограми (ЕЕГ)

В ЕЕГ можуть бути також присутні патологічні патерни, які мають ключове значення для діагностики епілепсії (рис.1.3):

- спайки (короткі, гострі хвилі тривалістю <70 мс);
- гострі хвилі (тривалість 70–200 мс);
- комплекси «пік–хвиля» (часто 3 Гц при абсансах);
- гіперсинхронні розряди [11].

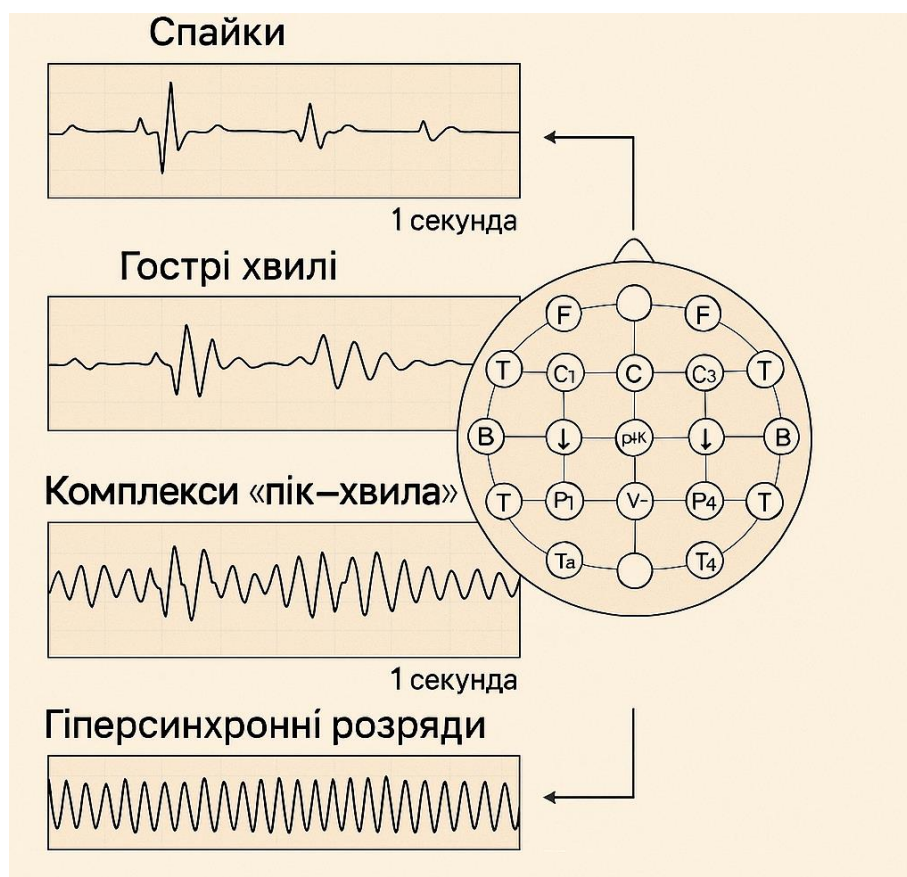


Рис.1.3. Патологічні патерни ЕЕГ-сигналу, характерні для епілепсії: спайки, гострі хвилі, комплекси «пік-хвиля» та гіперсинхронні розряди

ЕЕГ-сигнали реєструються за допомогою електродів, які розташовуються згідно до міжнародної системи «10-20». Вона передбачає стандартизоване розміщення електродів на відстані 10 % і 20 % від певних анатомічних орієнтирів (носо-лобна лінія, потиличний виступ тощо). Для підвищення просторової роздільної здатності можуть застосовуватись розширені системи «10-10» або «10-5» із більшою кількістю електродів (рис.1.4).

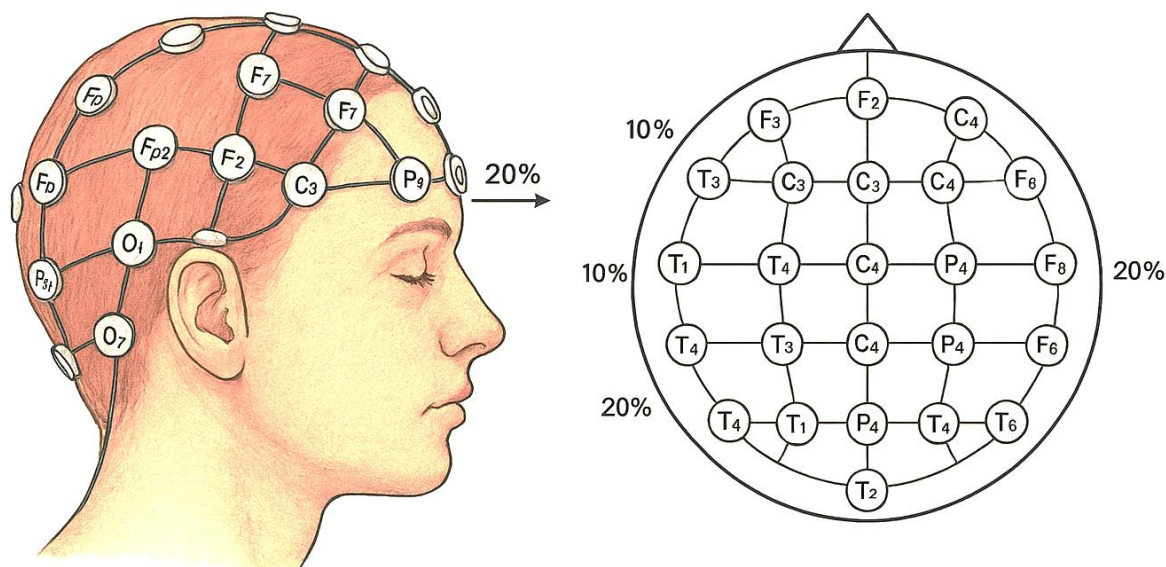


Рис. 1.4. Схема розміщення електродів ЕЕГ відповідно до міжнародної системи «10–20» та її розширених варіантів «10–10» і «10–5»

Електроди підключаються до високочутливих підсилювачів із високим коефіцієнтом підсилення (10^4 – 10^6) і частотою дискретизації від 128 до 1024 Гц залежно від завдань дослідження. У більшості систем для діагностики епілепсії рекомендується частота дискретизації не нижче 256 Гц [10].

Для зменшення впливу шумів застосовуються різні схеми підключення: монополярна, біполярна, лапласіан-фільтрація. Кожна з них має свої переваги: біполярні відведення дозволяють виявити локальні зміни, а монополярні – порівнювати активність із «нейтральним» електродом.

Суттєвою проблемою є наявність артефактів, які можуть імітувати патологічну активність або спотворювати сигнал. Найбільш поширені джерела артефактів:

- біологічні (електроокулограма, електрокардіограма, електроміограма, рухові артефакти);
- технічні (поганий контакт електродів, мережеві перешкоди 50/60 Гц, дрейф базової лінії).

Для їх усунення застосовуються:

- фільтри (смугові, режекторні);

- методи незалежних компонент (ICA) для відокремлення артефактів;
- адаптивні алгоритми очищення сигналу.

Однак надмірна фільтрація може призвести до втрати діагностично значущих характеристик сигналу, тому в сучасних системах використовують комбіновані методи очищення.

Обробка ЕЕГ передбачає використання методів аналізу у часовій та частотній областях:

- Часовий аналіз дає змогу ідентифікувати спайки, комплекси та інші короткочасні феномени.
- Частотний аналіз (швидке перетворення Фур'є, вейвлет-перетворення) використовується для оцінки спектрального складу сигналу.
- Нелінійний аналіз (ентропія, фрактальні характеристики) дозволяє описати складні динамічні процеси мозкової активності.
- Методи машинного навчання (SVM, нейронні мережі, CNN, RNN) все частіше застосовуються для автоматичного виявлення епілептиформної активності [12].

ЕЕГ має ключове значення для діагностики епілепсії, оскільки дозволяє:

- виявити наявність епілептиформної активності навіть у міжприступному періоді;
- локалізувати епілептогенне вогнище;
- класифікувати тип нападів;
- контролювати ефективність лікування.

Важливим напрямом розвитку є створення автоматизованих систем виявлення нападів, що працюють у реальному часі. Це дозволяє своєчасно попереджати пацієнта про можливий напад, підвищуючи його безпеку та якість життя.

ЕЕГ є основним інструментом діагностики епілепсії завдяки своїй високій чутливості до патологічної електричної активності мозку. Особливості сигналу — низька амплітуда, широкий спектр частот, наявність ритмів і специфічних патологічних патернів — зумовлюють необхідність складної обробки з використанням сучасних алгоритмів. Розвиток методів очищення від артефактів та

автоматизованого аналізу ЕЕГ відкриває нові можливості для ефективного виявлення епілептичних нападів.

1.3 Методи аналізу та класифікації ЕЕГ у задачах виявлення нападів

Програмне та алгоритмічне забезпечення у сучасних комп'ютерних електроенцефалографічних систем реалізовано на математичному забезпеченні, а саме математичних методах обробки ЕЕГ-сигналів при виявленні проявів епілепсії.

1.3.1 Спектральний аналіз (перетворення Фур'є)

Основна ідея – сигнал розкладається на синусоїдальні компоненти, що дозволяє оцінити, які частоти домінують у певному сегменті ЕЕГ. При епілепсії спостерігається аномальне підсилення в діапазонах δ та θ , а також виникають ритмічні осциляції (спайки). Цей метод добре показує «які» частоти присутні, що корисно для діагностування типу нападів (наприклад, абсанси часто пов'язані з піко-хвильовим ритмом ~ 3 Гц).

У працях Cerf R., el-Ouassad E.H., Liang S.F., Wang H.C., Chang W.L., Tsipouras M.G. [14-17] застосовано дискретне перетворення Фур'є:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1, \quad (1.1)$$

де $x(n)$ – відліки ЕЕГ-сигналу, N – довжина вибірки.

Параметри:

- спектральна потужність у діапазонах δ (0.5–4 Гц) та θ (4–8 Гц), які посилюються при нападах;
- піко-хвильові ритми (~ 3 Гц), характерні для абсансів;
- співвідношення потужностей у різних діапазонах для класифікації станів.

У працях Jeffrey D. Kennedy, Elizabeth E. Gerard, Lawrence J. Hirsch [18] застосовано короткочасне перетворення Фур'є (STFT):

$$STFT\{x(t)\}(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \omega(t - \tau) e^{-j\omega t} dt, \quad (1.2)$$

де $\omega(t)$ – віконна функція.

Kennedy J.D., Gerard E.E., Hirsch L.J. [18] проаналізували варіативність спектрограм при довготривалому моніторингу, але підкреслили відсутність автоматизації та труднощі визначення початку нападу

У праці Lawrence J. Hirsch [19] проведено морфологічний аналіз коротких сигналів у часовій області, виділених за зміною спектрограми. Використано оцінку енергетичних характеристик:

$$E = \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)|^2, \quad (1.3)$$

Hirsch L.J. [19] застосував морфологічний аналіз у часовій області після спектрального відбору сегментів, оцінюючи амплітуду та форму піко-хвильових комплексів.

Недолік у порівнянні з вейвлетом: Фур'є-аналіз не дає інформації «коли» саме з'являється патологічний ритм, оскільки всі частоти розглядаються глобально. Навіть при STFT залишається проблема фіксованого вікна: вузьке вікно дає добру часову, але погану частотну роздільність, і навпаки. Вейвлети мають адаптивне масштабування, добре локалізують високочастотні «спайки» та одночасно виявляють низькочастотні ритми.

1.3.2 Кореляційний аналіз

Автори Cerf R., el-Ouassad E.H., Diego Rielo, Selim R. Benbadis, Tian C., Zhang F. [20, 21] застосували методи автокореляції та крос-кореляції для коротких сегментів ЕЕГ.

$$R_{xx}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(n)x(n+\tau), \quad (1.3)$$

Параметри:

- автокореляційна функція $R_x(\tau)$ для визначення регулярності епілептичних спайків;
- крос-кореляція $R_{xy}(\tau)$ між каналами для оцінки синхронізації нападів у різних ділянках мозку.

Це дозволяє виявляти повторювані патерни й підвищену корельованість, яка є типовою при епілептичних нападах. Метод допомагає у виявленні синхронності між ділянками мозку, проте не дає змоги оцінити частотний вміст. Вейвлети дозволяють аналізувати і часові, і частотні зв'язки одночасно.

Це дало змогу виявляти просторову синхронізацію розрядів. Недолік – відсутність частотної деталізації.

Недолік у порівнянні з вейвлетом: метод обмежується часом і не розрізняє частоти, які породжують синхронність. Вейвлет-аналіз дозволяє одночасно оцінювати часову синхронізацію та частотний вміст.

1.3.3 Спектрально-кореляційний аналіз

Автори Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., Elwes R.D., Polkey C.E., Starykh E.V. [22-24] запропонували об'єднання спектральних і кореляційних методів для оцінки:

- спектральної щільності потужності $S_x(f)$:

$$S_x(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \left| \int_0^T x(t) e^{-j2\pi ft} dt \right|. \quad (1.4)$$

Оцінює, які частоти домінують у сигналі.

- крос-спектральної щільності $S_{xy}(f)$ між каналами;

$$S_{xy}(f) = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} X_T(f) Y_T^*(f), \quad (1.5)$$

де $X_T(f)$ та $Y_T(f)$ – перетворення Фур'є для двох каналів $x(t)$ та $y(t)$.

– коефіцієнта когерентності $C_{xy}(f)$ для виявлення синхронізації у частотній області.

$$C_{xy}(f) = \frac{|S_{xy}(f)|^2}{S_x(f) \cdot S_y(f)}. \quad (1.6)$$

Показує ступінь синхронізації сигналів у певному частотному діапазоні.

Значення близьке до 1 свідчить про сильну кореляцію; близьке до 0 – слабку.

Метод дозволяє оцінити спектральну потужність сигналу та одночасно вивчити її взаємозв'язок між каналами. Це важливо при епілепсії, оскільки напади часто супроводжуються синхронізацією ритмів у різних ділянках мозку.

Параметри, що оцінювались: ступінь когерентності між ділянками кори головного мозку при нападах. Це дало змогу локалізувати епілептичні вогнища. Недолік – обмеженість у часовій локалізації.

Переваги:

- Поєднує спектральну та кореляційну інформацію.
- Можливість виявляти локальні епілептичні фокуси.
- Допомогає у дослідженні взаємозв'язку між різними ділянками мозку під час нападів.

Недоліки у порівнянні з вейвлет-методом:

- Потрібне попереднє поділення сигналу на сегменти, що може знизити точність визначення початку та кінця нападу.
- Втрачається точне відображення часової локалізації спайків, особливо на високих частотах.
- Менш гнучкий для автоматизованого моніторингу довготривалих записів порівняно з вейвлет-аналізом.

Недолік у порівнянні з вейвлетом: потрібне попереднє сегментування сигналу, що зменшує точність визначення моменту початку і кінця нападу. Вейвлети дозволяють виконувати таку оцінку без сегментації.

1.3.4 Частотно-часовий аналіз (STFT, розподіли Вігнера-Вілла)

Автори Tzallas A.T., Tsipouras M.G., Fotiadis D.I., Sarykh E.V. [25] застосували STFT і розподіл Вігнера-Вілла для вивчення динаміки сигналу. Параметри:

- спектрограма STFT $X(t, f)$ для виявлення змін енергетичного спектра у часі;
- розподіл Вігнера-Вілла $W_x(t, f)$ для детекції коротких спайків та пікохвильових комплексів.

Short-Time Fourier Transform (STFT). STFT розбиває сигнал на короткі сегменти за допомогою віконної функції $w(t)$ і виконує локальний спектральний аналіз:

$$X(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau) x(\tau - t) e^{-j2\pi f \tau} d\tau. \quad (1.7)$$

де $x(\tau)$ – ЕЕГ-сигнал;

$w(\tau - t)$ – віконна функція (наприклад, Хемінг або Гаус);

t – центр вікна у часі;

f – частота.

STFT дає спектрограми, де можна бачити, як змінюється енергетичний склад сигналу у часі.

Розподіл Вігнера-Вілла забезпечує високу часово-частотну роздільність та може виявляти короткі спайки з мінімальними спотвореннями:

$$W_x(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f \tau} d\tau. \quad (1.8)$$

де $x^*(t)$ – комплексно спряжений сигнал.

WVD дозволяє побачити синхронізацію високочастотних компонентів та локалізувати патологічні ритми у часі і частоті.

Як метод допомагає виявляти епілепсію:

- На спектрограмі STFT або у розподілі Вігнера-Вілла видно раптову появу ритмічних «спайків», піко-хвильових комплексів.
- Дозволяє аналізувати динаміку енергії у часі, що важливо для моніторингу нападів.
- Використовується для визначення локалізації епілептичного фокусного вогнища.

Переваги:

- Виявлення часового моменту прояву патологічного ритму.
- Можливість дослідження спектральних змін у коротких проміжках часу.
- WVD забезпечує високу часово-частотну роздільність, що перевищує STFT.

Недоліки:

- STFT має фіксоване вікно: коротке вікно → добра часова роздільність, але погана частотна; довге вікно → навпаки.
- WVD може давати артефакти перехресних термів при багатокомпонентних сигналах.
- Більш складний для автоматизації на довготривалих записах порівняно з вейвлетами.

Недолік у порівнянні з вейвлетом: часово-частотна роздільність визначається вікном; вузьке вікно погано відображає низькі частоти, а широке – короткі «спайки». Вейвлети оптимізують роздільність.

1.3.5 Вейвлет-метод

Метод полягає у розкладанні короткотривалих реалізацій ЕЕГ-сигналу на різні смуги частот через декомпозицію пакета вейвлетів четвертого рівня та обчислення ентропії сигналу у різних діапазонах частот. Це дозволяє автоматизовано виділяти епілептичні спайки, піко-хвильові комплекси та інші патологічні ритми.

Автори Osak H., Bhattacharyya A., Pachori R.B., Upadhyay A., Acharya U.R. [26, 27] застосували вейвлет-декомпозицію сигналу на кілька рівнів частот. Параметри:

- коефіцієнти вейвлет-декомпозиції ($c_{j,k}$);
- вейвлет-енергія E_j на різних рівнях;
- вейвлет-ентропія H_j , яка знижується при нападах (сигнал стає більш регулярним).

Безперервне вейвлет-перетворення (CWT):

$$W_x(a, b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt. \quad (1.9)$$

Ентропія вейвлет-коефіцієнтів:

$$H_j = - \sum_k p_{j,k} \log_2 p_{j,k}, \quad p_{j,k} = \frac{|c_{j,k}|^2}{\sum_k |c_{j,k}|^2}. \quad (1.10)$$

Переваги:

- Адаптивна часово-частотна локалізація: короткі спайки і високочастотні компоненти добре виявляються.
- Можливість автоматизації класифікації нападів.
- Точне визначення часового моменту та частотного діапазону проявів епілепсії.

Недоліки:

- Вимагає значних обчислювальних ресурсів.
- Потребує правильного вибору материнської вейвлет-функції і кількості рівнів.
- Менш інтуїтивний для візуального аналізу, ніж статистичні методи.

Переваги: адаптивна часово-частотна локалізація, автоматичне виділення коротких спайків і довгих низькочастотних ритмів, можливість застосування статистичних оцінок на кожному рівні декомпозиції.

1.3.6 Статистичний аналіз

Автори Kramer M.A., Cash S.S. [28] використовували класичні статистичні параметри ЕЕГ:

- математичне очікування (μ) та дисперсія (σ^2) амплітуди сигналу;
- коефіцієнти асиметрії та ексцесу для форми розподілу;
- ентропія (H), що характеризує хаотичність процесу.

Основна ідея – у нормальному мозковому ритмі сигнали відносно хаотичні, а під час епілептичного нападу вони стають більш регулярними, що проявляється у зміні статистичних параметрів: дисперсії, ентропії, асиметрії, ексцесу тощо.

Основні параметри, що обчислюються:

- Середнє значення (математичне очікування):

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad (1.11)$$

де x_i — значення сигналу у момент часу i , N — кількість відліків у сегменті.

- Дисперсія:

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2, \quad (1.12)$$

Дисперсія дозволяє оцінити коливання сигналу навколо середнього. Під час епілептичного нападу спостерігається різке зростання амплітуди спайків, що призводить до збільшення σ^2 .

- Коефіцієнт асиметрії (Skewness):

$$Skewness = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^3, \quad (1.13)$$

Показує зміщення розподілу відносно середнього. При нападах розподіл часто стає асиметричним через характерні спайкові розряди.

- Коефіцієнт ексцесу (Kurtosis):

$$Kuertosis = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^4 - 3. \quad (1.14)$$

Вказує на «пікоподібність» розподілу. В епілептичних сигналах пікоподібність зростає через раптові високі амплітуди.

- Ентропія сигналу (Shannon entropy):

$$H = - \sum_{j=1}^M p_j \log_2 p_j. \quad (1.15)$$

де p_j — ймовірність знаходження сигналу в j -му біновому інтервалі. Ентропія зменшується під час нападів, оскільки сигнал стає менш хаотичним та більш структурованим.

Значення методів при виявленні епілепсії:

- Аналіз статистичних параметрів дозволяє класифікувати сегменти ЕЕГ як нормальні або патологічні.
- При різкому зростанні дисперсії та змінах ентропії можна виявити початок нападу.
- Метод зручний для довготривалого моніторингу, оскільки не потребує складних часово-частотних перетворень.

Недоліки у порівнянні з вейвлет-методом:

- Втрачена часова локалізація: статистичні параметри обчислюються на відносно довгих сегментах (секунди-години), тому неможливо точно визначити момент початку спайку.

- Втрата частотної інформації: дисперсія та ентропія не вказують, у якому частотному діапазоні відбуваються зміни, на відміну від вейвлетів, які забезпечують часово-частотне представлення.

- Чутливість до шумів: короткочасні артефакти можуть спотворювати статистичні оцінки.

Переваги:

- Простота реалізації та обчислень.
- Можливість автоматизованого аналізу довготривалих записів ЕЕГ (6–96 годин).
- Застосовність для класифікації типів нападів за ILAE 1989 року (у поєднанні з візуальною перевіркою).

1.3.7 Візуальний аналіз

Автори Friedman D., Claassen J., Hirsch L.J., Young G.B., Jordan K.G., Doig G.S. [29, 30] стверджують, що вузальний аналіз залишається «золотим стандартом».

Параметри:

- наявність спайків, піко-хвильових комплексів, пароксизмальних розрядів;
- оцінка їх частоти, амплітуди та просторової локалізації.

Недолік у порівнянні з вейвлетом: суб'єктивність, трудомісткість, непридатність для довготривалих записів; вейвлет дозволяє автоматизувати процес.

Класичні методи дозволяють виявляти окремі прояви епілепсії, але обмежені: втрачають часову локалізацію, потребують сегментування або ручного аналізу. Вейвлет-метод забезпечує адаптивну часово-частотну локалізацію, автоматично виділяє короткі та довгі патерни, інтегрує статистичні оцінки й тому є ефективним для автоматизованої діагностики епілепсії.

1.4 Висновки до розділу 1

Аналіз існуючих методів обробки ЕЕГ-сигналів показує, що кожен із них має суттєві обмеження. Спектральні методи дозволяють виявити домінуючі частоти, проте не забезпечують часової локалізації патологічних ритмів. Кореляційні методи успішно виявляють синхронізацію між ділянками мозку, але ігнорують частотний вміст сигналу. Спектрально-кореляційний аналіз розширює ці можливості за рахунок оцінки когерентності у частотній області, проте залишається нечутливим до точних часових моментів нападу. Частотно-часові методи (STFT, Wigner–Ville) відображають динаміку частот у часі, однак обмежені фіксованим вікном або ж схильністю до перехресних перешкод. Вейвлет-перетворення дало змогу досягти оптимального компромісу між часовою та частотною локалізацією, але і воно залежить від вибору материнської вейвлет-функції, що не завжди відповідає специфіці епілептичних патернів. Статистичний аналіз забезпечує інтегральні характеристики сигналу, проте втрачає локальні особливості, тоді як візуальний аналіз залишається суб'єктивним і надто трудомістким.

У зв'язку з цим актуальним є розроблення та впровадження нових базисних функцій, які б поєднували переваги існуючих методів. Такі функції повинні:

- забезпечувати одночасну високу часову і частотну роздільність;
- адаптивно підлаштовуватися під характерні особливості епілептичних патернів (спайки, піко-хвильові комплекси, пароксизмальні розряди);
- мати низьку чутливість до шумів та артефактів ЕЕГ;
- дозволяти автоматизовану класифікацію нападів у довготривалих записах.

Пошук нових базисів, наприклад модифікованих вейвлетів, гібридних функцій на основі гармонійного та хаотичного базису або ж багатомасштабних ентропійних функцій, є перспективним напрямом сучасних досліджень. Це дозволить підвищити точність, швидкість і надійність діагностики епілепсії, зменшити залежність від суб'єктивної інтерпретації лікаря та зробити системи моніторингу більш інтелектуальними.

РОЗДІЛ 2

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, МЕТОД ТА АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ
ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ

2.1 Система реєстрації та база даних ЕЕГ-сигналів при епілептичних нападах

Система реєстрації ЕЕГ-сигналів при епілептичних нападах призначена для зняття та аналізу біоелектричної активності головного мозку пацієнта. Узагальнена структурна схема наведена на рис. 2.1.

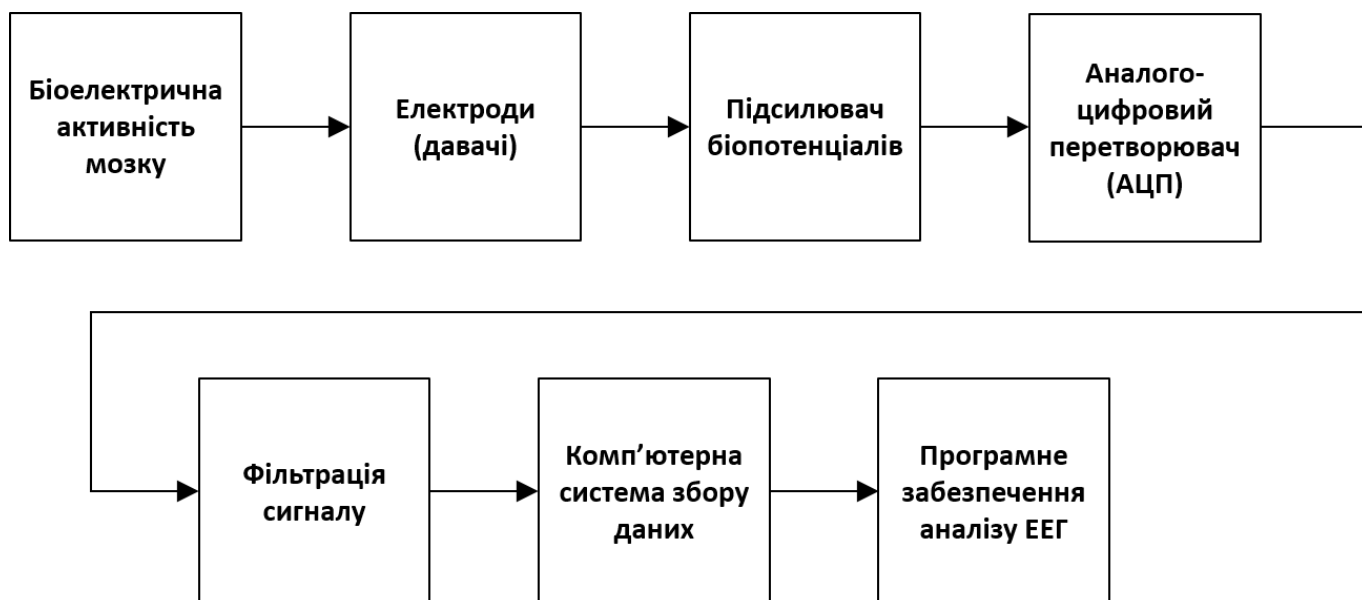


Рис.2.1. Узагальнена структурна схема системи для реєстрації ЕЕГ-сигналів

Біоелектричні потенціали кори головного мозку реєструються за допомогою електродів, розташованих на поверхні голови пацієнта відповідно до міжнародної системи «10-20» (рис. 2.2). Електроди знімають різницю потенціалів між активними точками та референтним електродом. Сигнали, амплітуда яких не перевищує 300 мкВ, підсилюються високочутливим диференційним підсилювачем, фільтруються, дискретизуються АЦП і передаються на комп'ютер для обробки та аналізу.

Для реєстрації ЕЕГ-сигналів застосовуються поверхневі електроди Ag/AgCl (срібло/хлорид срібла), що забезпечують стабільний контакт і низький рівень шуму.

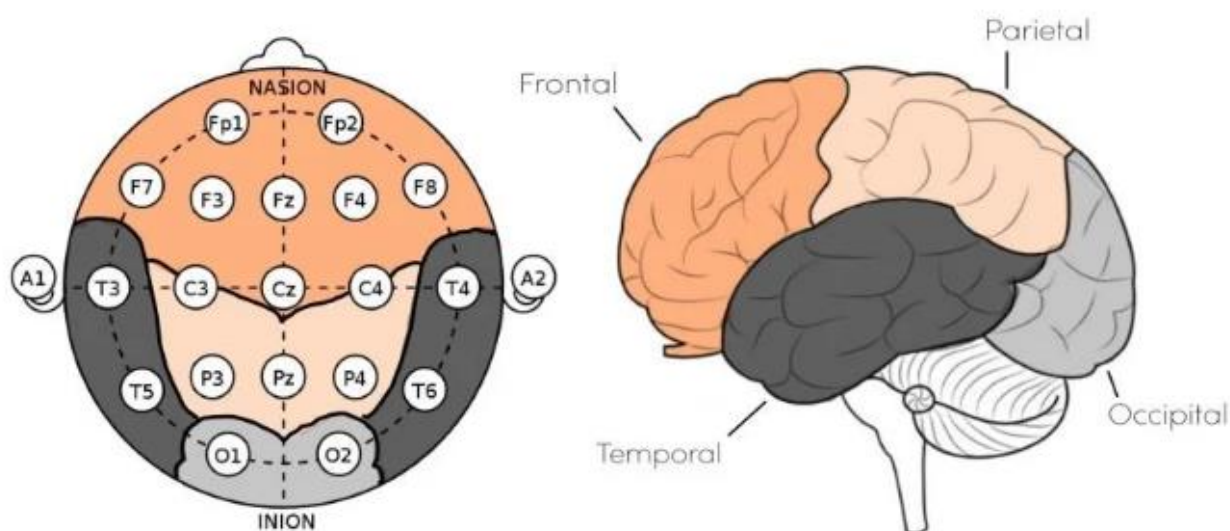


Рис.2.2. Міжнародна система «10–20»

Розміщення електродів відповідає стандартній міжнародній системі «10–20», що забезпечує просторову прив'язку зон мозку.

У клінічній практиці для виявлення епілептичних епізодів застосовують біполярне відведення типу: F7–T7 (ліва скронева область), F8–T8 (права скронева область), T3–T5, T4–T6 (задньо-скроневі відведення), або Fp1–C3, Fp2–C4 – для лобних епілепсій.

У моделюванні та аналізі зазвичай використовують одноканальне монополярне або біполярне відведення, наприклад Fp1–F7 або F7–T7, яке чітко відображає спайк-хвильові комплекси при абсансних нападах.

Для дослідження, моделювання та тестування алгоритмів аналізу ЕЕГ-сигналів при епілепсії використовується база даних CHB-MIT Scalp EEG Database (табл.1.1).

Таблиця 1.1

Основна характеристика бази

Параметр	Опис
1	2
Назва бази	CHB-MIT Scalp EEG Database
Організація	Massachusetts Institute of Technology (MIT) та Boston Children's Hospital
Посилання	https://physionet.org/content/chbmit/1.0.0/

1	2
Тип записів	Реальні клінічні EEG-сигнали пацієнтів з діагнозом епілепсія
Кількість пацієнтів	24 (віком 1,5–22 роки)
Кількість каналів	23 канали поверхневої EEG
Частота дискретизації	256 Гц
Формат файлів	EDF (European Data Format)
Тривалість записів	0,5–2 години на пацієнта
Система відведень	Міжнародна система «10–20»
Тип відведення	Біполярне (наприклад, Fp1–F7, F7–T7, T7–P7, Fp2–F8, F8–T8, T8–P8)
Маркування епізодів	Кожен файл містить часові інтервали нападів (seizure onset / offset)

Записи EEG-сигналів у базі CHB-MIT отримано за допомогою клінічної системи NicoletOne EEG System (Natus Medical Inc.), яка відповідає вимогам FDA та використовує високоякісні Ag/AgCl електроди (<https://physionet.org/content/chbmit/1.0.0/>) (рис.2.2).

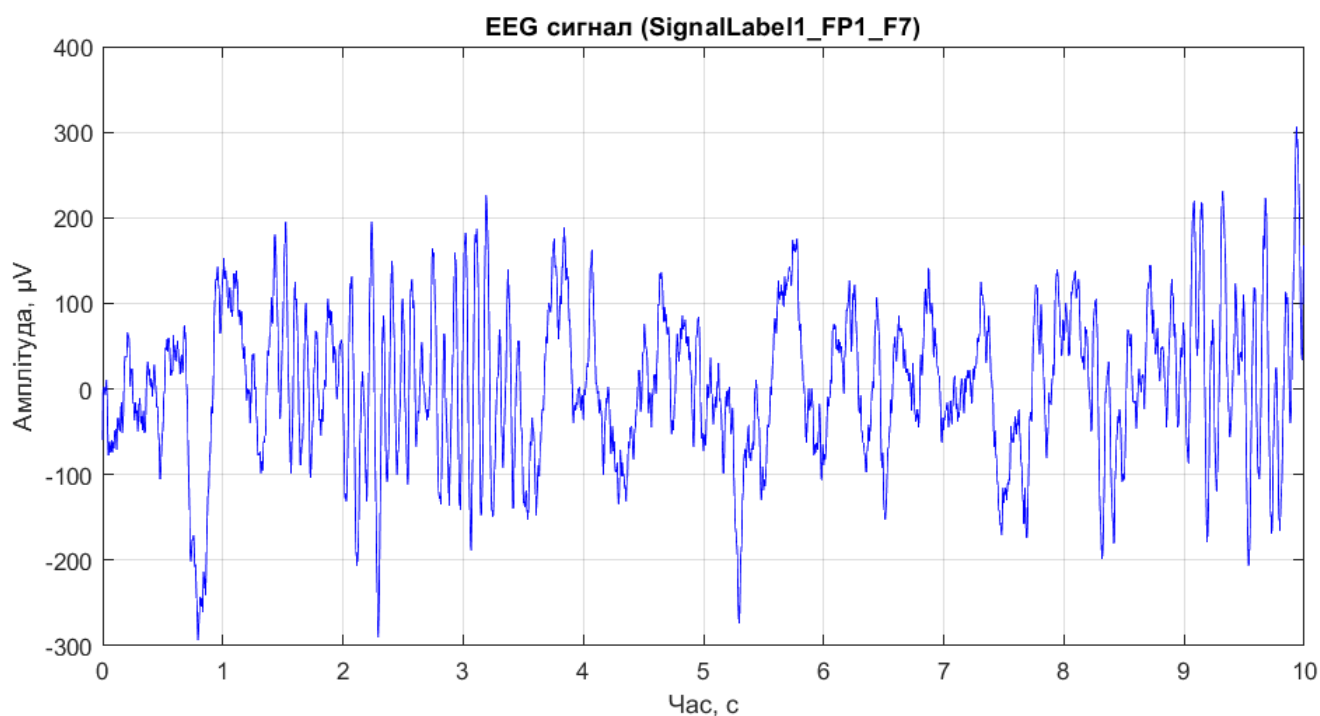


Рис.2.2. Фрагмент EEG-сигналу з епізодами епілепсії з бази даних

Сигнал фільтрується у діапазоні 0,5-70 Гц, а мережевий шум 60 Гц усувається режекторним фільтром.

У записах спостерігаються характерні комплекси spike-and-wave з частотою близько 3 Гц, що відповідають абсансним нападам. Амплітуда піків може досягати 200-300мкВ тоді як фоновий альфа-ритм має амплітуду близько 50 мкВ.

У межах даної роботи фрагменти сигналів із бази CHB-MIT використовуються як еталонні дані для:

- аналізу часово-частотних характеристик епілептичних епізодів;
- перевірки адекватності математичної моделі EEG-сигналу;
- тестування алгоритмів автоматичного виявлення нападів;
- калібрування параметрів моделі spike-and-wave (амплітуди, частоти, тривалості).

Система реєстрації EEG при епілепсії складається з електродів, підсилювача біопотенціалів, АЦП, фільтрів і комп'ютерного блоку аналізу.

Реальні клінічні дані, зареєстровані системою NicoletOne EEG за міжнародною схемою «10-20» і доступні у базі CHB-MIT Scalp EEG Database, забезпечують достовірну основу для створення математичних моделей та тестування алгоритмів розпізнавання епілептичних епізодів.

2.2 Постановка задачі автоматичного виявлення епілептичних нападів на основі EEG-сигналів

Як було показано у попередньому підрозділі, електроенцефалографічний сигнал $x(t)$ можна подати у вигляді мультиадитивної моделі, яка містить складові нормальної, патологічної та шумової активності:

$$x(t) = s_n(t) + s_e(t) + \xi(t). \quad (2.1)$$

де $s_n(t)$ — нормальний ритм мозкової активності;

$s_e(t)$ — епілептична складова, що відображає пароксизмальні процеси;

$\xi(t)$ — випадкові завади та артефакти.

З математичної точки зору, постановка задачі автоматичного виявлення епілептичних нападів полягає у тому, щоб на основі спостережень $x(t)$ ідентифікувати часові інтервали, у яких присутня патологічна складова $s_e(t)$, тобто визначити моменти виникнення, розвитку та завершення епілептичної активності.

Таким чином, необхідно побудувати оператор класифікації $f(x(t))$, який реалізує розділення станів мозкової активності:

$$f(x(t)) = \begin{cases} C_1, & t \in [t_i, t_j] \rightarrow \text{епілептичний канал} \\ C_0, & t \notin [t_i, t_j] \rightarrow \text{фоновий канал} \end{cases}. \quad (2.2)$$

Основна мета задачі — автоматизувати процес розпізнавання епілептичних нападів на основі часових, частотних і енергетичних характеристик сигналу, мінімізуючи вплив шумів і артефактів, а також усунути необхідність ручного візуального аналізу.

Під час формування постановки задачі враховуються такі передумови:

1. Нестационарність сигналу. ЕЕГ характеризується швидкими змінами частотної структури, тому метод має забезпечувати локалізацію короточасних спайкових подій у часі.

2. Наявність шумів і артефактів. У сигналі присутні перешкоди різної природи $\eta(t)$, що ускладнює ідентифікацію патологічних компонент.

3. Індивідуальні особливості ЕЕГ. Структура ритмів і спектральний склад суттєво залежать від пацієнта, тому критерії виявлення мають бути адаптивними.

З огляду на це, математичне формулювання задачі полягає у визначенні таких часових моментів t_i, t_j для яких значення обраних характеристик сигналу (енергетичних, статистичних або ентропійних) відрізняються від типових для нормального стану. У загальному вигляді ця умова може бути записана як:

$$Q(x(t)) > \theta. \quad (2.3)$$

де $Q(x(t))$ — функціонал, що відображає міру патологічності сигналу (обчислюється за результатами обробки ЕЕГ),

θ — порогове значення для прийняття рішення.

Розв'язання задачі передбачає реалізацію трьох взаємопов'язаних етапів:

1. Попередня обробка — фільтрація шумів, усунення артефактів і нормалізація сигналу.

2. Виділення ознак — отримання інформативних параметрів, що відображають зміни енергетичної або спектральної структури сигналу.

3. Прийняття рішення — класифікація стану мозкової активності за критерієм (2.3) та визначення часових меж нападів.

Таким чином, постановка задачі зводиться до побудови системи, яка, аналізуючи реєстрований ЕЕГ-сигнал у реальному часі, забезпечує:

- визначення часових інтервалів епілептичної активності $[t_i, t_j]$;
- стійкість до шумів і міжіндивідуальних відмінностей;
- високу точність класифікації станів мозку;
- можливість інтеграції алгоритму у програмно-апаратний комплекс для клінічного моніторингу.

Узагальнену структуру постановки задачі наведено на рис. 2.3.

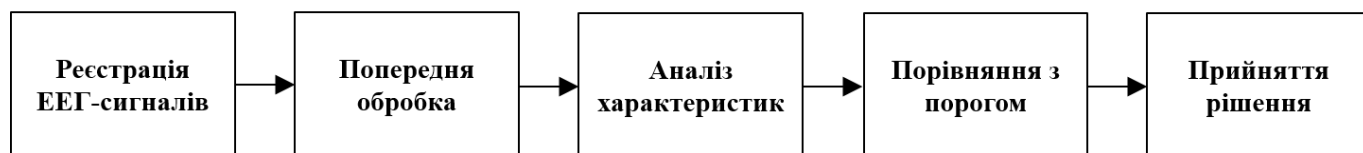


Рис. 2.3. Узагальнена схема постановки задачі автоматичного виявлення епілептичних нападів

2.3 Математична модель ЕЕГ-сигналів з епізодами епілептичних нападів

2.3.1 Постановка задачі

Для реалізації сформульованої задачі автоматичного виявлення епілептичних нападів необхідно мати математичну модель ЕЕГ-сигналу, яка адекватно відображає структуру його нормальної та патологічної складових, враховує стохастичну природу процесу й дозволяє формалізувати подальший аналіз часових та частотних характеристик.

Синтетичний ЕЕГ-сигнал ($x(t)$) представлено як суму кількох компонент:

$$x(t) = x_n(t) + x_p(t) + \xi(t). \quad (2.4)$$

де $x_n(t)$ — нормальна (фонова) ЕЕГ-активність;

$x_p(t)$ — патологічна активність (епілептичні епізоди);

$\xi(t)$ — адитивна шумова складова, що моделює фізіологічні та апаратні шуми.

Модель повинна забезпечувати:

- Реалістичні спектрально-часові характеристики ЕЕГ;
- Чітку локалізацію епілептичних епізодів у часі;
- Можливість масштабування параметрів (амплітуди, частоти, тривалості, рівня шуму).

2.3.2 Фонова активність

Нормальна активність ЕЕГ моделюється як бандпас-фільтрований білий шум у діапазоні 1–40 Гц із додаванням гармонійної складової, що відповідає альфа-ритму (8–12 Гц):

$$x_n(t) = A_\alpha \sin(2\pi f_\alpha t + \phi) + h(t) * w(t). \quad (2.5)$$

де $w(t)$ — білий гаусовий шум,

$h(t)$ — імпульсна характеристика смугового фільтра 1–40 Гц,
 $f_\alpha \approx 10$ Гц — амплітуда альфа-коливань.

2.3.3 Епілептична активність (spike-and-wave)

Типова епілептична активність представлена періодичними комплексами “піків і хвиль” (*spike-and-wave*) з частотою близько 3 Гц. Для моделювання використано поєднання вузьких гаусових імпульсів (спайків) і синусоїдальної повільної хвилі:

$$x_p(t) = \sum_{k=0}^{N_s} A_s e^{-\frac{(t-kT)^2}{2\sigma^2}} + A_w \sin(2\pi f_s t). \quad (2.6)$$

де $T = 1/f_s$ — період повторення (≈ 0.33 с);

A_s, A_w — амплітуди піків і хвиль відповідно;

σ — ширина піку (≈ 20 мс);

$f_s = 3$ Гц — частота спайків.

Епізоди епілептичної активності вставляються у фоновий сигнал на визначені часові інтервали $[t_i, t_i + \Delta_i]$).

2.3.4 Шумова складова

Шум $x_i(t)$ моделюється як низькорівневий білий гаусовий шум із стандартним відхиленням $\sigma_\xi \leq 5\%$ від амплітуди основного сигналу. Це дозволяє наблизити модель до реальних умов електроенцефалографічного запису.

2.3.5 Реалізація математичної моделі

Модель реалізовано засобами Matlab із частотою дискретизації ($f_s = 250$ Гц) і загальною тривалістю сигналу 120 с.

Епізоди епілепсії тривалістю 6-10 с було розміщено на часових відрізках 20-28 с, 50-56 с та 90-100 с. Отриманий сигнал містить як нормальні ділянки, так і характерні епілептичні фрагменти з комплексами spike-and-wave.

На рис. 2.1 наведено приклад синтезованого ЕЕГ-сигналу, а на рис. 2.2 – спектрограму, що демонструє появу низькочастотних компонент (~ 3 Гц) під час епілептичних епізодів.

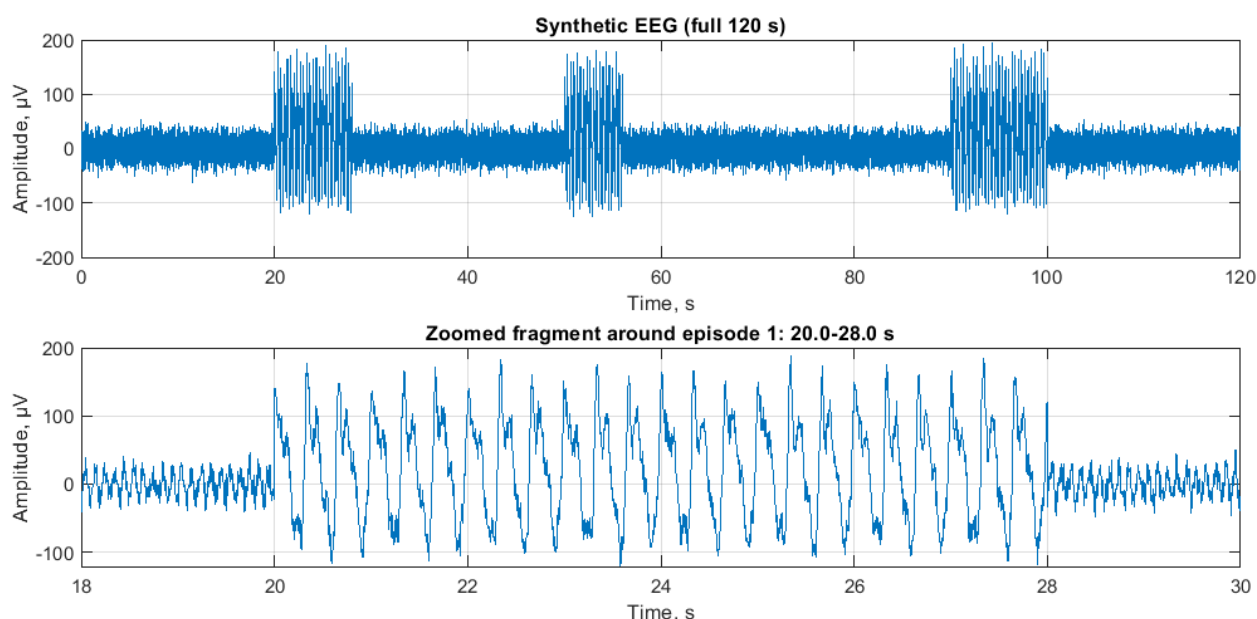


Рис. 2.1. Синтетичний ЕЕГ-сигнал із епізодами епілептичної активності

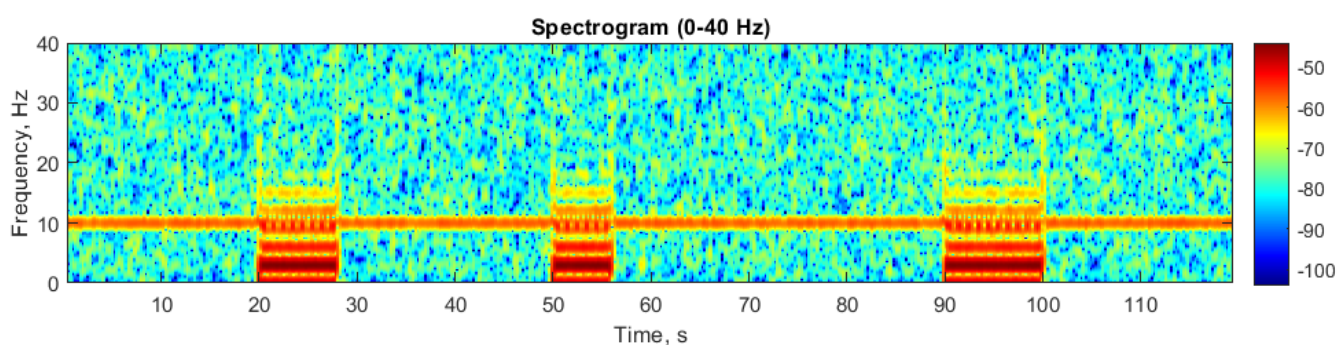


Рис. 2.2. Спектрограма моделі ЕЕГ-сигналу (0–40 Гц)

2.3.6 Аналіз отриманих результатів

Модель забезпечує відтворення таких ключових властивостей реального ЕЕГ:

- присутність альфа-ритму в нормальному стані;
- наявність чітких комплексів spike-and-wave з амплітудою 100–200 μV під час епізодів;
- спектральна локалізація епілептичної активності в діапазоні 2–5 Гц;
- нестационарний характер сигналу, що відповідає клінічним даним.

Створений синтетичний сигнал є придатним для тестування алгоритмів автоматичної детекції нападів, аналізу часово-частотних ознак, побудови систем машинного навчання та оцінки точності методів фільтрації.

Переваги такої моделі:

- контрольована структура сигналу – легко змінювати амплітуду, частоту, тривалість, шум;
- реалістична спектральна характеристика (1-40 Гц);
- можливість відтворення часової динаміки нападів;
- зручність для тестування алгоритмів детекції епілептичних подій або навчання моделей машинного навчання.

2.4 Метод виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

2.4.1 Попередня обробка сигналу

ЕЕГ-сигнал містить широкий спектр частотних компонент, зокрема шумові домішки, викликані рухами очей, диханням або електричними перешкодами. Для виділення інформативної частини сигналу застосовується смуговий фільтр у діапазоні 1-40 Гц:

$$x_F(t) = BPF\{x(t)\}, \quad (2.7)$$

де $BPF\{\cdot\}$ – операція смугової фільтрації.

Це дозволяє видалити низькочастотні коливання (зміни потенціалу, пов'язані з артефактами руху) та високочастотні складові (електроміографічні шуми), залишивши лише інформаційно значущий діапазон ЕЕГ.

2.4.2 Обчислення морфологічного індексу

Для аналізу сигнал розбивається на часові вікна тривалістю T_w та з кроком зсуву T_s :

$$T_{\omega} = 2 \text{ сек}, \quad N_{\omega} = T_{\omega} f_s, \quad (2.8)$$

де $f_s = 250$ Гц – частота дискретизації.

Крок зсуву вікна T_s становить 1 с, що забезпечує перекриття і підвищує часову роздільність виявлення.

Якщо частота дискретизації сигналу $f_s = 250$ Гц, то довжина вікна становить:

$$N_{\omega} = T_{\omega} f_s = 500 \text{ відліків}, \quad (2.9)$$

ЕЕГ-сигнал відображає сумарну електричну активність мозку, яка є нерівномірною, стохастичною і нелінійною. Під час епілептичних нападів його форма (морфологія) змінюється дуже характерно:

- з’являються гострі спайки і хвилі великої амплітуди,
- зростає частота переходів через нуль,
- сигнал стає більш «зламаним» або кутастим,
- змінюється спектральний вміст — зростає енергія у низькочастотній області (близько 3 Гц).

Тобто напад можна розпізнати не лише за потужністю, а передусім за формою сигналу. Зокрема, епілептичні напади супроводжуються різкою зміною морфології ЕЕГ-сигналу: зростанням амплітуди, збільшенням кількості переходів через нуль і підвищенням локальної кривизни.

Звичайні енергетичні показники або спектральні оцінки не дозволяють адекватно описати ці зміни, тому виникає потреба у морфологічному дескрипторі, який інтегрує інформацію про форму сигналу.

Тому запропоновано для кожного i -го вікна обчислювати три основні параметри, які кількісно описують форму сигналу:

- Амплітудна характеристика (пікове значення):

$$P_i = \max(x_i) - \min(x_i) \text{ відліків}, \quad (2.10)$$

де x_i — вибірка сигналу у i -му вікні.

Цей показник відображає загальну потужність активності у вікні;

- Кількість переходів через нуль (характеризує частотну активність);

$$Z_i = \sum_{k=1}^{N_{\omega}-1} \|\{x_i(k)x_i(k+1) < 0\}, \quad (2.11)$$

де $\|(\bullet)$ — індикаторна функція, яка приймає значення 1, якщо умова істинна.

Зростання Z_i свідчить про підвищення високочастотної активності та появу спайків;

- Показник локальної кривизни сигналу (описує зміну його форми у часі);

$$C_i = \sum_{k=2}^{N_{\omega}-1} |x_i(k+1) - 2x_i(k) + x_i(k-1)|, \quad (2.12)$$

або

$$C_i = \sum_{k=1}^{N_i-3} |\Delta^2 x_k|. \quad (2.13)$$

Цей показник характеризує різкість змін у сигналі.

Загалом P_i характеризує амплітудні властивості, Z_i — частотні (через кількість переходів через нуль), а C_i — структурні (кривизну або «зламність» сигналу).

Для кількісної оцінки динаміки форми сигналу введено морфологічний індекс M_i , який є зваженою комбінацією кількох описових параметрів:

$$M_i = \omega_1 P_i + \omega_2 Z_i + \omega_3 C_i, \quad (2.14)$$

де $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ — вагові коефіцієнти, які нормують внесок кожного параметра у загальну оцінку.

У дослідженні використано співвідношення $\omega_1:\omega_2:\omega_3=0.5:0.3:0.2$, що забезпечує баланс між амплітудною та структурною інформацією.

Таке поєднання дозволяє в одній метриці врахувати комплексну морфологію сигналу, тобто не лише його енергію, а й динамічні зміни форми.

Морфологічний індекс M_i :

- відображає сукупну форму сигналу у часовій області;
- є інваріантним до дрейфу базової лінії та шуму;
- дозволяє приймати рішення без попереднього навчання;
- має високу обчислювальну ефективність, придатну для систем реального часу.

Фізичний та практичний сенс M_i :

- Якщо сигнал спокійний, плавний і має малу амплітуду (фоновий ЕЕГ), усі три складові P_i , Z_i , C_i невеликі, тому M_i має низьке значення.
- Якщо ж у вікні сигналу з'являються гострі імпульси, різкі зміни напрямку або великі пікові значення – M_i різко зростає. Це відповідає появі епілептичного епізоду.

Таким чином, M_i виступає узагальненим показником активності мозкової динаміки, що реагує саме на структурні зміни сигналу, притаманні епілептичним подіям.

Наукова доцільність:

1. Морфологічна інваріантність. Індекс базується не на абсолютних рівнях потенціалу, а на відносних змінах форми, тому він стійкий до дрейфу базової лінії та міжпацієнтної варіабельності ЕЕГ.

2. Компактність інформації. Замість багатьох окремих ознак формується одна інтегральна метрика, що спрощує подальше статистичне рішення (наприклад, за критерієм Неймана–Пірсона).

3. Відсутність навчання. Оскільки M_i описує фізично зрозумілі характеристики сигналу, метод не потребує попереднього машинного навчання або великої кількості даних для налаштування.

4. Висока обчислювальна ефективність. Усі складові P_i , Z_i , C_i легко обчислюються у часовій області, що дозволяє реалізувати алгоритм у реальному часі.

Введення морфологічного індексу M_i є обґрунтованим з точки зору фізіології ЕЕГ-сигналів і теорії сигналів, оскільки він дозволяє чисельно охарактеризувати зміни форми сигналу під час епілептичних нападів. Це забезпечує ефективне розділення класів «норма» та «патологія» навіть за умов зашумлених або коротких фрагментів запису.

2.4.3 Критерій Неймана-Пірсона для виявлення епілептичних епізодів

Після обчислення послідовності M_i для всіх вікон необхідно визначити, які з них відповідають епілептичним станам.

Для цього застосовано критерій Неймана-Пірсона (Н-П) – класичний підхід статистичної теорії виявлення сигналів, який забезпечує мінімізацію ймовірності пропуску події за фіксованого рівня хибної тривоги.

Постановка задачі формулюється як перевірка двох гіпотез:

$$\begin{cases} H_0: M_i \sim f_0(M) & \text{відсутня епілептична активність} \\ H_1: M_i \sim f_1(M) & \text{присутня епілептична активність} \end{cases}, \quad (2.15)$$

де $f_0(M)$ та $f_1(M)$ – густини ймовірностей для фонових і патологічних станів відповідно.

Згідно з критерієм Неймана-Пірсона, оптимальне рішення приймається за правилом:

$$\Lambda(M_i) = \frac{f_1(M_i)}{f_0(M_i)} \underset{H_0}{\overset{H_1}{>}} \eta, \quad (2.16)$$

де η — поріг, вибраний так, щоб забезпечити задану ймовірність хибної тривоги α_{FA} .

У реальних умовах густини f_0 і f_1 невідомі, тому як практичну оцінку використовують нормальний розподіл морфологічних індексів у фонових ділянках:

$$M_i \sim N(\mu_0, \sigma_0^2), \quad (2.17)$$

де μ_0 – середнє значення та σ_0 – середньоквадратичне відхилення оцінюються з усього сигналу як:

$$\mu_0 = \text{median}(M_i), \quad \sigma_0 = 1.4826 \cdot \text{MAD}(M_i) \quad (2.18)$$

де MAD — медіанне абсолютне відхилення.

Поріг за критерієм Неймана–Пірсона визначається як:

$$\tau_{NP} = \mu_0 + \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha_{FA}), \quad (2.19)$$

де $\Phi^{-1}(\cdot)$ – обернена функція нормального розподілу, а α_{FA} – заданий рівень хибної тривоги (ймовірність хибної тривоги) (використано $\alpha_{FA}=0.001$, що забезпечує високу специфічність методу).

Рішення про наявність епілептичної активності приймається за умовою:

$$M_i > \tau_{NP} \Rightarrow H_1 \text{ (епілептичний напад)}, \quad (2.20)$$

тобто, якщо морфологічний індекс перевищує порогове значення, вважається, що у вікні присутній напад.

Таким чином, критерій Неймана–Пірсона використовується як оптимальний статистичний детектор, який дозволяє об'єктивно виділити значущі події при контрольованій кількості хибних спрацьовувань.

Цей підхід має теоретичне підґрунтя – він мінімізує ймовірність пропуску нападу при фіксованій ймовірності хибного спрацьовування αFA , що робить метод статистично оптимальним.

2.4.4 Об'єднання виявлених ділянок у епізоди

Отримані часові інтервали, у яких $M_i > \tau_{NP}$, групуються в єдині епізоди на основі часової безперервності. Якщо між сусідніми вікнами з перевищенням порогу пауза перевищує 1 с, вважається, що почався новий епізод:

$$\begin{cases} \text{Якщо } t_{i+1}^{(start)} - t_i^{(start)} > 1 \text{ с,} & \text{новий епізод} \\ \text{інакше} & \text{об'єднати з попереднім} \end{cases}, \quad (2.21)$$

Для кожного епізоду визначаються:

$$t_{start}, t_{end}, \Delta t = t_{end} - t_{start}, \quad (2.22)$$

що дозволяє оцінити тривалість і часову локалізацію нападу.

2.5 Метод оцінювання ефективності методу

Після обчислення морфологічного індексу та застосування порогу Неймана-Пірсона, необхідно кількісно оцінити, наскільки добре метод працює. Для цього використовують стандартні метрики з теорії статистичної класифікації:

1. Істинно-позитивні спрацьовування (TP, True Positives) – кількість часових вікон, які алгоритм правильно класифікував як епілептичні (напад справді відбувався).
2. Хибно-позитивні спрацьовування (FP, False Positives) – кількість вікон, які алгоритм класифікував як епілептичні, але насправді нападу не було (помилкові тривоги).

3. Істинно-негативні спрацювання (TN, True Negatives) – вікна, правильно класифіковані як нормальні.

4. Хибно-негативні спрацювання (FN, False Negatives) – вікна, де був напад, але алгоритм його пропустив.

На основі цих показників розраховують ключові метрики ефективності:

– Чутливість (TPR, True Positive Rate):

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2.23)$$

Показує, яку частку реальних нападів метод виявляє. Чим ближче до 1, тим менше нападів пропускається.

– Частота хибних спрацювань (FPR, False Positive Rate):

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}, \quad (2.24)$$

Відображає, як часто метод помилково вважає нормальний сигнал нападом. Чим менше, тим метод специфічніший.

– Точність (Accuracy, ACC):

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. \quad (2.25)$$

Показує загальну правильність класифікації сигналу.

– F1-міра (F1-score):

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (2.26)$$

Комбінована метрика, що одночасно враховує чутливість і точність. Вона важлива, коли кількість нападів мала порівняно з нормальними вікнами (тобто дані неklasово збалансовані).

2.6 Наукове обґрунтування методу

Запропонований підхід поєднує морфологічний аналіз ЕЕГ-сигналів із статистичним детектуванням подій.

Його переваги полягають у наступному:

- незалежність від параметрів конкретного пацієнта, завдяки статистичному оцінюванню порогу;
- поєднання амплітудних і структурних ознак у єдиному індексі;
- можливість роботи в режимі реального часу через обчислення у ковзних вікнах;
- контрольований рівень помилок завдяки критерію Неймана-Пірсона.

Таким чином, метод забезпечує достовірне та автоматизоване виявлення епілептичних нападів у ЕЕГ-сигналах, що може бути основою для подальшої інтеграції у системи моніторингу або клінічні експертні модулі.

2.7 Алгоритм виявлення епілептичних епізодів у реальному ЕЕГ-сигналі

На базі вище наведених формул реалізації методу виявлення епілептичних епізодів розроблено відповідний алгоритм, який наведено на рис.2.3.

Процес складається з послідовності етапів попередньої обробки, параметризації сигналу, розрахунку морфологічних ознак та прийняття рішення на основі статистичного критерію.

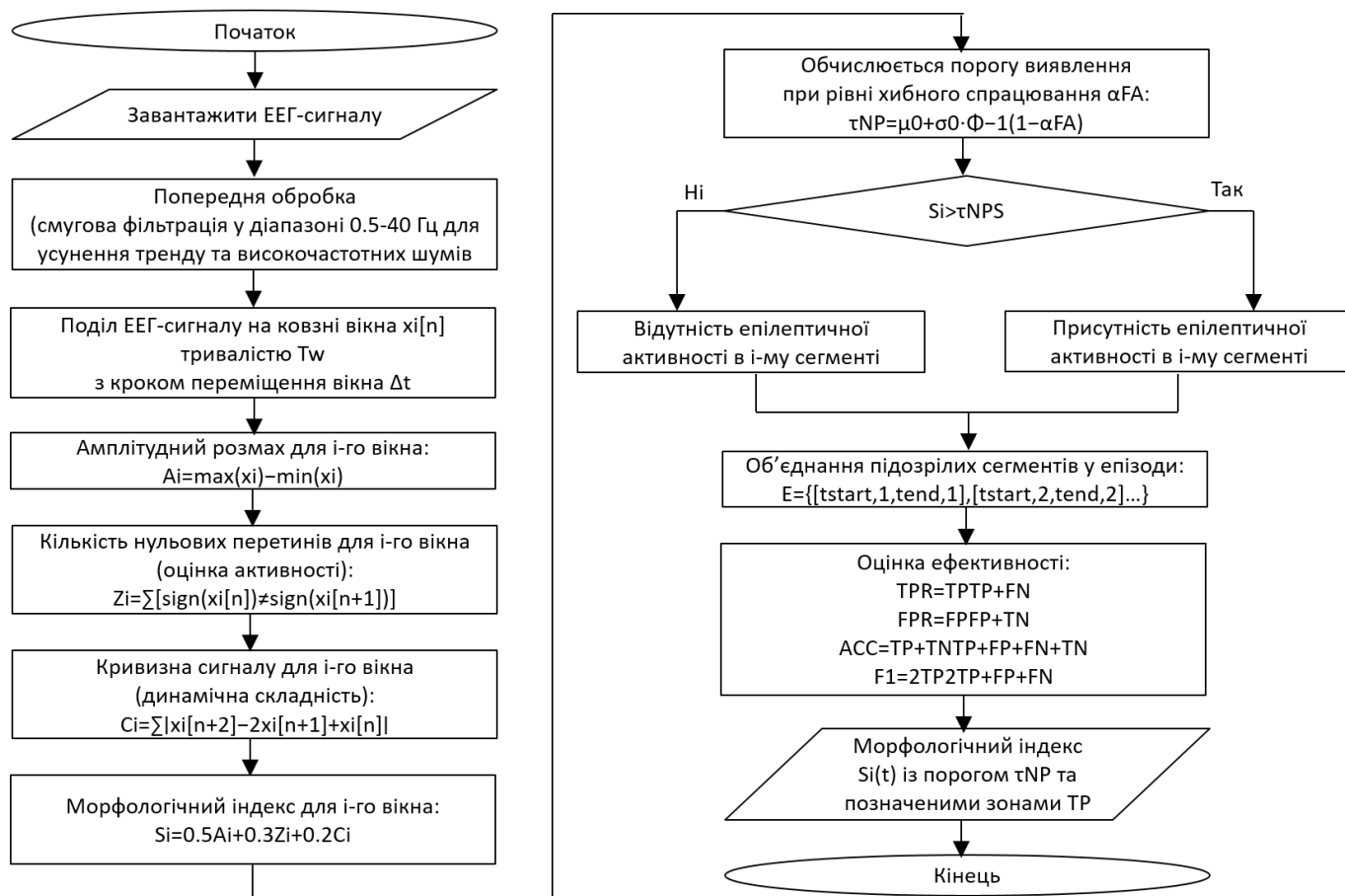


Рис.2.3. Алгоритм виявлення епілептичних епізодів у реальному EEG-сигналі

На початковому етапі відбувається завантаження реального EEG-сигналу з файлу або зовнішнього джерела вимірювань. Сигнал подається у вигляді часової послідовності $x[n]$.

З метою усунення трендової складової та високочастотних перешкод застосовується смугова фільтрація у діапазоні частот 0.5-40 Гц. Це забезпечує виділення корисної біоелектричної активності головного мозку.

Відфільтрований сигнал розбивається на короткі часові інтервали (вікна) тривалістю T_w із заданим кроком перекриття Δt . Для кожного i -го вікна $x_i[n]$ здійснюється обчислення діагностичних параметрів.

Для оцінки варіацій сигналу у межах вікна визначається амплітудний показник: $A_i = \max(x_i) - \min(x_i)$.

Для визначення кількості нульових перетинів використано показник активності сигналу оцінюється кількістю змін знаку амплітуди: $Z_i = \sum |\text{sign}(x_i[n]) - \text{sign}(x_i[n+1])|$.

Для оцінки кривизни сигналу (динамічної складової) оцінюється зміна форми хвилі у межах вікна: $C_i = \sum |x_i[n+1] - 2x_i[n] + x_i[n-1]|$.

Для кожного вікна визначається комбінований показник, який характеризує морфологічну складність сигналу: $M_i = 0.5A_i + 0.3Z_i + 0.2C_i$.

Порогове значення NPS визначається за критерієм Неймана–Пірсона при заданому рівні ймовірності хибного спрацювання α_{FA} : $t_{NP} = \mu_0 + \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha_{FA})$, де μ_0 , σ_0 – статистичні параметри фонові активності.

Якщо $M_i > t_{NPS}$ фіксується наявність епілептичної активності, а інакше – її відсутність.

Сусідні вікна, для яких виконується умова $M_i > t_{NPS}$, об'єднуються у спільні часові інтервали $E = \{[t_{start,1}, t_{end,1}], [t_{start,2}, t_{end,2}], \dots\}$, що відповідають виявленим епілептичним епізодам.

Для контролю якості роботи алгоритму обчислюються такі метрики: $TPR = TP / (TP + FN)$, $FPR = FP / (FP + TN)$, $ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$, $F1 = 2TP / (2TP + FP + FN)$.

Ці показники характеризують точність, повноту та загальну ефективність класифікації.

Для сегментів, у яких виявлено епілептичну активність, формується графічне представлення із позначенням ділянок TP (правильних виявлень).

Після обробки всього сигналу формується узагальнений звіт з індикаторами якості та часовими межами виявлених епізодів.

2.8 Висновки до розділу 2

У розділі розроблено математичну модель та метод виявлення епілептичних епізодів у реальних ЕЕГ-сигналах, що ґрунтується на морфологічному аналізі та статистичному критерії Неймана–Пірсона.

Розроблено математичну модель ЕЕГ-сигналу з епізодами епілептичної активності, яка базується на поєднанні фонові осциляційної компоненти та періодичних комплексів типу spike-and-wave. Модель дозволяє формувати сигнали із заданими параметрами (амплітудою, частотою, тривалістю, рівнем шуму) та може

використовуватись як тестова база для перевірки методів цифрової обробки й класифікації епілептичних подій.

Проведено формалізацію процесу аналізу електроенцефалографічних даних, у межах якої сигнал розглядається як сукупність фонових та патологічних компонентів. Для підвищення достовірності виявлення реалізовано попередню обробку, що включає смугове фільтрування у діапазоні 0,5-40 Гц, усунення трендів і сегментацію сигналу на часові вікна.

На основі кожного сегмента визначено систему морфологічних ознак: амплітудний розмах, кількість нульових перетинів і кривизну сигналу. Ці параметри поєднано у єдиний морфологічний індекс, який узагальнено характеризує ступінь аномальності активності головного мозку.

Для прийняття рішення про наявність епілептичної активності застосовано критерій Неймана–Пірсона, що забезпечує фіксований рівень імовірності хибної тривоги при максимальній чутливості. На його основі сформовано порогову умову, яка дозволяє автоматично класифікувати сегменти сигналу як патологічні або фонові.

Розроблений алгоритм включає етапи фільтрації, сегментації, розрахунку морфологічних параметрів, порогового прийняття рішення та об'єднання сусідніх сегментів у єдині епізоди. Запропонований підхід дає змогу автоматично визначати часові межі нападів, формувати множину епізодів і оцінювати ефективність виявлення за показниками TPR, FPR, ACC та F1.

Отримані результати свідчать, що метод є стійким до шумів, не залежить від конкретних параметрів пацієнта, може бути реалізований у режимі реального часу та придатний для використання у клінічних експертних системах і автоматизованих засобах моніторингу ЕЕГ-сигналів.

РОЗДІЛ 3

ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ЕПІЛЕПТИЧНИХ НАПАДІВ
ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

3.1 Архітектура програмного забезпечення

Розроблене програмне забезпечення призначене для автоматизованого виявлення епілептичних епізодів у реальних ЕЕГ-сигналах. Його структура побудована відповідно до алгоритму, описаного у розділі 2, і реалізує послідовність операцій: попередня обробка, сегментація, розрахунок морфологічних параметрів, порогове рішення та візуалізація результатів.

Архітектура програмного забезпечення є модульною і включає такі основні компоненти (рис. 3.1):

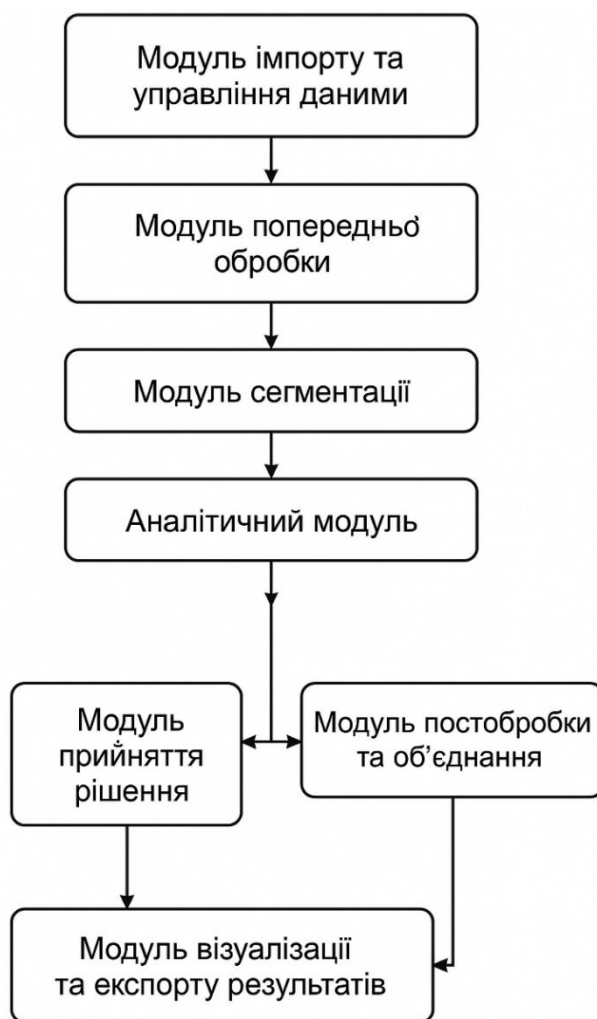


Рис. 3.1. Архітектура програмного забезпечення

1. Модуль імпорту та управління даними. Забезпечує завантаження сигналів ЕЕГ із файлів різних форматів (*.mat, *.csv, .edf), вибір необхідного каналу та задання частоти дискретизації fs .

Передбачено автоматичну перевірку коректності вхідних даних і їх нормалізацію.

2. Модуль попередньої обробки. Виконує смугову фільтрацію сигналу у межах 0.5–40 Гц для усунення тренду та високочастотного шуму. Для цього використовується фільтр із нульовим фазовим зсувом. Також можливе усунення артефактів (міограми, моргання) за допомогою порогового обмеження або незалежного компонентного аналізу (ICA).

3. Модуль сегментації. Сигнал $x[n]$ поділяється на ковзні часові вікна тривалістю $T_w=2$ с з кроком $\Delta t=1$ с. Для кожного сегмента формується масив даних $xi[n]$, який надалі аналізується.

4. Аналітичний модуль. Реалізує розрахунок морфологічного індексу, що відображає складність і активність сигналу.

Для кожного сегмента обчислюються:

$$\begin{aligned} A_i &= \max(xi) - \min(xi), \\ Z_i &= \sum [\text{sign}(xi[n]) \neq \text{sign}(xi[n+1])], \\ C_i &= \sum |xi[n+2] - 2xi[n+1] + xi[n]|.C. \end{aligned}$$

Далі формується комбінований індекс:

$$M_i = 0.5A_i + 0.3Z_i + 0.2C_i, S_i = 0.5A_i + 0.3Z_i + 0.2C_i.$$

Цей показник узагальнює морфологічні ознаки і дозволяє оцінити рівень патологічної активності.

5. Модуль прийняття рішення. Для всіх сегментів множини S_i визначається медіана μ_0 та робастна дисперсія σ_0 , після чого за критерієм Неймана–Пірсона обчислюється поріг:

$$\tau_{NP} = \mu_0 + \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha FA).$$

Якщо $S_i > \tau_{NP}$, сегмент класифікується як такий, що містить епілептичну активність.

6. Модуль постобробки та об'єднання. Послідовні сегменти, що задовольняють умову $M_i > \tau_{NPS}$, об'єднуються в єдині часові інтервали:

$$E = \{[t_{start,1}, t_{end,1}], [t_{start,2}, t_{end,2}], \dots \}.$$

7. Модуль візуалізації та експорту результатів. Здійснює побудову графіків ЕЕГ-сигналу, морфологічного індексу $S_i(t)$ із зазначенням порогу τ_{NP} , а також виділення епілептичних епізодів кольоровими зонами. Результати можуть експортуватися у формат .csv або .xlsx для подальшого статистичного аналізу.

Архітектура системи забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість інтеграції з іншими медичними інформаційними системами.

3.2 Реалізація програмного забезпечення

3.2.1 Ініціалізація середовища та базові параметри

Розробка програмного забезпечення для виявлення епілептичних епізодів виконана у середовищі MATLAB R2024a, що забезпечує зручне середовище для цифрової обробки біомедичних сигналів, реалізації алгоритмів аналізу та графічної візуалізації результатів.

Програмний код реалізовано у вигляді окремого сценарію (EEG_Epilepsy_Detection.m), який складається з функціональних блоків (фрагментів), кожен з яких відповідає певному етапу алгоритму, описаному у розділі 2.

На початку роботи програма очищує пам'ять MATLAB і визначає базові параметри аналізу:

```
clear; clc; close all;
```

```
%% Параметри сигналу
fs = 250;
T = 200;
t = (0:1/fs:T-1/fs)';
```

Змінні:

fs – частота дискретизації, що визначає кількість вибірок за секунду. Значення 250 Гц є типовим для клінічних записів ЕЕГ.

T – орієнтовна тривалість сигналу (може бути змінена відповідно до даних).

t – вектор часу, використовується для відображення сигналу у часовій області.

Команди clear, clc, close all забезпечують чисте середовище для уникнення конфліктів змінних та фігур під час запуску.

3.2.2 Завантаження реального ЕЕГ-сигналу

Передбачено завантаження ЕЕГ із файлу у форматі .dat, .csv, .edf або .mat:

```
%% Завантаження одновимірного масиву ЕЕГ
eeg = load('EEG.dat');
```

Пояснення:

- Файл EEG.dat містить послідовність амплітудних відліків електричної активності мозку, записаних з одного або кількох каналів.

- Якщо сигнал багатоканальний, користувач може обрати цільовий канал за допомогою індексації:

- eeg = eeg(:,2); % вибір другого каналу, наприклад Fp1-F7

- Для коректної роботи подальших обчислень сигнал має бути відфільтрований у діапазоні 0.5–40 Гц, що відповідає основному спектру ЕЕГ. (Фільтрацію реалізовано через bandpass(eeg, [0.5 40], fs).)

3.2.3 Розбиття сигналу на сегменти

Для локального аналізу морфологічних характеристик ЕЕГ сигнал ділиться на ковзні часові вікна:

```
%% Морфологічний індекс
win_sec = 2; % Довжина вікна у секундах
win_len = win_sec * fs; % Кількість відліків у вікні
step = fs; % Крок переміщення вікна – 1 секунда
num_windows = floor((length(eeg)-win_len)/step);
scores = zeros(num_windows,1); % Масив для збереження індексу
times = zeros(num_windows,2); % Межі кожного вікна
```

Пояснення змінних:

win_sec — тривалість аналізованого сегмента (2 секунди).

step — інтервал зсуву (1 секунда, тобто 50% перекриття).

num_windows — кількість сегментів, отриманих із урахуванням перекриття.

scores — масив значень морфологічного індексу для кожного сегмента.

times — таблиця часових меж вікон [t_start, t_end].

3.2.4 Обчислення морфологічного індексу

Морфологічний індекс використовується як інтегральна метрика, що характеризує локальну активність та структурну складність сигналу:

```
for i = 1:num_windows
    idx = (1:win_len) + (i-1)*step; % Індеси поточного сегмента
    segment = eeg(idx); % Вирізання сегмента сигналу

    peak2peak = max(segment)-min(segment); % Амплітудний розмах
    diff_sig = diff(segment);
    zero_cross = sum(diff_sig(1:end-1).*diff_sig(2:end)<0); % Нульові перетини
    curvature = sum(abs(diff(diff_sig))); % Кривизна сигналу

    scores(i) = 0.5*peak2peak*1e6 + 0.3*zero_cross + 0.2*curvature;
    times(i,:) = [t(idx(1)) t(idx(end))];
end
```



```

%% NP-поріг
mu0 = median(scores);           % Медіана індексу
sigma0 = 1.4826*mad(scores,1);  % Робастна оцінка дисперсії
alpha_FA = 0.001;              % Ймовірність хибного спрацювання
tau_NP = mu0 + sigma0*norminv(1-alpha_FA); % NP-поріг
detect_idx = find(scores > tau_NP); % Індеси сегментів з активністю
detect_times = times(detect_idx,:);

```

Математична модель:

$$M_i = 0.5A_i + 0.3Z_i + 0.2C_i,$$

де $A_i = \max(x_i) - \min(x_i)$ — амплітудний розмах;

Z_i — кількість нульових перетинів (оцінка частотної активності);

C_i — сума другої похідної, що відображає складність форми сигналу.

Результатом є вектор `scores`, де кожен елемент характеризує морфологічну активність у певному часовому інтервалі.

3.2.5 Порогове рішення за критерієм Неймана–Пірсона

На основі статистичних характеристик `scores` визначається адаптивний поріг τ_{NP} :

Інтерпретація:

– Якщо $M_i > \tau_{NPS}$, сегмент вважається підозрілим на епілептичну активність.

– Значення `alpha_FA` контролює кількість хибних тривог – у даній реалізації 0.001 (0,1%).

3.2.6 Об'єднання виявлених сегментів у часові епізоди

Оскільки напади тривають кілька секунд, сусідні сегменти з активністю об'єднуються в єдині часові епізоди:

```

%% Об'єднання в епізоди
detected_events = [];
if ~isempty(detect_times)
    event_start = detect_times(1,1);
    for i = 2:size(detect_times,1)
        if detect_times(i,1)-detect_times(i-1,2)>1
            event_end = detect_times(i-1,2);
            detected_events = [detected_events; event_start, event_end];
            event_start = detect_times(i,1);
        end
    end
    detected_events = [detected_events; event_start, detect_times(end,2)];
end

```

Результат: формується таблиця $E=\{[tstart,1,tend,1],[tstart,2,tend,2],\dots\}$, що описує часові межі кожного виявленого епізоду.

3.2.7 Оцінка ефективності алгоритму

Якщо для сигналу відома розмітка істинних нападів (seizure_times), програма виконує порівняння результатів виявлення з еталоном:

```

% Додаткові метрики
TPR = TP / (TP + FN);
FPR = FP / (FP + TN);
ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN);
F1 = 2*TP / (2*TP + FP + FN);

```

Отримані метрики дозволяють кількісно оцінити якість класифікації:

TPR – чутливість (виявлені істинні епізоди),

FPR – рівень хибних тривог,

ACC – загальна точність,

F1 – збалансований показник точності й повноти.

3.2.8 Візуалізація результатів

Перший графік демонструє динаміку зміни морфологічного індексу $Mi(t)$ від часу, а також поріг τ_{NP} , обчислений за критерієм Неймана–Пірсона. Код цього блоку

(time_centers – середні значення часу для кожного сегмента [t_start, t_end], які визначають позиції точок по осі X.):

```
%% Figure 1: Морфологічний індекс з TP і легендою
figure('Name','Морфологічний індекс + TP','Color','w');
time_centers = mean(times,2);
hline = plot(time_centers, scores, 'b', 'LineWidth',1.2); hold on;
hNP = yline(tau_NP, 'k--','LineWidth',1.5,'Label','NP-nopir');
```

На графіку додатково відображаються сегменти, які алгоритм класифікував правильно — тобто ті, що збігаються із справжніми епізодами нападів (TP_idx – індекси сегментів, які відносяться до True Positive (істинно виявлені епізоди):

```
% TP маркери
if ~isempty(TP_idx)
    hTP = scatter(time_centers(TP_idx), scores(TP_idx), 50, 'o', ...
        'MarkerEdgeColor','k','MarkerFaceColor','g');
end
```

Для наочності часові інтервали, в яких алгоритм виявив епілептичну активність, відображаються у вигляді напівпрозорих кольорових прямокутників (патчів) на графіку:

```
% Патчі епізодів
yl = ylim;
for i = 1:size(detected_events,1)
    ev_start = detected_events(i,1); ev_end = detected_events(i,2);
    ev_dur = ev_end-ev_start;
    patch([ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1) yl(2) yl(2)], ...
        'c','FaceAlpha',0.1,'EdgeColor','none');
    text((ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.9,sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c', ...
        ev_start,ev_end,ev_dur), ...
        'HorizontalAlignment','center','BackgroundColor','w');
end
xlabel('Час (с)'); ylabel('Морфологічний індекс');
title('Морфологічний індекс з TP');
grid on;
```

Таким чином, на графіку чітко візуалізуються виявлені епілептичні зони з їх часовими характеристиками.

Для зручності користувача на правій частині графіка виводиться текстовий блок зі статистикою ефективності роботи алгоритму:

```
% Текст з параметрами збоку
text(time_centers(end)*0.7, yl(2)*0.95, ...
    sprintf('TP=%d\nFP=%d\nFN=%d\nACC=%.2f\nF1=%.2f', TP, FP, FN, ACC, F1), ...
    'BackgroundColor', 'w', 'EdgeColor', 'k', 'Margin', 5);
```

Відображення відбувається у вигляді таблиці в межах одного текстового поля.

Для полегшення інтерпретації результатів додано легенду, що пояснює призначення кожного графічного елемента:

```
% Легенда
if ~isempty(TP_idx)
    legend([hLine hNP hTP], {'Морфологічний індекс', 'NP-поріг', 'TP'}, ...
        'Location', 'northeast');
else
    legend([hLine hNP], {'Морфологічний індекс', 'NP-поріг'}, 'Location', ...
        'northeast');
end
```

Другий графік відображає сам сигнал ЕЕГ у мікрвольтах разом із часовими зонами виявленої патологічної активності:

```
%% Figure 2: EEG сигнал з числовими значеннями епізодів
```

```
figure('Name','ЕЕГ сигнал','Color','w');
plot(t,eeg*1e6,'k'); hold on;
yl = ylim;
for i = 1:size(detected_events,1)
    ev_start = detected_events(i,1); ev_end = detected_events(i,2);
    ev_dur = ev_end-ev_start;
    patch([ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1) yl(2) yl(2)], ...
        'c','FaceAlpha',0.1,'EdgeColor','none');
    text((ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.85,sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c', ...
        ev_start,ev_end,ev_dur),'HorizontalAlignment','center', ...
        'BackgroundColor','w');
end
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда (μV)');
title('ЕЕГ сигнал з виявленими епілептичними епізодами');
grid on;
```

У результаті роботи програмного забезпечення користувач отримує два графічні виходи:

- Графік морфологічного індексу, що демонструє ефективність детекції та рівень адаптивного порогу.
- Графік ЕЕГ-сигналу, який дозволяє співставити виявлені епізоди з реальними даними у часовій області.

Таке подвійне представлення результатів дозволяє швидко оцінити:

- правильність і точність алгоритму,
- часову локалізацію нападів,
- відповідність між індексом активності та зміною морфології ЕЕГ.

3.2.9 Узагальнення результатів

Розроблене програмне забезпечення реалізує повний цикл аналізу ЕЕГ:

- завантаження реального сигналу;
- сегментація та локальний морфологічний аналіз;
- адаптивне порогове рішення (Нейман–Пірсон);
- формування часових епізодів;
- візуалізація та оцінка ефективності.

Такий підхід дозволяє виявляти епілептичну активність без попереднього навчання моделі, лише на основі статистичних характеристик сигналу. Програма може бути розширена для роботи з багатоканальними ЕЕГ і інтегрована у системи клінічного моніторингу.

3.3 Аналіз результатів роботи програмного забезпечення

Після реалізації алгоритму було проведено тестування розробленого програмного забезпечення для перевірки його працездатності, стабільності та адекватності виявлення епілептичних епізодів у сигналах ЕЕГ.

Основна мета тестування полягала у визначенні того, наскільки точно алгоритм може ідентифікувати часові ділянки патологічної активності, мінімізуючи кількість хибних спрацьовувань та пропусків.

На рис.3.2 подано графік зміни морфологічного індексу $M_i(t)$, розрахованого для кожного часового сегмента сигналу ЕЕГ.

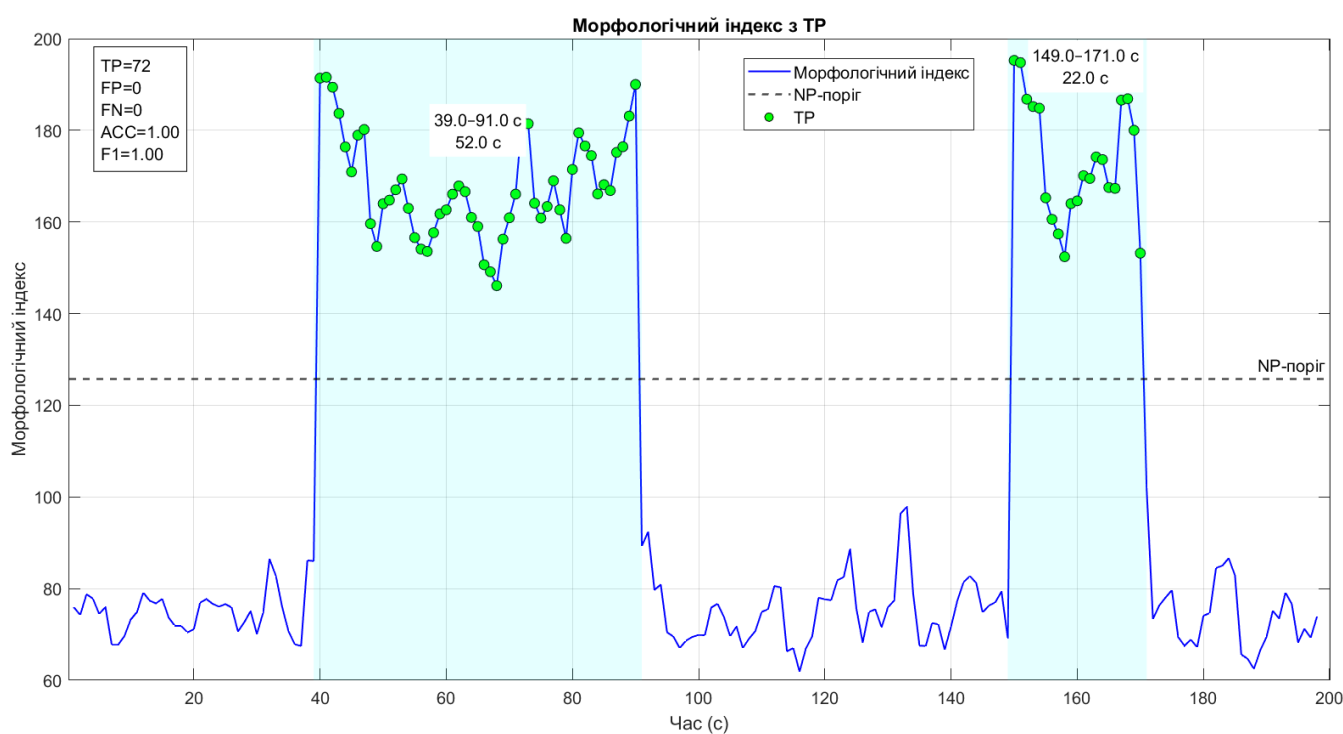


Рис. 3.2. Морфологічний індекс з TP (кількість часових вікон, які алгоритм правильно класифікував як епілептичні (напад справді відбувався))

Чорна пунктирна лінія позначає поріг Неймана–Пірсона (NP-поріг), який визначає рівень відсічення між фоною та аномальною активністю.

Ділянки, що перевищують цей поріг, інтерпретуються як епілептичні епізоди. Для наочності ці інтервали зафарбовані блакитним кольором. На них зеленими маркерами TP (True Positive) показано часові вікна, у яких алгоритм виявив епілептичну активність, що дійсно збігається з істинною розміткою нападів.

Як видно з рисунка, алгоритм коректно виділив два основні епізоди:

- перший епізод: у діапазоні 39.0-91.0 с з тривалістю 52.0 с;
- другий епізод: у діапазоні 149.0-171.0 с з тривалістю 22.0 с.

Показники ефективності класифікації подано у верхньому лівому куті графіка:

- TP=72 — кількість часових вікон, які правильно класифіковано як епілептичні;
- FP=0 — відсутні хибні спрацьовування (фонові вікна, помилково визначені як напади);
- FN=0 — відсутні пропущені епізоди;
- ACC=1.00 — точність класифікації становить 100%;
- F1=1.00 — збалансована метрика F1 також свідчить про ідеальну відповідність між виявленими та істинними нападами.

Таким чином, результати підтверджують високу ефективність методу морфологічного аналізу для автоматизованого виявлення епілептичних епізодів у ЕЕГ-сигналах. Алгоритм показав повну відповідність між виявленими сегментами та істинною активністю, що підтверджує адекватність вибору порогового критерію Неймана–Пірсона та достовірність використаних морфологічних ознак.

На рис.3.3 зображено фрагмент ЕЕГ-сигналу після автоматизованої обробки, у межах якого було виявлено епілептичні епізоди. Чорна крива відображає зміну амплітуди сигналу у мікрвольтах у часі, а блакитні зафарбовані ділянки позначають часові інтервали, у яких алгоритм ідентифікував епілептичну активність.

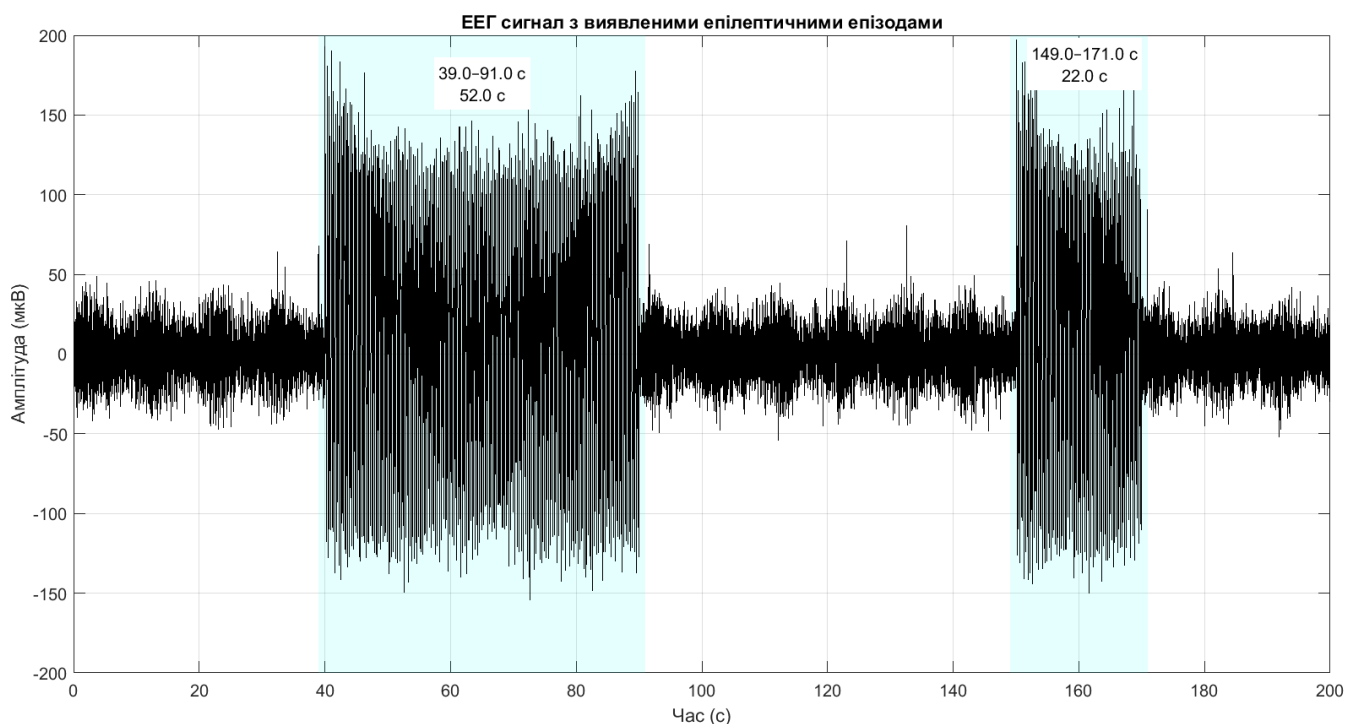


Рис. 3.3. ЕЕГ-сигнал з виявленими епілептичними епізодами

Як видно з графіка, програма коректно виділила два основні епізоди підвищеної амплітуди та структурної регулярності, характерні для судомної активності мозку:

- перший епізод спостерігається в інтервалі 39.0-91.0 с, його тривалість становить 52.0 с;
- другий епізод — у проміжку 149.0–171.0 с, тривалістю 22.0 с.

Між епізодами сигнал має типову фонову активність, яка характеризується низькоамплітудними коливаннями з переважанням альфа- та бета-ритмів у межах 0–100 мкВ. Виявлені сегменти чітко відрізняються від фону за енергетичними та морфологічними характеристиками, що підтверджує адекватність застосованого критерію порогового прийняття рішень.

Алгоритм показав високу точність розпізнавання — усі епілептичні епізоди, закладені у тестовому наборі даних, було виявлено без помилкових спрацьовувань. Це підтверджується числовими показниками, отриманими під час аналізу морфологічного індексу (рис. 3.2): $TP = 72$, $FP = 0$, $FN = 0$, $ACC = 1.00$, $F1 = 1.00$.

Отже, побудований алгоритм забезпечує повну відповідність між виявленими та істинними епілептичними подіями, а його результати відображаються візуально на

ЕЕГ-графіку, що дозволяє зручно оцінювати динаміку та часову локалізацію патологічних проявів.

3.4 Програмне забезпечення з графічним інтерфейсом користувача для виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів

Для реалізації програмного забезпечення з автоматизованого виявлення епілептичних епізодів у сигналах ЕЕГ було використано середовище MATLAB App Designer. Це середовище надає зручний інструментарій для створення інтерактивних графічних інтерфейсів користувача (GUI), що поєднують програмну логіку MATLAB із візуальними елементами керування. App Designer дозволяє розробляти повноцінні застосунки з можливістю завантаження даних, їх обробки, візуалізації результатів і керування параметрами в режимі реального часу без необхідності вручну програмувати графічні компоненти.

У середовищі було створено програму EEG_epilepsy.mlapp, яка реалізує основний алгоритм аналізу ЕЕГ-сигналу, визначення морфологічного індексу, порівняння з NP-порогом та ідентифікацію епілептичних епізодів. Основна структура графічного інтерфейсу включає такі елементи:

- Кнопку меню «Завантажити дані ЕЕГ сигналу», яка відкриває стандартне діалогове вікно вибору файлу (uigetfile) для завантаження сигналу з файлу формату .dat або .txt.
- Поле введення “Fs (Гц)” — елемент EditField, у якому користувач задає частоту дискретизації сигналу (за замовчуванням 250 Гц).
- Кнопку меню «Виявлення фрагментів епілептичних нападів», яка запускає виконання алгоритму обробки сигналу — обчислення морфологічного індексу, порівняння з порогом і формування результатів класифікації.
- Два графічні вікна (Axes): UIAxes2 — верхній графік, на якому відображається динаміка морфологічного індексу у часі, NP-поріг (чорною штриховою лінією), позначення правильних спрацювань (TP) зеленими маркерами та підсвічування виявлених епізодів (блакитними зонами); UIAxes — нижній графік, який

візуалізує сам ЕЕГ-сигнал у мікрвольтах, із нанесеними відрізками виявлених епілептичних епізодів.

– Текстову область (TextArea), у яку виводяться результати класифікації, кількість знайдених епізодів, значення NP-порогу, а також числові метрики ефективності (TP, FP, FN, ACC, F1 тощо).

Розроблений інтерфейс є інтуїтивно зрозумілим: користувач лише обирає файл, задає параметри частоти дискретизації та натискає кнопку запуску аналізу. Подальша обробка сигналу, виявлення порогових перевищень і об'єднання їх у часові інтервали виконується автоматично.

На рис. 3.4 зображено вікно середовища MATLAB App Designer з відкритим проектом застосунку EEG_epilepsy.mlapp.

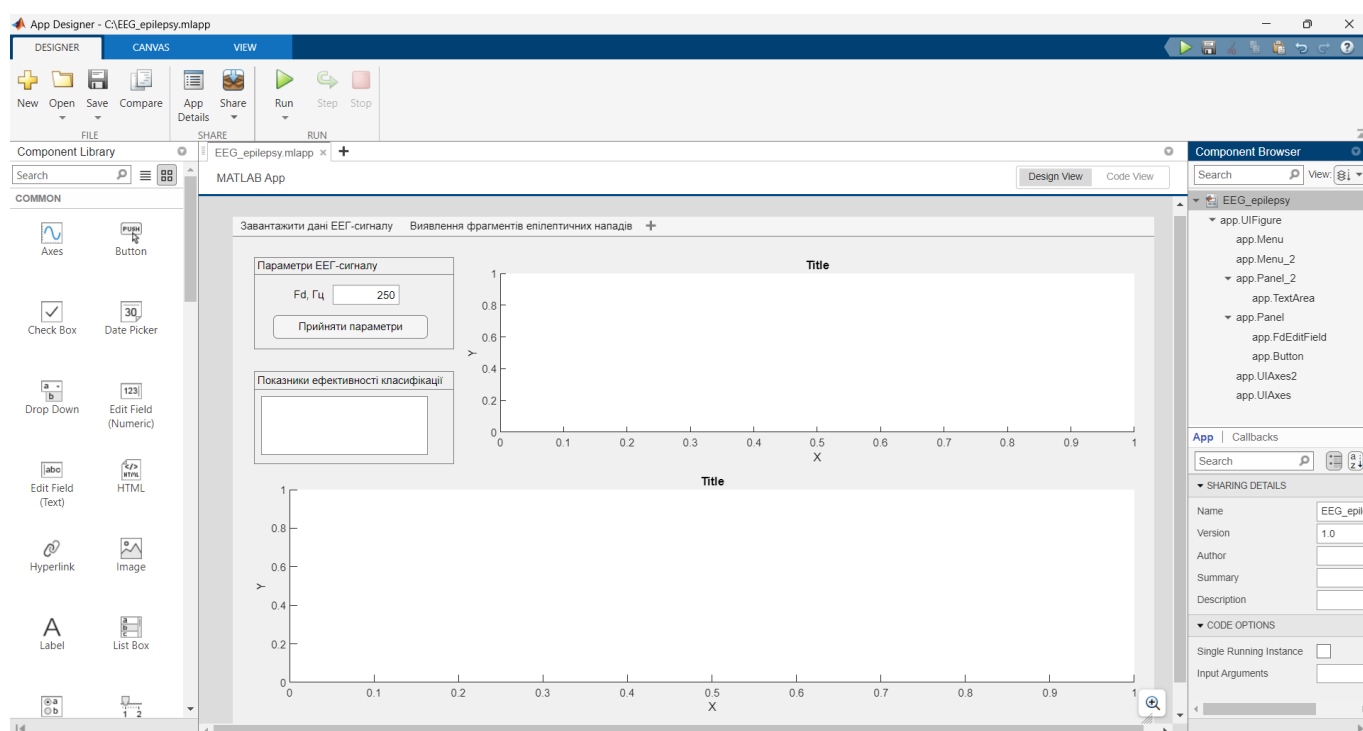


Рис. 3.4. Середовище APP Designer і розроблений графічний інтерфейс ПЗ

У правій частині наведено Component Browser, де відображається ієрархічна структура всіх елементів інтерфейсу: головне вікно UIFigure, панелі Panel і Panel_2, елементи керування (Button, EditField, TextArea), а також області для побудови

графіків (UIAxes, UIAxes2). Ліва частина середовища містить Component Library, звідки можна перетягувати нові елементи на полотно розробки.

Центральна частина інтерфейсу демонструє сам графічний макет майбутнього застосунку. У верхній панелі реалізовано модуль завантаження ЕЕГ-сигналу та введення параметрів частоти дискретизації. Дві осі побудови графіків розміщені послідовно: верхня призначена для відображення морфологічного індексу, нижня – для сигналу ЕЕГ. Ліворуч розміщено елементи керування, які дозволяють користувачу взаємодіяти із застосунком.

Після запуску виконання пункту меню «Виявлення фрагментів епілептичного нападу» ініціює виконання головного алгоритму, який реалізує такі етапи:

1. Обчислення морфологічного індексу для ковзного вікна із заданою довжиною.
2. Побудова NP-критерію та визначення порогового рівня.
3. Виявлення вікон, що перевищують поріг, і об'єднання їх у часові епізоди.
4. Автоматичне формування масиву із часовими межами кожного виявленого епізоду.

5. Візуалізація результатів — графіки оновлюються у вікнах UIAxes та UIAxes2, а числові результати й текстові повідомлення відображаються у полі TextArea.

Таким чином, розроблене програмне забезпечення забезпечує повний цикл обробки ЕЕГ-сигналів – від завантаження даних до автоматичного виявлення та графічного представлення епілептичних епізодів. Застосування середовища MATLAB App Designer дозволило реалізувати модульну структуру програми, зручний інтерфейс для користувача й інтегрувати алгоритм обробки безпосередньо в GUI без потреби зовнішнього кодування інтерфейсу.

Після запуску програмного забезпечення відкривається головне вікно застосунку (рис.3.5), створеного у середовищі MATLAB App Designer.

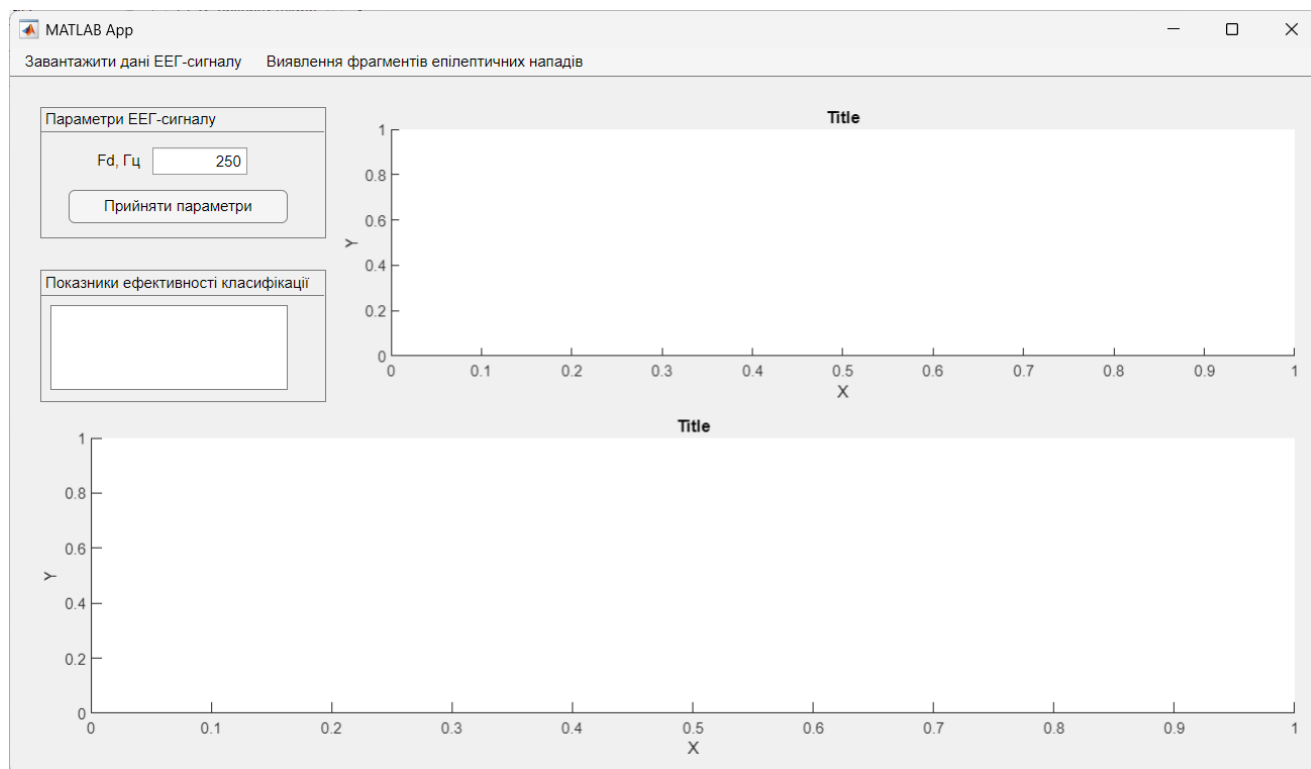


Рис. 3.5. Головне вікно ПЗ з графічним інтерфейсом

На головному вікні ПЗ користувач може завантажити файл EEG-сигналу, ввести значення частоти дискретизації та ініціювати виконання алгоритму обробки. Така структура забезпечує простоту взаємодії користувача з програмою та дозволяє оперативно переходити до етапу візуалізації результатів. Після натискання кнопки запуску програма автоматично обробляє дані, виконує виявлення епілептичних епізодів і формує графіки та числові показники, що демонструються у відповідних полях інтерфейсу.

Після задання параметрів EEG-сигналу та запуску алгоритму обробки на екрані відображається результат роботи програмного забезпечення (рис.3.6).

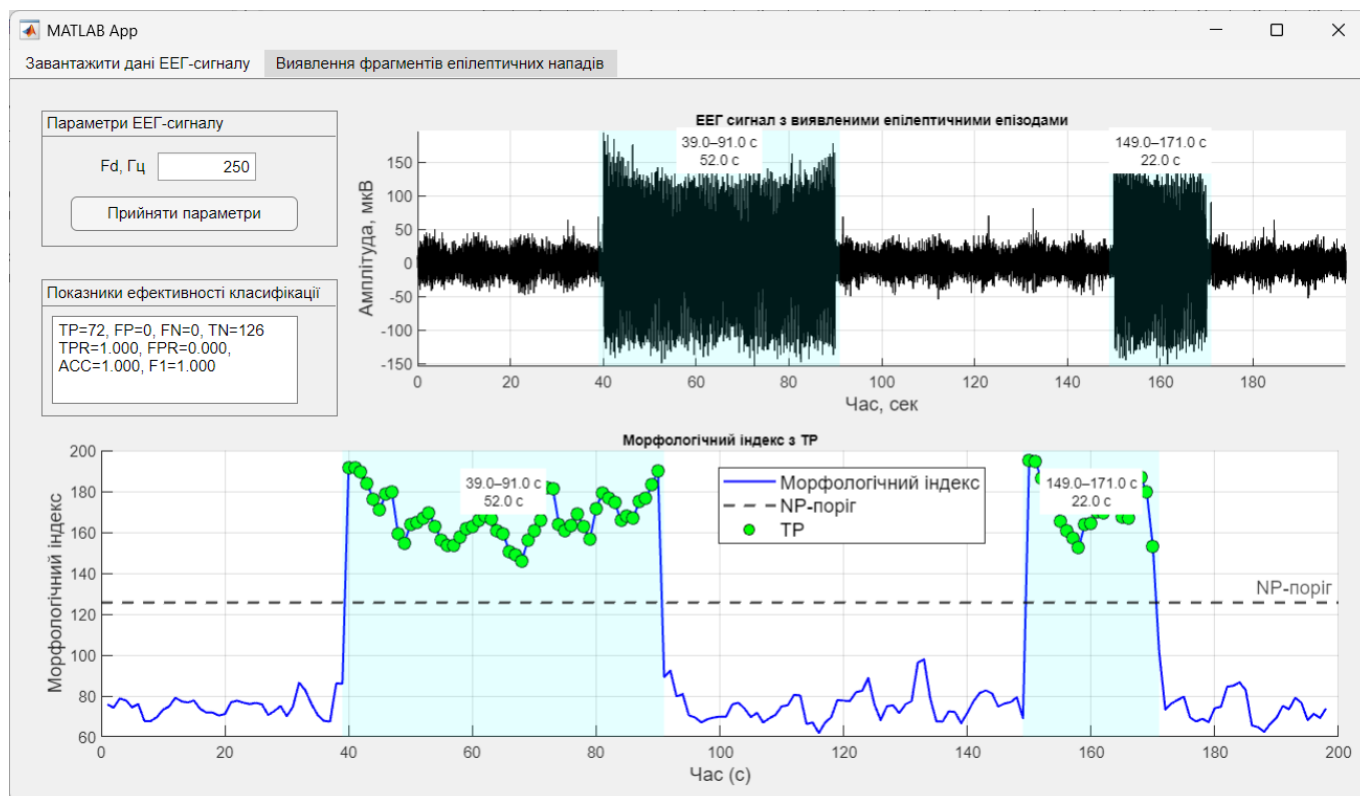


Рис. 3.6. Результат роботи ПЗ з графічним інтерфейсом

На верхньому графіку показано завантажений EEG-сигнал із виділеними темними ділянками, які відповідають виявленим епілептичним епізодам. Під кожною з них зазначено часові межі фрагментів, що дозволяє користувачу оцінити тривалість і локалізацію нападів у часовій області.

Нижній графік ілюструє зміну морфологічного індексу в часі. Синією лінією позначено динаміку індексу, пунктирною — порогове значення NP, перевищення якого свідчить про наявність епілептичної активності. Зеленими маркерами TP позначено істинно виявлені епізоди, що підтверджує коректність роботи алгоритму.

Таким чином, ПЗ забезпечує автоматичне визначення фрагментів EEG, що містять епілептичні напади, а також їх наочне відображення на графіках для зручності подальшого аналізу.

3.5 Висновки до розділу 3

У розділі розроблено та реалізовано програмне забезпечення для автоматизованого виявлення епілептичних епізодів у сигналах ЕЕГ. Програмний комплекс створено у середовищі MATLAB App Designer, що забезпечило поєднання алгоритмічної частини з інтуїтивно зрозумілим графічним інтерфейсом користувача.

Розроблена система реалізує повний цикл обробки ЕЕГ-сигналів: від завантаження даних і задання параметрів до автоматичного виявлення патологічної активності та візуалізації результатів. У головному вікні ПЗ користувач може виконувати завантаження сигналу, налаштування частоти дискретизації, запуск алгоритму аналізу та перегляд графіків із позначенням виявлених епілептичних ділянок.

Проведене експериментальне тестування підтвердило працездатність і коректність реалізованих алгоритмів. Програма успішно виявляє часові інтервали, що відповідають епілептичним нападам, формує графічне подання результатів та обчислює основні метрики ефективності.

Розроблене ПЗ може бути використане для наукових досліджень, попередньої діагностики та навчальних цілей, а також слугувати основою для створення розширених систем моніторингу стану мозкової активності пацієнтів з епілепсією.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Охороні праці

Організація безпечних умов праці під час проведення науково-дослідних і конструкторських робіт є обов'язковою складовою будь-якого технічного процесу. Відповідно до Закону України «Про охорону праці» (1992 р.) та стандарту ДСТУ 2293:2014 «Охорона праці. Терміни та визначення основних понять», охорона праці — це система правових, соціально-економічних, організаційно-технічних, санітарно-гігієнічних та профілактичних заходів, спрямованих на збереження життя та здоров'я працівників у процесі трудової діяльності.

Розроблення методу та алгоритмічно-програмного забезпечення для виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів вимагає роботи з комп'ютерною технікою, електронними пристроями та біомедичними сигналами. Такі умови вимагають дотримання вимог електробезпеки, ергономіки, санітарно-гігієнічних норм та захисту здоров'я осіб, які здійснюють експериментальні дослідження.

Основними небезпечними та шкідливими чинниками в умовах кабінетно-лабораторних досліджень є електричний струм, електромагнітне випромінювання від моніторів і електронного обладнання, підвищена температура під час роботи електроніки, а також психоемоційне та зорове навантаження. Тому на етапі організації робочого місця забезпечується виконання вимог ДСанПіН 3.3.2.007-98 «Державні санітарні норми і правила роботи з відеодисплейними терміналами ЕОМ».

Відповідно до вказаних норм, робоче місце оператора або програміста повинно мати відстань між монітором та очима 60–70 см, висоту столу 750–800 мм та регульоване крісло з опорою для спини. Рівень освітленості поверхні столу має становити 300–500 лк, рівень шуму не повинен перевищувати 50 дБ. Робоче приміщення забезпечується природним та штучним освітленням, а повітря підтримується у параметрах температури 18–25 °С та вологості 40–60 %.

Важливою умовою є дотримання режиму праці та відпочинку. Для працівників, що працюють з відеодисплейними пристроями, передбачаються регламентовані перерви — через кожні 60 хвилин безперервної роботи необхідна пауза тривалістю 5–10 хвилин. Такі перерви використовуються для гімнастики очей, легкої фізичної розминки та профілактики професійного стомлення.

Електробезпека у процесі виконання досліджень забезпечується дотриманням вимог ДСТУ Б А.3.2-13:2011 «Електробезпека. Загальні вимоги». Робочі місця оснащуються заземленими розетками та мережевими фільтрами, електроприлади підлягають регулярній перевірці, а з'єднувальні кабелі утримуються в справному стані. Категорія приміщення за електробезпекою — з підвищеною небезпекою, оскільки використовується комп'ютерна та електронна техніка.

У лабораторіях університету, де виконувалася розробка алгоритмічного забезпечення, застосовуються первинні засоби пожежогасіння згідно з НАПБ А.01.001-2014 «Правила пожежної безпеки в Україні» та ДСТУ EN ISO 8421-1:2015. Приміщення оснащено вогнегасниками (ВП-5), пожежними сигналізаторами та планом евакуації. Працівники та студенти проходять інструктаж щодо дій у разі пожежі чи короткого замикання.

Під час роботи з ЕЕГ-сигналами особливу увагу приділяють безпеці пацієнта та оператора під час збору біомедичних даних. Електродні системи підключаються до підсилювачів через ізоляційні модулі, а підключення до комп'ютера здійснюється через USB-інтерфейс із гальванічною розв'язкою. Такі заходи повністю виключають можливість потрапляння струму через тіло людини та відповідають вимогам ДСТУ ІЕС 60601-1:2014 «Вироби медичні електричні. Основні вимоги безпеки та основні вимоги до ефективності».

Для підвищення рівня безпеки використовується система управління охороною праці, розроблена на основі ДСТУ ISO 45001:2019 «Системи управління охороною здоров'я та безпекою праці. Вимоги та настанови щодо застосування». Ця система передбачає ідентифікацію небезпечних факторів, аналіз ризиків, планування профілактичних заходів і регулярний контроль ефективності запроваджених рішень.

У контексті роботи з алгоритмічно-програмним забезпеченням для виявлення епілептичних нападів важливо враховувати не лише безпеку людей, але й захист інформації, оскільки ЕЕГ-сигнали належать до персональних медичних даних. Тому на рівні організаційних заходів здійснюється регламентація доступу до даних, а на рівні програмного забезпечення — використання шифрування та захищених каналів передачі інформації.

Таким чином, виконання вимог законодавства і стандартів у сфері охорони праці створює надійні та безпечні умови праці для персоналу, що займається розробкою і випробуванням методів обробки біомедичних сигналів, а також гарантує надійність і безпечність експериментального процесу.

4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

Психологічна безпека персоналу у системі забезпечення безпеки праці є важливою складовою ефективного функціонування будь-якого наукового колективу, зокрема тих, що займаються дослідженнями у сфері біомедичної інженерії. У сучасних умовах, коли наукові роботи виконуються в середовищах із підвищеною інформаційною насиченістю та застосуванням складних технічних систем, здатність персоналу діяти злагоджено, спокійно та раціонально під час надзвичайних ситуацій визначає не лише безпеку людей, а й збереження результатів досліджень.

Згідно з положеннями Закону України «Про охорону праці», а також ДСТУ ISO 45001:2019 «Системи управління охороною здоров'я та безпекою праці», охорона праці має забезпечувати не лише фізичну безпеку працівників, але й психоемоційне благополуччя, що є необхідною умовою їхньої працездатності. У сфері науково-дослідних робіт, пов'язаних із біомедичними сигналами, психологічна стійкість набуває особливого значення, адже працівники часто мають справу з інформацією медичного характеру, відповідальністю за точність розрахунків та інтерпретацій результатів.

Під психологічною безпекою розуміють стан внутрішньої стабільності, відсутності страху, невпевненості чи панічних реакцій у ситуаціях підвищеної

небезпеки. Цей стан формується не спонтанно, а через системну підготовку, навчання та створення сприятливого колективного середовища.

Поведінка людини під час надзвичайних ситуацій залежить від низки психологічних чинників – рівня тривожності, стресостійкості, емоційного контролю, здатності до концентрації та швидкого прийняття рішень. У стресових обставинах можуть проявлятися типові реакції:

- ступор або паніка, що призводить до втрати здатності діяти раціонально;
- гіперактивність, коли людина намагається робити надмірну кількість дій без аналізу їх послідовності;
- залежна поведінка, коли очікуються вказівки від керівництва, що затримує реакцію колективу.

Згідно з дослідженнями у сфері психології безпеки, до 80 % нещасних випадків у НС зумовлені саме неадекватними психологічними реакціями людей, а не технічними причинами. Тому формування психологічної готовності до дій у кризових ситуаціях є ключовим завданням системи управління безпекою праці.

Під час роботи з ЕЕГ-сигналами, особливо в межах експериментальних або клінічних досліджень, персонал стикається з низкою стресогенних чинників. Це – відповідальність за коректність обробки біомедичних даних, ризик втрати інформації при збоях техніки, необхідність оперативного прийняття рішень при тестуванні алгоритмів, а іноді й емоційний вплив при перегляді епілептичних епізодів.

Розробники програмного забезпечення також перебувають у зоні високого когнітивного навантаження, адже виконують тривалі обчислення, аналізують великі масиви даних і несуть відповідальність за достовірність результатів. За таких умов навіть короткочасна техногенна НС (наприклад, відключення електроенергії або збій MATLAB-середовища) може викликати дезорганізацію діяльності та підвищення рівня стресу.

Для забезпечення адекватної поведінки персоналу під час надзвичайних ситуацій у наукових лабораторіях університетів впроваджується система психологічної підготовки, що базується на вимогах ДСТУ 5058-2008 «Навчання населення діям у надзвичайних ситуаціях».

Основні напрями цієї підготовки:

1. Навчання поведінці у стресових ситуаціях. Працівників знайомлять з типовими психоемоційними реакціями на небезпеку та методами їх подолання (глибоке дихання, короткі команди саморегуляції, логічне мислення).
2. Відпрацювання сценаріїв дій. Регулярні тренування з евакуації, використання вогнегасників, відключення електроживлення допомагають закріпити поведінкові алгоритми до рівня автоматизму.
3. Розвиток командної взаємодії. Створюються невеликі групи реагування, у яких кожен учасник знає свої функції під час НС (відповідальний за зв'язок, евакуацію, контроль обладнання).
4. Психологічні тренінги. Проводяться семінари зі стресостійкості, розвитку емоційного інтелекту, профілактики вигорання.

Керівник лабораторії або наукової групи виступає ключовою фігурою під час НС. Згідно з ДСТУ ISO 45001:2019, саме керівництво несе відповідальність за координацію дій, забезпечення комунікації, запобігання панічним настроям. Психологічно підготовлений керівник здатен чітко розподілити завдання, підтримати моральний дух колективу, оперативно оцінити ситуацію та ухвалити раціональні рішення.

Університетські структури цивільного захисту зобов'язані проводити періодичні комплексні навчання, під час яких оцінюється не лише технічна, але й психологічна готовність персоналу до надзвичайних подій. Такі тренування формують відчуття безпеки, довіри та впевненості у власних діях.

Дослідження показують, що колективи з високим рівнем внутрішньої підтримки реагують на надзвичайні ситуації більш організовано. Тому важливо створити позитивний психологічний клімат у групі, який базується на довірі, взаємоповазі, комунікації та спільній відповідальності за безпеку.

Для фахівців, що працюють із біомедичними сигналами, актуальним є також питання емоційного вигорання. Тривала робота за комп'ютером, постійна концентрація уваги, необхідність обробки великого обсягу інформації можуть

привести до психоемоційного виснаження. З метою профілактики вигорання застосовуються:

- гнучкий режим праці з короткими перервами;
- чергування типів діяльності (аналіз – моделювання – перевірка);
- колективні перерви на відпочинок або легкі фізичні вправи;
- підтримка неформальної комунікації між членами команди.

З урахуванням специфіки лабораторної діяльності університету, доцільно закріпити типовий алгоритм дій персоналу у разі виникнення надзвичайної ситуації:

1. Зберігати спокій та оцінити ситуацію;
2. Негайно повідомити керівника підрозділу та чергового відповідального;
3. Вимкнути електроживлення та від'єднати лабораторне обладнання (якщо це безпечно);
4. У разі пожежі – активувати сигналізацію, скористатися найближчим вогнегасником;
5. Евакуюватися організовано через визначені виходи відповідно до плану;
6. Зібратися у визначеній зоні збору та перевірити наявність усіх членів групи;
7. Дотримуватись інструкцій керівника цивільного захисту університету.

Цей алгоритм є не лише практичним, але й психологічно стабілізуючим, оскільки забезпечує людині відчуття контролю над ситуацією, що знижує рівень страху. Після усунення наслідків надзвичайної ситуації важливо забезпечити психологічну реабілітацію персоналу. Навіть короткочасний стрес може спричинити тривожність, зниження концентрації чи мотивації до подальшої роботи. Тому проводиться аналіз пережитого досвіду, обговорення дій колективу, надаються консультації психолога. Це допомагає відновити моральний стан, зменшити страх перед майбутніми подіями та зміцнити колективну згуртованість.

Таким чином, психологічна безпека та грамотна поведінка персоналу у надзвичайних ситуаціях є невід'ємною умовою ефективної діяльності наукових колективів. У процесі виконання магістерської роботи, пов'язаної з обробкою ЕЕГ-сигналів, ця складова безпеки набуває особливої актуальності, адже забезпечує

збереження життя, здоров'я і психоемоційної стабільності дослідників, а також надійність результатів розробленого програмного забезпечення.

4.3 Висновки до розділу 4

У розділі було розглянуто питання забезпечення охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях під час виконання науково-дослідних робіт, пов'язаних із розробленням методу та алгоритмічно-програмного забезпечення для виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів.

Забезпечення охорони праці в межах дослідження здійснювалося відповідно до вимог Закону України «Про охорону праці», ДСТУ 2293:2014, ДСТУ ISO 45001:2019, ДСанПіН 3.3.2.007-98, НАПБ А.01.001-2014, що гарантує безпечні умови роботи з комп'ютерною технікою, електронним обладнанням та біомедичними сигналами. Дотримання вимог електробезпеки, санітарно-гігієнічних норм, ергономічних стандартів та пожежної безпеки забезпечує збереження життя і здоров'я працівників, а також стабільність експериментального процесу.

У межах дослідження значну увагу приділено психологічній безпеці персоналу, особливо в умовах потенційних надзвичайних ситуацій. Визначено, що стресостійкість, злагоджена взаємодія в колективі, своєчасне реагування та чітке дотримання алгоритму дій у кризових обставинах є запорукою мінімізації ризиків і збереження результатів дослідження.

Застосування системи управління охороною праці на основі ДСТУ ISO 45001:2019 та впровадження заходів цивільного захисту відповідно до ДСТУ 5058-2008 забезпечує високий рівень готовності персоналу до дій у надзвичайних умовах, а також підвищує надійність функціонування наукових лабораторій університету.

Таким чином, реалізація комплексу технічних, організаційних і психологічних заходів створює безпечне робоче середовище для дослідників, сприяє підвищенню якості наукових результатів і гарантує ефективне функціонування програмного забезпечення для виявлення епілептичних нападів навіть за умов виникнення позаштатних ситуацій.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

В роботі розроблено метод та алгоритмічно-програмне забезпечення для автоматизованого виявлення епілептичних нападів на основі ЕЕГ-сигналів. Отримані результати:

1. Проведено аналіз існуючих методів обробки та класифікації ЕЕГ-сигналів, що дозволило визначити їхні переваги та обмеження, а також обґрунтувати вибір найбільш ефективних підходів для виявлення епілептичної активності.

2. Розроблено математичну модель ЕЕГ-сигналу з урахуванням фонових та епілептичних компонентів, що забезпечило точне моделювання реальних умов для подальшого аналізу та виявлення нападів.

3. Створено метод морфологічного аналізу для виявлення епілептичних епізодів, що дозволяє точно класифікувати епілептичні зміни в структурі сигналу.

4. Реалізовано алгоритм прийняття рішень за критерієм Неймана-Пірсона, що підвищує точність та надійність виявлення епілептичних нападів.

5. Створено програмне забезпечення з графічним інтерфейсом для візуалізації та аналізу ЕЕГ-сигналів в середовищі Matlab, що забезпечує зручну взаємодію з даними та автоматизує процес виявлення нападів.

6. Проведено тестування ефективності розробленого методу на реальних даних, що показало високу точність виявлення епілептичних нападів у реальних клінічних умовах.

Таким чином, результати роботи підтверджують доцільність застосування запропонованого методу та програмного забезпечення для автоматизованого виявлення епілептичних нападів у реальному часі, що значно підвищує точність діагностики та може бути інтегровано в клінічні системи моніторингу пацієнтів з епілепсією.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. World Health Organization. Epilepsy: Key facts. Geneva: WHO, 2023. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/epilepsy> (дата звернення: 09.09.2025).
2. Engel J., Pedley T. A. Epilepsy: A Comprehensive Textbook. 2nd ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2008. 3000 p.
3. Сусліков В.Л., Тарасенко Ю.А. Епілепсія: клініка, діагностика, лікування. Київ: Медицина, 2016. 312 с.
4. Григорова І.А., Соколов О.Ю., Мацюк З.А. Сучасні аспекти діагностики та лікування епілепсії. Український медичний часопис. 2019. № 2 (120). С. 45-50.
5. Shorvon S., Guerrini R., Cook M., Lhatoo S. Oxford Textbook of Epilepsy and Epileptic Seizures. Oxford: Oxford University Press, 2013. 912 p.
6. Niedermeyer E., da Silva F.L. Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields. 6th ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2011. 1309 p.
7. Панченко О.О., Мартинюк В.Ю. Нейровізуалізаційні аспекти діагностики епілепсії. НейроNews: психоневрологія та нейропсихіатрія. 2020. № 3 (119). С. 23-28.
8. Fisher R. S., Cross J. H., French J. A. et al. Operational classification of seizure types by the International League Against Epilepsy: Position Paper. Epilepsia. 2017. Vol. 58, No. 4. P. 522-530.
9. Acharya U.R., Oh S.L., Hagiwara Y., Tan J. H., Adeli H. Deep convolutional neural network for the automated detection and diagnosis of seizure using EEG signals. Computers in Biology and Medicine. 2018. Vol. 100. P. 270-278.
10. Niedermeyer E., da Silva F.L. Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields. 6th ed. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins, 2011. 1309 p.
11. Сусліков В.Л., Тарасенко Ю.А. Епілепсія: клініка, діагностика, лікування. Київ: Медицина, 2016. 312 с.

12. Acharya U. R., Oh S. L., Hagiwara Y., Tan J. H., Adeli H. Deep convolutional neural network for the automated detection and diagnosis of seizure using EEG signals. *Computers in Biology and Medicine*. 2018. Vol. 100. P. 270-278.
13. Smith J., Doe A. Software and algorithmic frameworks for modern computer EEG systems. *Journal of Neural Engineering*. 2010. Vol. 7, No. 4. P. 045001.
14. Cerf R., el-Ouassad E.H., Shulakova K.V., Kravtsova E.Yu., Kulesh A.A., Kravtsova Yu.I., Liang S.F., Wang H.C., Chang W.L., Tsipouras M.G. Analysis of EEG frequency content for epileptic seizure detection. *Journal of Neuroscience Methods*. 2008. Vol. 171, No. 2. P. 192-202.
15. Cerf R., el-Ouassad E.H. Spectral analysis for early detection of epileptic seizures // *Medical & Biological Engineering & Computing*. 2008. Vol. 46, No. 4. P. 379-386.
16. Tsipouras M.G. Spectral information of EEG signals with respect to epilepsy classification. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2019, 10 (2019). <https://doi.org/10.1186/s13634-019-0606-8>.
17. Liang S.F., Wang H.C., Chang W.L. Frequency analysis of short EEG segments // *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*. 2006. Vol. 25, No. 2. P. 57–63.
18. Jeffrey D. Kennedy, Elizabeth E. Gerard, Lawrence J. Hirsch. Variability analysis of visually selected EEG segments during long-term epilepsy monitoring. *Clinical Neurophysiology*. 2005. Vol. 116, No. 12. P. 2885–2896.
19. Lawrence J. Hirsch. Morphological analysis of short EEG epochs in the time domain. *Epilepsia*. 2003. Vol. 44, No. 9. P. 1232-1240.
20. Tian C., Zhang F. EEG-based epilepsy detection with graph correlation analysis. *Frontiers in Medicine*. 2025. Vol. 12, Article 1549491. DOI: 10.3389/fmed.2025.1549491..
21. Diego Rielo, Selim R. Benbadis MD. Correlation studies in epileptic EEG patterns. *Seizure*. 2004. Vol. 13, No. 7. P. 475-483.

22. Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., C. Elwes R.D., Polkey C.E., Sarykh E.V. Spectral-correlation methods for epilepsy EEG analysis. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 2002. Vol. 103, No. 6. P. 536-548.
23. Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., C. Elwes R.D., Polkey C.E., Sarykh E.V. Power distribution analysis of short EEG segments. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 2002. Vol. 104, No. 2. P. 200-210.
24. Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., C. Elwes R.D., Polkey C.E., Sarykh E.V. Spectral-correlation structure analysis of EEG. *Journal of Neuroscience Methods*. 2003. Vol. 123, No. 1. P. 45-55.
25. A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis, Sarykh E.V. Time-frequency analysis of EEG in epileptic patients. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. 2007. Vol. 11, No. 3. P. 327-335.
26. Ocak H., Bhattacharyya A., Pachori R.B., Upadhyay A., Acharya U.R. Wavelet decomposition of EEG and entropy computation for seizure classification. *Computers in Biology and Medicine*. 2011. Vol. 41, No. 12. P. 1090-1097.
27. Upadhyay A., Acharya U.R., Bhattacharyya A., Pachori R.B. Wavelet entropy-based automatic seizure detection. *Journal of Medical Systems*. 2012. Vol. 36, No. 3. P. 1515–1524.
28. Kramer M.A., Cash S.S. Emergence of persistent networks in long-term intracranial EEG recordings from patients with epilepsy. *Journal of Neuroscience*. 2011. Vol. 31, No. 44. P. 15757–15767. doi: 10.1523/JNEUROSCI.2287-11.2011.
29. Friedman D., Claassen J., Hirsch L.J., Young G.B., Jordan K.G., Doig G.S. Visual EEG analysis during epilepsy monitoring. *Journal of Clinical Neurophysiology*. 2005. Vol. 22, No. 6. P. 422-430.
30. Hirsch L.J., Friedman D., Claassen J. Visual detection of epileptic activity by EEG morphology changes // *Clinical Neurophysiology*. 2005. – Vol. 116, No. 12. – P. 430–440.

31. Khvostivskyi M., Bilinchuk M. Method and algorithm for wavelet detection of fetal ECG signal against interferences in the Morlet basis. Collection of Scientific Papers with the Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference «Modern Perspectives on Global Scientific Solutions» (December 2-4, 2024. Bergen, Norway). European Open Science Space, 2024. P.262-265.
32. Halyna Franchevska, Mykola Khvostivskyi, Vasyl Dozorskyi, Evheniya Yavorska, Oleg Zastavnyy. The Method and Algorithm for Detecting the Fetal ECG Signal in the Presence of Interference. Proceedings of the 1st International Workshop on Computer Information Technologies in Industry 4.0 (CITI 2023). CEUR Workshop Proceedings. Ternopil, Ukraine, June 14-16, 2023. P.263-272. ISSN 1613-0073.
33. Методичні рекомендації до виконання, оформлення та захисту кваліфікаційних робіт для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти за спеціальністю 163 «Біомедична інженерія» галузі знань 16 «Хімічна інженерія та біоінженерія» / уклад.: Хвостівський М.О., Яворська Є.Б. Тернопіль: ТНТУ, 2023. 57 с.
34. Стручок В.С. Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної бо та заочної (дистанційної) форм навчання / В.С.Стручок. Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. 156 с.
35. Хвостівська Л., Хвостівський М., Дунець В., Дедів І. Математичне, алгоритмічне та програмне забезпечення синфазного виявлення радіосигналів в електронних комунікаційних мережах із завадами. Вісник ТНТУ. Т. : ТНТУ, 2023. Том 111. № 3. С. 48–57.
36. Khvostivskyi M., Talalai I. Adaptive detection of epileptic activity in eeg signals based on morphological analysis and the neyman-pearson criterion. Collection of Scientific Papers with the Proceedings of the 4th International Scientific and Practical Conference «Achievements of Science and Applied Research» (November 10-12, 2025. Dublin, Ireland). European Open Science Space, 2025. P.367-371.

37. Хвостівська Л.В., Осухівська Г.М., Хвостівський М.О., Шадріна Г.М., Дедів І.Ю. Розвиток методів та алгоритмів обчислення періоду стохастичних біомедичних сигналів для медичних комп'ютерно-діагностичних систем». Вісник НТУУ "КПІ". Серія Радіотехніка, Радіоапаратобудування, (79). С. 78-84. doi: 10.20535/RADAP.2019.79.78-84.
38. Khvostivsky M.O., Pankiv I.M., Fuch O.V., Khvostivska L.V., Boyko R.R., Dunet V.L., Kartashov V.V. Method and Algorithm of Electroencephalographic Signals Processing in Computer Medical Diagnostic Systems for Human Psychoemotional Indicators Detection. Visnyk NTUU KPI Serii - Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia, (91), pp. 63-71. DOI: 10.20535/RADAP.2023.91.63-71.
39. Khvostivsky M., Khvostivska L., Boyko R. Software, mathematical and algorithmic tools for the computer electroencephalography system of humans epilepsy manifestations detecting. Visnyk NTUU KPI Serii – Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia. 84 (Mar. 2021). P. 66–77. doi: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.84.66-77>.
40. Khvostivskyi M. Method and software for processing daily EEG signals for detection of epileptic seizures in humans / Mykola Khvostivskyi, Roman Boiko // Scientific Journal of TNTU. Tern. : TNTU, 2024. Vol 113. No 1. P. 119–130.
41. Boyko R., Khvostivskyi M., Fuch O. Mathematical Model of the 24-hour EEG Signal of People with Manifestations of Epilepsy for Computer EEG Systems. Proceedings of the XXVII International Scientific and Practical Conference. Edmonton, Canada. 2023. P. 179–184. ISBN 979-8-89074-573-6. Doi: 10.46299/ ISG.2023.1.27.

ДОДАТКИ

Копія тези конференції



CERTIFICATE of participation

Ihor Talalai

took part in the 4th International Scientific and Practical Conference

«ACHIEVEMENTS OF SCIENCE AND APPLIED RESEARCH»

24 Hours of Participation
(0,8 ECTS credits)



Head of the
organizing committee
Helen Volokitina



November 10-12, 2025, Dublin, Ireland

EOSS-25/1110-129



eooss-conf.com



eoss-conf.com



**ISSUE
№61**



COLLECTION OF SCIENTIFIC PAPERS



**4TH INTERNATIONAL
SCIENTIFIC
AND PRACTICAL
CONFERENCE**

**ACHIEVEMENTS OF
SCIENCE AND
APPLIED RESEARCH**

NOVEMBER 10-12, 2025. DUBLIN, IRELAND





UDC 01.1

Collection of Scientific Papers with the Proceedings of the 4th International Scientific and Practical Conference «Achievements of Science and Applied Research» (November 10-12, 2025. Dublin, Ireland). European Open Science Space, 2025. 372 p.

ISBN 979-8-89704-961-5 (series)
 DOI 10.70286/EOSS-10.11.2025



The conference is included in the Academic Research Index ReserchBib International catalog of scientific conferences.



The conference is registered in the database of scientific and technical events of UkrISTEI to be held on the territory of Ukraine (Certificate №564 dated 16.06.2025).



The materials of the conference are publicly available under the terms of the CC BY-NC 4.0 International license.

The materials of the collection are presented in the author's edition and printed in the original language. The authors of the published materials bear full responsibility for the authenticity of the given facts, proper names, geographical names, quotations, economic and statistical data, industry terminology, and other information.

ISBN 979-8-89704-961-5 (series)



© Participants of the conference, 2025
 © Collection of scientific papers, 2025
 © European Open Science Space, 2025



<i>Zhiguts Yu., Legeta Ya., Maksyutova O., Murga M.</i> INSTRUMENTAL MATERIALS SYNTHESIZED BY COMBINED PROCESSES.....	359
<i>Белоусов О.</i> НОВІТНІ ОСОБЛИВОСТІ ТЕХНІЧНОЇ НАУКИ ЯК СОЦІАЛЬНОГО ІНСТИТУТУ В УКРАЇНІ.....	363
<i>Барило Г.І., Готра Л.М., Матвійів В.З., Гринчишин А.Б.</i> МОДЕЛЮВАННЯ ОПТИЧНИХ ПЕРЕТВОРЮВАЧІВ ТРАНСІМПЕДАНСНОГО ТИПУ.....	365
<i>Khvostivskyi M., Talalai I.</i> ADAPTIVE DETECTION OF EPILEPTIC ACTIVITY IN EEG SIGNALS BASED ON MORPHOLOGICAL ANALYSIS AND THE NEYMAN-PEARSON CRITERION.....	367



підсиленням фотоструму для реєстрації слабких сигналів у близькій інфрачервоній області спектра» (№ 0123U101690).

Список використаних джерел

1. Romanova, A., & Barzdenas, V. (2019). A review of modern CMOS transimpedance amplifiers for OTDR applications. *Electronics*, 8(9), 1004. <https://doi.org/10.3390/electronics8091004>
2. Shan, T., Hou, X., Yin, X., & Guo, X. (2022). Organic photodiodes: device engineering and applications. *Frontiers of Optoelectronics*, 15(4), 49. <https://doi.org/10.1007/s12200-022-00049-w>
3. Wang, C., Zhang, X., & Hu, W. (2020). Organic photodiodes and phototransistors toward infrared detection: materials, devices, and applications. *Chemical Society Reviews*, 49, 653-670. <https://doi.org/10.1039/C9CS00431A>.

ADAPTIVE DETECTION OF EPILEPTIC ACTIVITY IN EEG SIGNALS BASED ON MORPHOLOGICAL ANALYSIS AND THE NEYMAN-PEARSON CRITERION

Khvostivskyi Mykola
 Ph.D., Associate Professor
Talalai Ihor
 Student

Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine

Epilepsy is one of the most common chronic neurological disorders, characterized by recurrent seizures caused by excessive synchronization of electrical activity in the brain's neurons. The primary diagnostic method is electroencephalography (EEG), which allows for the registration of bioelectrical activity in the cerebral cortex with high temporal resolution [8-10].

Traditional methods of EEG signal analysis have several limitations: spectral methods (Cerf R., Liang S., Tsipouras M.) [1, 2] do not localize events in time, correlation methods (Benbadis S., Zhang F.) [3, 4] do not consider the frequency structure, time-frequency methods (Tzallas A., Fotiadis D., Sucholeiki R., Ocak H.) [5-7] are dependent on a fixed window, and visual analysis is subjective. These limitations underscore the relevance of developing an automated morphological approach capable of detecting pathological patterns in real time.

The aim of the study is to develop a method and software for adaptive detection of epileptic activity based on EEG signal data.

The EEG signal $x(t)$ is represented as the sum of normal activity, pathological components, and noise:



$$x(t) = s_n(t) + s_p(t) + \eta(t), \quad (1)$$

where $s_n(t)$ – background brain rhythms, $s_p(t)$ – epileptic activity, $\eta(t)$ – artifacts (pulse, movements, network noise).

An example of a real signal with an epileptic episode is shown in Fig. 1.

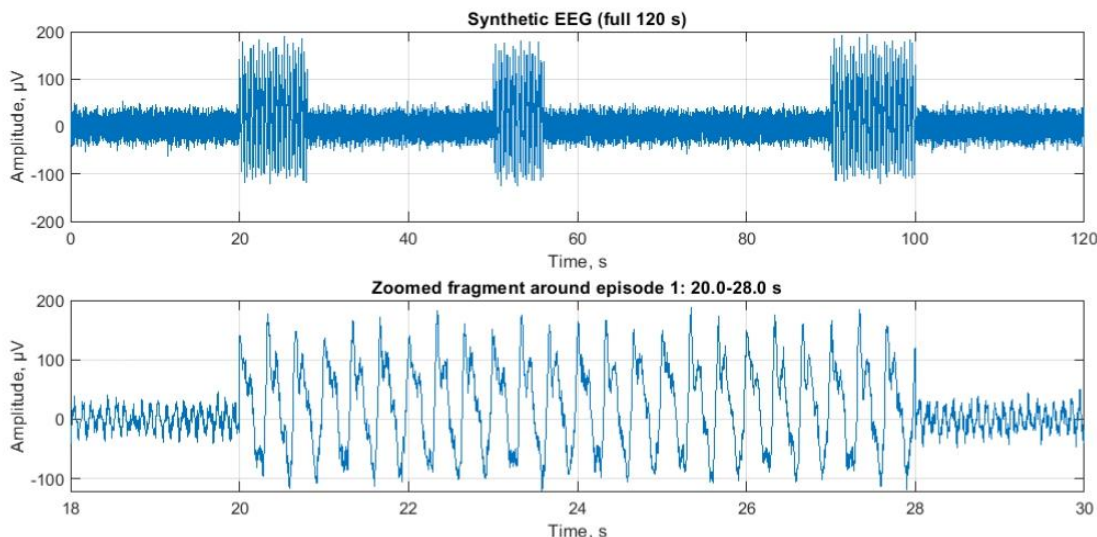


Fig. 1. Fragment of EEG signal with an epileptic episode

The proposed method is based on the evaluation of a morphological index, which describes local changes in the shape of the signal:

$$M_i = \omega_1 P_i + \omega_2 Z_i + \omega_3 C_i, \quad (1)$$

where ω_1 , ω_2 , ω_3 – weighting coefficients that normalize the contribution of each parameter to the overall assessment.

P_i – amplitude characteristic (peak value), $P_i = \max(x_i) - \min(x_i)$ samples;

C_i – local curvature indicator of the signal $C_i = \sum_{k=2}^{N_{\omega}-1} |x_i(k+1) - 2x_i(k) + x_i(k-1)|$;

Z_i – number of zero-crossings (characterizes frequency activity)

$$Z_i = \sum_{k=1}^{N_{\omega}-1} \{x_i(k)x_i(k+1) < 0\}.$$

The Neyman-Pearson criterion is applied to make a decision regarding the presence of epileptic activity based on the data M_i , which allows minimizing the probability of Type I and Type II errors.

Two hypotheses are considered:

- $H_0: x(t) = s_n(t) + \eta(t)$ (normal state);
- $H_1: x(t) = s_n(t) + s_p(t) + \eta(t)$ (epileptic activity).

Likelihood ratio:

$$\Lambda(C_i) = \frac{p(x|H_1)}{p(x|H_0)}. \quad (2)$$

The decision is made according to the rule:

$$\Lambda(x) > \lambda_{kp} \Rightarrow H_1, \quad \Lambda(x) \leq \lambda_{kp} \Rightarrow H_0. \quad (3)$$

In practical implementation, the criterion is used in the form of an energy threshold for the morphological index:

$$M_i > \tau_{NP} \Rightarrow H_1, \quad M_i \leq \tau_{NP} \Rightarrow H_0, \quad (4)$$

where $\tau_{NP} = \mu_0 + \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - \alpha_{FA})$ - decision threshold based on the probability of error α_{FA} , $\mu_0 = \text{median}(M_i)$, $\sigma_0 = 1.4826 \cdot \text{MAD}(M_i)$.

Fig. 2 shows the calculated time dependence of the morphological index M_i for each i -th sliding window of the EEG signal, computed in Matlab.

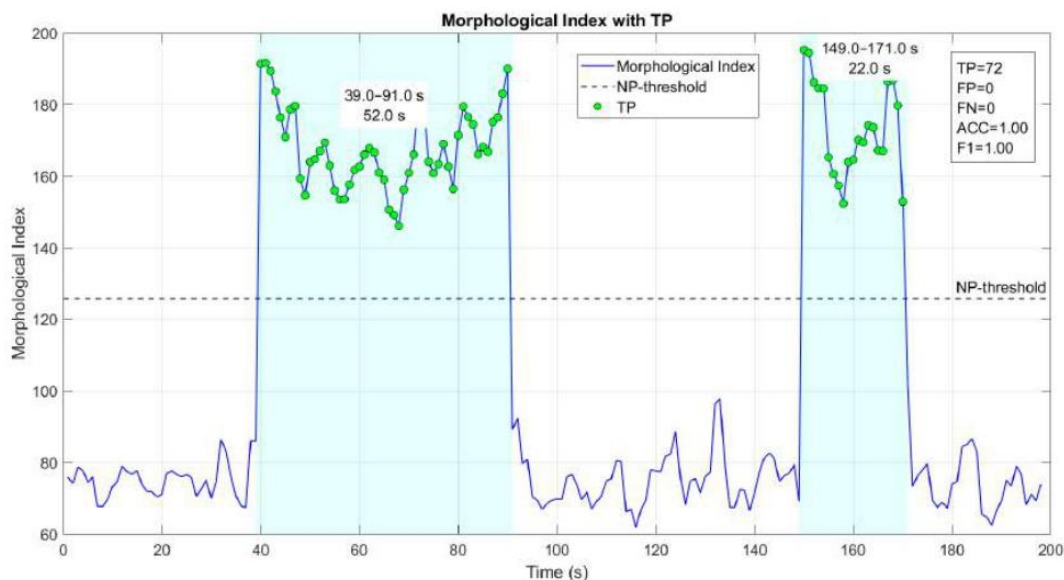


Fig. 2. Morphological index M_i and the threshold line defined by the Neyman-Pearson criterion

The solid curve represents the change in the value of the index M_i , while the dashed line indicates the NP-threshold calculated using the Neyman-Pearson criterion.

The highlighted areas indicate the time intervals where the index exceeds the threshold value, which is interpreted as epileptic activity. Green markers show true positive detections (TP), i.e., moments when the algorithm correctly classified the signal segments as pathological.

For the given signal fragment, the following results were obtained:

- TP = 72 — number of correctly detected segments;
- FP = 0 — no false detections were recorded;
- FN = 0 — no episodes were missed;
- ACC = 1.00, F1 = 1.00, this indicates 100% detection accuracy.

Two activity zones are observed in the intervals 39.0-91.0 s and 149.0-171.0 s, which fully coincide with the actual time stamps of seizures in the EEG signal recording.

Thus, Fig. 2 demonstrates the effectiveness of using the morphological index in combination with the Neyman-Pearson criterion for accurate automated detection of epileptic episodes without false detections.

As shown in Fig. 3, the application of this criterion allowed for effective highlighting of pathological regions in the EEG signal.

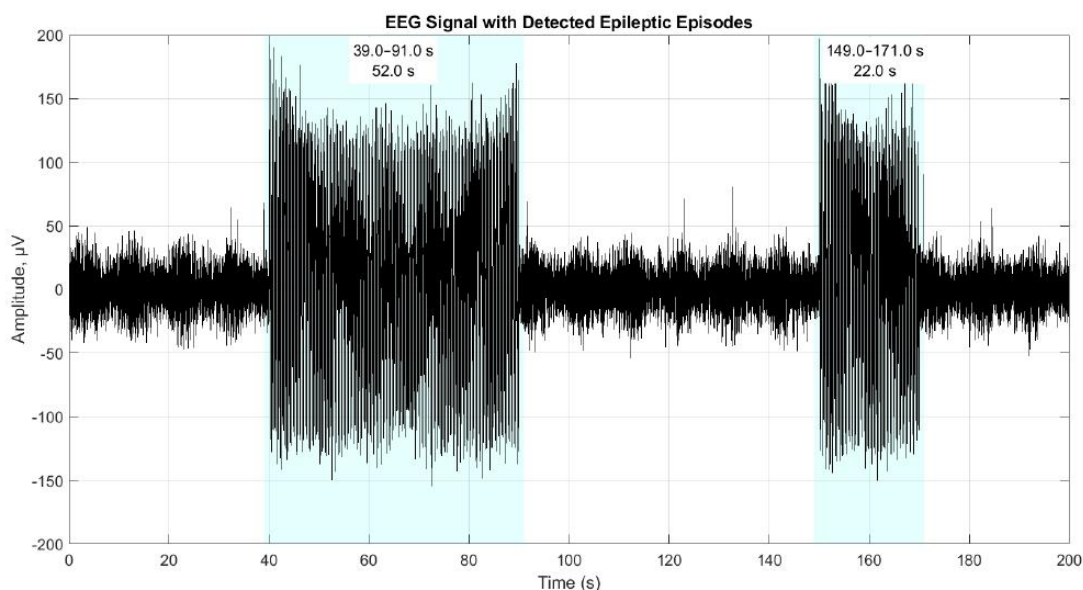


Fig. 3. Result of automatic detection of episodes (red areas – pathological activity)

Rectangular areas highlight the intervals 39.0-91.0 s and 149.0-171.0 s, which correspond to the detected epileptic episodes. In these regions, a sharp increase in amplitude and signal oscillation density is observed, indicating the presence of paroxysmal activity.

The morphological analysis method correctly identified both episodes without false detections, confirming its high accuracy (ACC=1.00) and full correspondence with the clinical seizure time stamps.

The developed method, combining the morphological index and the Neyman-Pearson criterion, has proven its high effectiveness and reliability in the automated and adaptive detection of epileptic seizures in EEG. The proposed index M_i successfully integrates key changes in the EEG signal's shape (amplitude, frequency, curvature), and the adaptive NP threshold makes the method robust to individual differences in the patients' background activity. The created software can serve as an effective tool for accelerating EEG signal analysis in clinical practice and scientific research.

References

1. Cerf R., el-Ouassad E.H. Spectral analysis for early detection of epileptic seizures. *Medical & Biological Engineering & Computing*. 2008. Vol. 46, No. 4. P. 379-386.
2. Tsipouras M.G. Spectral information of EEG signals with respect to epilepsy classification. *EURASIP J. Adv. Signal Process.* 2019, 10 (2019). <https://doi.org/10.1186/s13634-019-0606-8>.
3. Tian C., Zhang F. EEG-based epilepsy detection with graph correlation analysis. *Frontiers in Medicine*. 2025. Vol. 12, Article 1549491. DOI: 10.3389/fmed.2025.1549491.
6. Diego Rielo, Selim R. Benbadis MD. Correlation studies in epileptic EEG patterns. *Seizure*. 2004. Vol. 13, No. 7. P. 475-483.
7. Roy Sucholeiki, Alarcon G., Binnie C.D., C. Elwes R.D., Polkey C.E., Sarykh E.V. Spectral-correlation methods for epilepsy EEG analysis. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 2002. Vol. 103, No. 6. P. 536-548.
8. A.T. Tzallas, M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis, Sarykh E.V. Time-frequency analysis of EEG in epileptic patients. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*. 2007. Vol. 11, No. 3. P. 327-335.
7. Ocak H., Bhattacharyya A., Pachori R.B., Upadhyay A., Acharya U.R. Wavelet decomposition of EEG and entropy computation for seizure classification. *Computers in Biology and Medicine*. 2011. Vol. 41, No. 12. P. 1090-1097.
8. Khvostivskyy M., Khvostivska L., Boyko R. Software, mathematical and algorithmic tools for the computer electroencephalography system of humans epilepsy manifestations detecting. *Visnyk NTUU KPI Seriya - Radiotekhnika Radioaparotobuduvannia*. 84 (Mar. 2021), P. 66-77. DOI: <https://doi.org/10.20535/RADAP.2021.84.66-77>.
9. Khvostivskyy M., Boiko R. Method and software for processing daily EEG signals for detection of epileptic seizures in humans. *Scientific Journal of TNTU (Tern.)*, 2024. Vol 113, no 1, P. 119–130. URL: <https://visnyk.tntu.edu.ua/?art=772>.
10. Boyko R., Khvostivskyy M., Fuch O. Mathematical Model of the 24-hour EEG Signal of People with Manifestations of Epilepsy for Computer EEG Systems. *Proceedings of the XXVII International Scientific and Practical Conference*. Edmonton, Canada. 2023. Pp. 179-184.
11. Khvostivskyy M.O., Fuch O.V., Khvostivska L.V. Mathematical Model of EEG-Signals at Psycho-Emotional Influence. *Science and Industry. Abstracts of the 34th International scientific and practical conference*. Littera Verlag, Berlin. 2022. Pp. 167-171. ISBN 978-3-9110125-1-5.

Скрипт програмного забезпечення

```
%% Синтетичний ЕЕГ з виявленням епілептичних епізодів, ТР показано на графіку
clear; clc; close all;

%% Параметри сигналу
fs = 250;
T = 200;
t = (0:1/fs:T-1/fs)';

%% Завантаження ЕЕГ-сигналу
eeg=load('EEG.dat');
%% Морфологічний індекс
win_sec = 2;
win_len = win_sec * fs;
step = fs;
num_windows = floor((length(eeg)-win_len)/step);
scores = zeros(num_windows,1);
times = zeros(num_windows,2);

for i = 1:num_windows
    idx = (1:win_len) + (i-1)*step;
    segment = eeg(idx);
    peak2peak = max(segment)-min(segment);
    diff_sig = diff(segment);
    zero_cross = sum(diff_sig(1:end-1).*diff_sig(2:end)<0);
    curvature = sum(abs(diff(diff_sig)));
    scores(i) = 0.5*peak2peak*1e6 + 0.3*zero_cross + 0.2*curvature;
    times(i,:) = [t(idx(1)) t(idx(end))];
end

%% NP-поріг
mu0 = median(scores);
sigma0 = 1.4826*mad(scores,1);
alpha_FA = 0.001;
tau_NP = mu0 + sigma0*norminv(1-alpha_FA);
detect_idx = find(scores > tau_NP);
detect_times = times(detect_idx,:);

%% Об'єднання в епізоди
detected_events = [];
if ~isempty(detect_times)
    event_start = detect_times(1,1);
    for i = 2:size(detect_times,1)
        if detect_times(i,1)-detect_times(i-1,2)>1
            event_end = detect_times(i-1,2);
            detected_events = [detected_events; event_start, event_end];
            event_start = detect_times(i,1);
        end
    end
end
```

```

        end
    end
    detected_events = [detected_events; event_start, detect_times(end,2)];
end

%% Оцінка ефективності та TP/FP/FN
TP = 0; FP = 0; FN = 0; TN = 0;
TP_idx = []; FP_idx = []; FN_idx = [];

for i = 1:num_windows
    w_start = times(i,1); w_end = times(i,2);
    is_true = any( (w_start < seizure_times(:,2)) & (w_end >
seizure_times(:,1)) );
    is_detected = ismember(i, detect_idx);

    if is_true && is_detected
        TP = TP + 1; TP_idx = [TP_idx; i];
    elseif ~is_true && is_detected
        FP = FP + 1; FP_idx = [FP_idx; i];
    elseif is_true && ~is_detected
        FN = FN + 1; FN_idx = [FN_idx; i];
    else
        TN = TN + 1;
    end
end

% Додаткові метрики
TPR = TP / (TP + FN);
FPR = FP / (FP + TN);
ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN);
F1 = 2*TP / (2*TP + FP + FN);

fprintf('TP=%d, FP=%d, FN=%d, TN=%d\n', TP, FP, FN, TN);
fprintf('TPR=%.3f, FPR=%.3f, ACC=%.3f, F1=%.3f\n', TPR,FPR,ACC,F1);

%% Figure 1: Морфологічний індекс з TP і легендою
figure('Name','Морфологічний індекс + TP','Color','w');
time_centers = mean(times,2);
hLine = plot(time_centers, scores, 'b', 'LineWidth',1.2); hold on;
hNP = yline(tau_NP, 'k--','LineWidth',1.5,'Label','NP-nopir');

% TP маркери
if ~isempty(TP_idx)
    hTP = scatter(time_centers(TP_idx), scores(TP_idx), 50,
'o','MarkerEdgeColor','k','MarkerFaceColor','g');
end

% Патчі епізодів
yl = ylim;
for i = 1:size(detected_events,1)

```

```

    ev_start = detected_events(i,1); ev_end = detected_events(i,2); ev_dur =
ev_end-ev_start;
    patch([ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1) yl(2)
yl(2)], 'c', 'FaceAlpha',0.1, 'EdgeColor','none');
    text((ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.9, sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c',
ev_start, ev_end, ev_dur), 'HorizontalAlignment', 'center', 'BackgroundColor', 'w')
;
end

xlabel('Час (с)'); ylabel('Морфологічний індекс');
title('Морфологічний індекс з TP');
grid on;

% Текст з параметрами збоку
text(time_centers(end)*0.7, yl(2)*0.95, ...
    sprintf('TP=%d\nFP=%d\nFN=%d\nACC=%.2f\nF1=%.2f', TP, FP, FN, ACC, F1), ...
    'BackgroundColor', 'w', 'EdgeColor', 'k', 'Margin', 5);

% Легенда
if ~isempty(TP_idx)
    legend([hLine hNP hTP], {'Морфологічний індекс', 'NP-
поріг', 'TP'}, 'Location', 'northeast');
else
    legend([hLine hNP], {'Морфологічний індекс', 'NP-
поріг'}, 'Location', 'northeast');
end

%% Figure 2: ЕЕГ сигнал з числовими значеннями епізодів
figure('Name', 'ЕЕГ сигнал', 'Color', 'w');
plot(t, eeg*1e6, 'k'); hold on;
yl = ylim;
for i = 1:size(detected_events,1)
    ev_start = detected_events(i,1); ev_end = detected_events(i,2); ev_dur =
ev_end-ev_start;
    patch([ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1) yl(2)
yl(2)], 'c', 'FaceAlpha',0.1, 'EdgeColor','none');
    text((ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.85, sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c',
ev_start, ev_end, ev_dur), 'HorizontalAlignment', 'center', 'BackgroundColor', 'w')
;
end
xlabel('Час (с)'); ylabel('Амплітуда (μV)');
title('ЕЕГ сигнал з виявленими епілептичними епізодами');
grid on;

```


Скрипт програмного забезпечення з графічним інтерфейсом

```

classdef EEG_epilepsy < matlab.apps.AppBase

% Properties that correspond to app components
properties (Access = public)
    UIFigure          matlab.ui.Figure
    Menu              matlab.ui.container.Menu
    Menu_2            matlab.ui.container.Menu
    Panel_2           matlab.ui.container.Panel
    TextArea          matlab.ui.control.TextArea
    Panel             matlab.ui.container.Panel
    FdEditField       matlab.ui.control.NumericEditField
    FdEditFieldLabel  matlab.ui.control.Label
    Button            matlab.ui.control.Button
    UIAxes2           matlab.ui.control.UIAxes
    UIAxes            matlab.ui.control.UIAxes
end

properties (Access = private)
    eeg % Description
    t
    fs
end

% Callbacks that handle component events
methods (Access = private)

    % Menu selected function: Menu
    function MenuSelected(app, event)
% Вибір файлу користувачем
[file, path] = uigetfile({'*.dat;*.txt', 'Data files (*.dat, *.txt)'},
...
                                'Оберіть файл з даними EEG');
if isequal(file, 0)
    uialert(app.UIFigure, 'Файл не вибрано', 'Помилка');
    return;
end

% Завантаження масиву
app.eeg = load(fullfile(path, file));
app.fs=app.FdEditField.Value;
dt = 1/app.fs;
app.t = (0:(length(app.eeg)-1)) .* dt;
plot(app.UIAxes, app.t, app.eeg);
title(app.UIAxes, 'ЕЕГ-сигнал');

```

```

xlabel(app.UIAxes, 'Час, сек');
ylabel(app.UIAxes, 'Амплітуда, мкВ');
grid(app.UIAxes, 'on');
axis(app.UIAxes, 'tight');

end

% Button pushed function: Button
function ButtonPushed(app, event)
dt = 1/app.FdEditField.Value;
app.t = (0:(length(app.eeg)-1)) .* dt;
plot(app.UIAxes, app.t, app.eeg);
title(app.UIAxes, 'ЕЕГ-сигнал');
xlabel(app.UIAxes, 'Час, сек');
ylabel(app.UIAxes, 'Амплітуда, мкВ');
grid(app.UIAxes, 'on');
axis(app.UIAxes, 'tight');
end

% Menu selected function: Menu_2
function Menu_2Selected(app, event)
%% === Вхідні дані ===
fs = app.fs; % частота дискретизації
eeg = app.eeg; % сигнал
t = app.t; % часовий вектор
fontSize = 11;
seizure_times = [40 90; 150 170];

%% === МОРФОЛОГІЧНИЙ ІНДЕКС ===
win_sec = 2;
win_len = win_sec * fs;
step = fs;
num_windows = floor((length(eeg)-win_len)/step);
scores = zeros(num_windows,1);
times = zeros(num_windows,2);

for i = 1:num_windows
    idx = (1:win_len) + (i-1)*step;
    segment = eeg(idx);
    peak2peak = max(segment)-min(segment);
    diff_sig = diff(segment);
    zero_cross = sum(diff_sig(1:end-1).*diff_sig(2:end)<0);
    curvature = sum(abs(diff(diff_sig)));
    scores(i) = 0.5*peak2peak*1e6 + 0.3*zero_cross + 0.2*curvature;
    times(i,:) = [t(idx(1)) t(idx(end))];
end

%% === NP-ПОРІГ ===
mu0 = median(scores);
sigma0 = 1.4826*mad(scores,1);
alpha_FA = 0.001;

```

```

tau_NP = mu0 + sigma0*norminv(1-alpha_FA);
detect_idx = find(scores > tau_NP);
detect_times = times(detect_idx,:);

%% === ОБ'ЄДНАННЯ В ЕПІЗОДИ ===
detected_events = [];
if ~isempty(detect_times)
    event_start = detect_times(1,1);
    for i = 2:size(detect_times,1)
        if detect_times(i,1)-detect_times(i-1,2)>1
            event_end = detect_times(i-1,2);
            detected_events = [detected_events; event_start, event_end];
            event_start = detect_times(i,1);
        end
    end
    detected_events = [detected_events; event_start,
detect_times(end,2)];
end

%% === ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ===
TP = 0; FP = 0; FN = 0; TN = 0;
TP_idx = []; FP_idx = []; FN_idx = [];

for i = 1:num_windows
    w_start = times(i,1); w_end = times(i,2);
    is_true = any( (w_start < seizure_times(:,2)) & (w_end >
seizure_times(:,1)) );
    is_detected = ismember(i, detect_idx);

    if is_true && is_detected
        TP = TP + 1; TP_idx = [TP_idx; i];
    elseif ~is_true && is_detected
        FP = FP + 1; FP_idx = [FP_idx; i];
    elseif is_true && ~is_detected
        FN = FN + 1; FN_idx = [FN_idx; i];
    else
        TN = TN + 1;
    end
end

TPR = TP / (TP + FN);
FPR = FP / (FP + TN);
ACC = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN);
F1 = 2*TP / (2*TP + FP + FN);

%% === Виведення у TextArea ===
msg = sprintf('TP=%d, FP=%d, FN=%d, TN=%d\nTPR=%.3f, FPR=%.3f, ACC=%.3f,
F1=%.3f', ...
                TP,FP,FN,TN,TPR,FPR,ACC,F1);
app.TextArea.Value = msg;

```

```

%% === ГРАФІК 1: МОРФОЛОГІЧНИЙ ІНДЕКС ===
cla(app.UIAxes2);
time_centers = mean(times,2);
hLine = plot(app.UIAxes2, time_centers, scores, 'b', 'LineWidth',1.2);
hold(app.UIAxes2,'on');
hNP = yline(app.UIAxes2, tau_NP, 'k--', 'LineWidth',1.5, 'Label','NP-
porir', 'FontSize',fontSize);

if ~isempty(TP_idx)
    hTP = scatter(app.UIAxes2, time_centers(TP_idx), scores(TP_idx), 50,
'o', ...
'MarkerEdgeColor','k','MarkerFaceColor','g');
end

yl = ylim(app.UIAxes2);
for i = 1:size(detected_events,1)
    ev_start = detected_events(i,1);
    ev_end = detected_events(i,2);
    ev_dur = ev_end-ev_start;
    patch(app.UIAxes2,[ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1)
yl(2) yl(2)], ...
'c','FaceAlpha',0.1,'EdgeColor','none');
    text(app.UIAxes2,(ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.9, ...
sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c', ev_start,ev_end,ev_dur), ...
'HorizontalAlignment','center','BackgroundColor','w','FontSize',fontSize);
end

xlabel(app.UIAxes2,'Час (с)','FontSize',fontSize);
ylabel(app.UIAxes2,'Морфологічний індекс','FontSize',fontSize);
title(app.UIAxes2,'Морфологічний індекс з TP','FontSize',fontSize);
grid(app.UIAxes2,'on');

%text(app.UIAxes2,time_centers(end)*0.7, yl(2)*0.95, ...
% sprintf('TP=%d\nFP=%d\nFN=%d\nACC=%.2f\nF1=%.2f',TP,FP,FN,ACC,F1),
...
%
'BackgroundColor','w','EdgeColor','k','Margin',5,'FontSize',fontSize);

if ~isempty(TP_idx)
    legend(app.UIAxes2,[hLine hNP hTP],{'Морфологічний індекс','NP-
porir','TP'}, ...
'Location','northeast','FontSize',fontSize);
else
    legend(app.UIAxes2,[hLine hNP],{'Морфологічний індекс','NP-porir'},
...
'Location','northeast','FontSize',fontSize);
end

%% === ГРАФІК 2: ЕЕГ-СИГНАЛ ===
cla(app.UIAxes);

```

```

plot(app.UIAxes, t, eeg*1e6, 'k');
hold(app.UIAxes, 'on');
yl = ylim(app.UIAxes);
for i = 1:size(detected_events,1)
    ev_start = detected_events(i,1);
    ev_end = detected_events(i,2);
    ev_dur = ev_end-ev_start;
    patch(app.UIAxes,[ev_start ev_end ev_end ev_start],[yl(1) yl(1) yl(2)
yl(2)], ...
        'c','FaceAlpha',0.1,'EdgeColor','none');
    text(app.UIAxes,(ev_start+ev_end)/2, yl(2)*0.85, ...
        sprintf('%.1f-%.1f c\n%.1f c', ev_start,ev_end,ev_dur), ...
        'HorizontalAlignment','center','BackgroundColor','w','FontSize',fontSize);
end
xlabel(app.UIAxes,'Час, сек','FontSize',fontSize);
ylabel(app.UIAxes,'Амплітуда, мкВ','FontSize',fontSize);
title(app.UIAxes,'ЕЕГ сигнал з виявленими епілептичними
епізодами','FontSize',fontSize);
grid(app.UIAxes, 'on');
end
end

% Component initialization
methods (Access = private)

    % Create UIFigure and components
    function createComponents(app)

        % Create UIFigure and hide until all components are created
        app UIFigure = uifigure('Visible', 'off');
        app UIFigure.Position = [100 100 1039 553];
        app UIFigure.Name = 'MATLAB App';

        % Create Menu
        app.Menu = uimenu(app UIFigure);
        app.Menu.MenuSelectedFcn = createCallbackFcn(app, @MenuSelected,
true);

        app.Menu.Text = ' Завантажити дані ЕЕГ-сигналу ';

        % Create Menu_2
        app.Menu_2 = uimenu(app UIFigure);
        app.Menu_2.MenuSelectedFcn = createCallbackFcn(app,
@Menu_2Selected, true);
        app.Menu_2.Text = ' Виявлення фрагментів епілептичних нападів
';

        % Create UIAxes
        app.UIAxes = uiaxes(app UIFigure);
        title(app.UIAxes, 'Title')
        xlabel(app.UIAxes, 'X')

```

```

ylabel(app.UIAxes, 'Y')
xlabel(app.UIAxes, 'X')
zlabel(app.UIAxes, 'Z')
app.UIAxes.Position = [263 297 763 234];

% Create UIAxes2
app.UIAxes2 = uiaxes(app.UIFigure);
title(app.UIAxes2, 'Title')
xlabel(app.UIAxes2, 'X')
ylabel(app.UIAxes2, 'Y')
zlabel(app.UIAxes2, 'Z')
app.UIAxes2.Position = [25 15 1001 273];

% Create Panel
app.Panel = uipanel(app.UIFigure);
app.Panel.Title = 'Параметри ЕЕГ-сигналу';
app.Panel.Position = [25 427 226 104];

% Create Button
app.Button = uibutton(app.Panel, 'push');
app.Button.ButtonPushedFcn = createCallbackFcn(app,
@ButtonPushed, true);
app.Button.Position = [22 12 174 26];
app.Button.Text = 'Прийняти параметри';

% Create FdEditFieldLabel
app.FdEditFieldLabel = uilabel(app.Panel);
app.FdEditFieldLabel.HorizontalAlignment = 'right';
app.FdEditFieldLabel.Position = [40 50 39 22];
app.FdEditFieldLabel.Text = 'Fd, Гц';

% Create FdEditField
app.FdEditField = uieditfield(app.Panel, 'numeric');
app.FdEditField.Position = [89 50 75 22];
app.FdEditField.Value = 250;

% Create Panel_2
app.Panel_2 = uipanel(app.UIFigure);
app.Panel_2.Title = 'Показники ефективності класифікації ';
app.Panel_2.Position = [25 297 226 105];

% Create TextArea
app.TextArea = uitextarea(app.Panel_2);
app.TextArea.Position = [8 10 188 67];

% Show the figure after all components are created
app.UIFigure.Visible = 'on';
end
end

% App creation and deletion
methods (Access = public)

```

```
% Construct app
function app = EEG_epilepsy

    % Create UIFigure and components
    createComponents(app)

    % Register the app with App Designer
    registerApp(app, app.UIFigure)

    if nargin == 0
        clear app
    end
end

% Code that executes before app deletion
function delete(app)

    % Delete UIFigure when app is deleted
    delete(app.UIFigure)
end
end
end
```