

УДК 612.821.1:612.821.8:519.21:519.254:004.021

Метод та алгоритм обробки електроенцефалографічних сигналів у комп'ютерних медичних діагностичних системах для виявлення психоемоційних показників людини

*Хвостівський М. О., Паньків І. М., Фуч О. В., Хвостівська Л. В., Бойко Р. Р.,
Дунець В. Л., Карташов В. В.*

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, м. Тернопіль, Україна

E-mail: hvostivsky@ukr.net

Розроблено метод та алгоритм обробки електроенцефалографічних сигналів при психоемоційному навантаженні для підвищення інформативності комп'ютерних медичних діагностичних систем з метою виявлення часових переходів між різними психоемоційними станами у людей. Метод та алгоритм обробки електроенцефалографічних сигналів базується на математичній моделі у вигляді періодично корельованого випадкового процесу та синфазному методі обробки без урахування взаємозв'язку між кореляційними компонентами як психоемоційними показниками людини. Така модель та метод забезпечують виявлення появи змін у часовій структурі електроенцефалографічного сигналу за даними зміни періодичної складової у вигляді усереднених кореляційних компонент отриманих в межах часо-зсувних вікон, які кількісно відображають психоемоційні зміни у людини при стресових ситуаціях. Встановлено, що в період фоновому впливу спостерігається поступове зниження рівня потужності усереднених кореляційних компонент електроенцефалографічного сигналу, в період негативного впливу спостерігається приріст потужності та в період відновлення відбувається зменшення потужності компонент по відношенню до двох попередніх впливів. Розроблено програмне забезпечення на основі синфазного методу для обробки електроенцефалографічних сигналів при психоемоційному навантаженні в програмному середовищі Matlab.

Ключові слова: ЕЕГ-сигнал; психоемоційне навантаження; виявлення; психоемоційні показники; періодично корельований випадковий процес; синфазний метод; інформативність; комп'ютерна медична діагностична система; програмне забезпечення

DOI: [10.20535/RADAP.2023.91.63-71](https://doi.org/10.20535/RADAP.2023.91.63-71)

Вступ. Постановка задачі

За даними ВООЗ у всьому світі спостерігається негативна тенденція розвитку психоемоційних розладів серед населення різних країн світу на фоні стресових ситуацій (війна, умови праці, конфлікти, переживання та інші). Тому актуальною задачею медицини є профілактика запобігання розвитку психоемоційних розладів у вигляді стресів, депресій, неврозів (істерія та психастенія) та «синдрому хронічної втоми».

Для дослідження психоемоційних станів застосовують такі методи як анкетування, реєстрація показників активності вегетативної нервової системи (електрокардіографія, шкірно-гальванічна реакція, плетизмографія, електроенцефалографія). За даними вчених [1–4] та інших встановлено, що еле-

ктроенцефалографія як неінвазивний метод медико-біологічного дослідження функціонального стану головного мозку шляхом реєстрації його сумарної біоелектричної активності (електроенцефалографічних сигналів (ЕЕГ-сигналів)) забезпечує на 80% точність класифікації психоемоційних реакцій.

Для реєстрації ЕЕГ-сигналів та ефективного оцінювання психоемоційного стану людини застосовують комп'ютерні медичні діагностичні системи такі як Expert-16 Compact (Україна, Tredex), НЕЙРОКОМ (ХАІ-Медика, Україна), Braintest (DX-системи, Україна) та інші. Виявлення психоемоційних показників людини у цих системах реалізовано на базі таких методів обробки:

– машине та глибоке навчання [5–10] – показники у вигляді диференціальної ентропії, кумулянти

третього порядку, параметрів Хьорта, фрактальної розмірності та емпіричної декомпозиції моди;

- згорткові нейронні мережі динамічного графа [11, 12] – показники у вигляді диференціальної ентропії та спектральної щільності потужності;

- теоретико-графічний [13] – показники у вигляді теоретико-графічних особливостей, зокрема опорних векторів і релевантних векторів;

- статистичний [14, 15] – показники у вигляді функції густини ймовірності та диференціальної ентропії;

- кореляційний [16] – показники у вигляді коефіцієнтів кореляції Пірсона;

- спектрально-кореляційний [17, 18] – показники у вигляді спектральної потужності, фазових співвідношень між частотними компонентами та характеристики негаусової інформації;

- вейвлет-перетворення [19–29] – показники у вигляді вейвлетів, вейвлет-коефіцієнтів, їх статистичних оцінок (середнє, середньоквадратичне, медіана) та rotational forest ensemble;

- багатовимірне синхронне перетворення [30] – показники у вигляді часових і частотних властивостей сигналів EEG-сигналів, розподіл Вігнера–Вілля;

- варіаційна декомпозиція варіаційного режиму [31] – показники у вигляді загальних патернів EEG-сигналу.

Відомі методи обробки EEG-сигналів при психоемоційному навантаженні та отриманні за їх допомогою психоемоційні показники не дають змоги оцінити варіації фазово-часових параметрів сигналу з метою дослідження комплексу часових змін у психоемоційному стані людини та виявлення інтервалів часових переходів між різними психоемоційними станами у людини для визначення психоемоційної стійкості людей при стресових ситуаціях.

Отже, розроблення ново-додаткового методу обробки EEG-сигналів людини для підвищення діагностичної інформативності комп'ютерних медичних діагностичних систем шляхом інтеграції в

область медичної діагностики психоемоційного стану людини нового класу психоемоційних інформативних показників є актуальною науковою задачею.

1 Реєстрація та структура EEG-сигналу при психоемоційному навантаженні

Використання зображень (фотографій) є базовим та загальноприйнятим методом індукції психоемоційних станів у людини через зоровий аналізатор, де виключається обман та які піддаються легкій стандартизації. Для дослідження психоемоційного стану (збуреність, панування) застосовано стандартизовані зображення з каталогу Міжнародної системи афективних зображень (IAPS) [34].

Для дослідження (визначення показників) психоемоційного стану людини за конструктивною структурою EEG-сигналу (Рис. 1, г) здійснено процедуру підбору 20-ти динамічно-змінюючих слайдів та в кінцевому результаті їх сформовано як єдину базу даних зображень анімаційного типу (Рис. 1, б): 10 слайдів з змістом негативним тривалістю часу t_2 та один слайд фоновий для подразника нейтрально-емоційного стимулу з часовою тривалістю t_1 (як фон використано сіре однотонне зображення, яке не містить інформаційного навантаження). Вплив на психоемоційний стан людини здійснюється через зоровий аналізатор (Рис. 1, в) при використанні слайдів з комп'ютерної бази даних (Рис. 1, б) тривалістю t_1 та t_2 .

Із використанням 16-ти каналного енцефалографа NeuroCom, виробником якого є ХАІ-Медика, проведено процедуру монополярного відбору EEG-сигналу (Рис. 1, г) як показників варіації психоемоційного стану різних категорій людей. Процедуру накладання давачів проведено у відповідності до міжнародної методики (10-20). До експериментального дослідження залучено 10 студентів вікової категорії від 20 до 23 років.

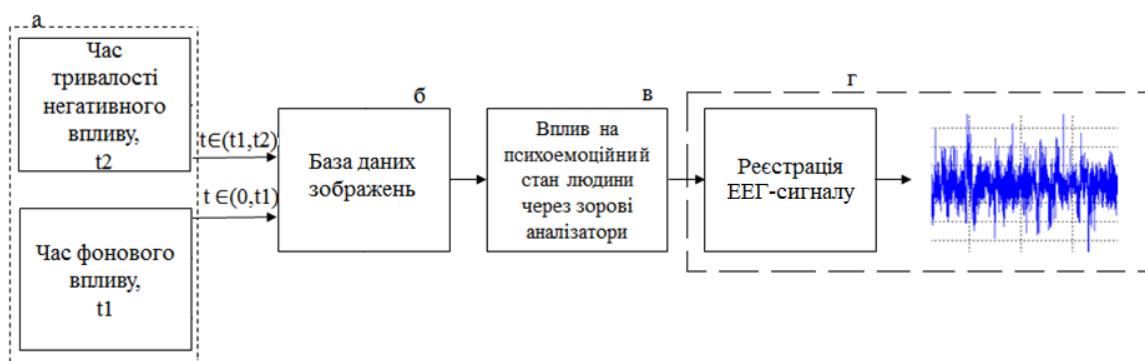


Рис. 1. Загальна методика реєстрації EEG-сигналу при психоемоційному навантаженні людини

Одну із зареєстрованих під час експерименту реалізацію ЕЕГ-сигналу при психоемоційному навантаженні та його динамічну структуру з часоамплітудними показниками зображено на Рис. 2.

За динамічною структурою реалізації ЕЕГ-сигналу (Рис. 2) візуально ідентифіковано варіацію числових показників амплітудних значень впродовж усього часу спостереження у відповідності до впливу різних слайдів (динамічних зображень), що чітко вказує факт варіації психоемоційного стану у людини за варіаційними процесами мозкової електробиоактивності.

Відгук мозкових структурних одиниць на негативні емоції відображається через показники підвищеної потужності ЕЕГ-сигналів в межах хвиль альфа (Рис. 3) та бета (Рис. 4) з локалізацією на відведеннях FP1, FP2 (передньолобові (префронтальні)) та F4 (задньолобові (фронтальні)), що відображають електричну активність мозку в лобній ділянці.

Для дослідження психоемоційного стану людини за ЕЕГ-сигналами використано одне з активних відведень, яке відображає психоемоційну активність за зміною амплітуди сигналу та структурними переходами між різними станами, зокрема FP1.

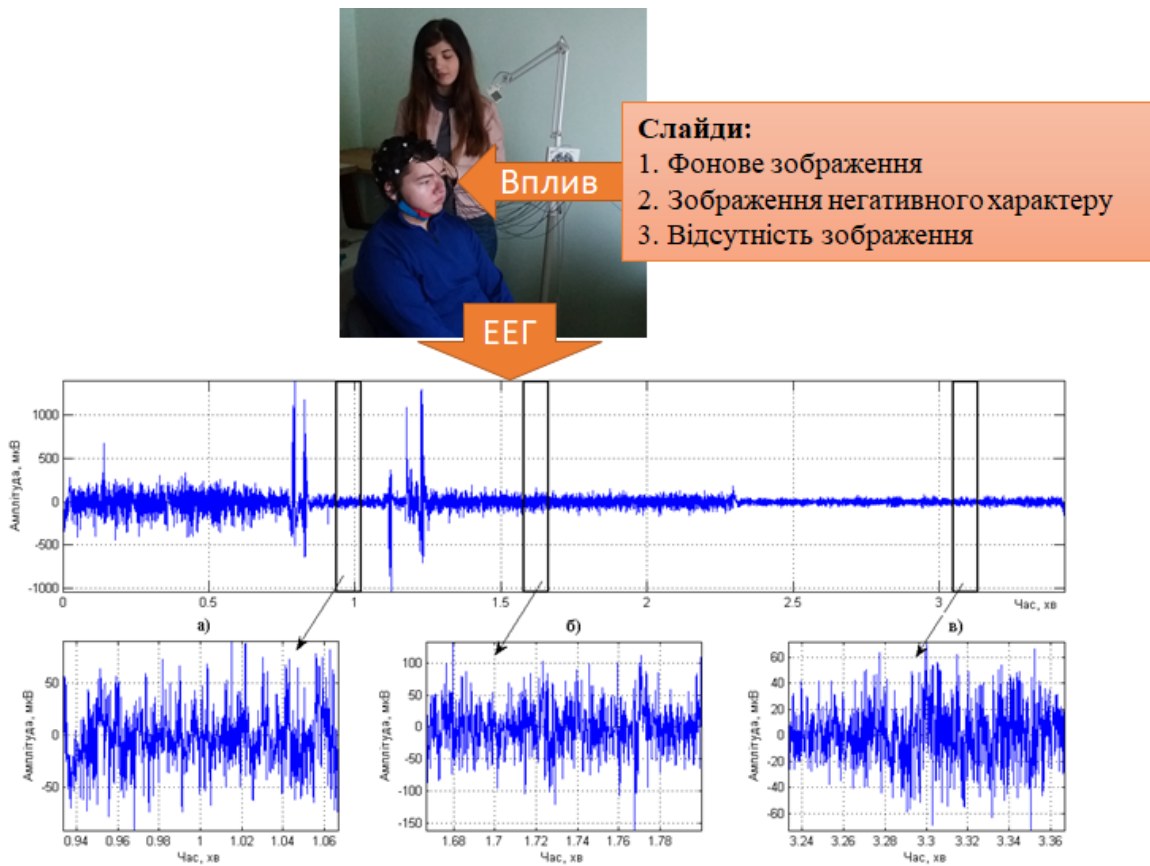


Рис. 2. Зареєстрована під час експерименту реалізація ЕЕГ-сигналу при впливі психоемоційного навантаження (аналіз відведення FP1): (а) фрагмент періоду заспокоєння, (б) фрагмент періоду впливу негативних емоцій, (в) фрагмент періоду відновлення

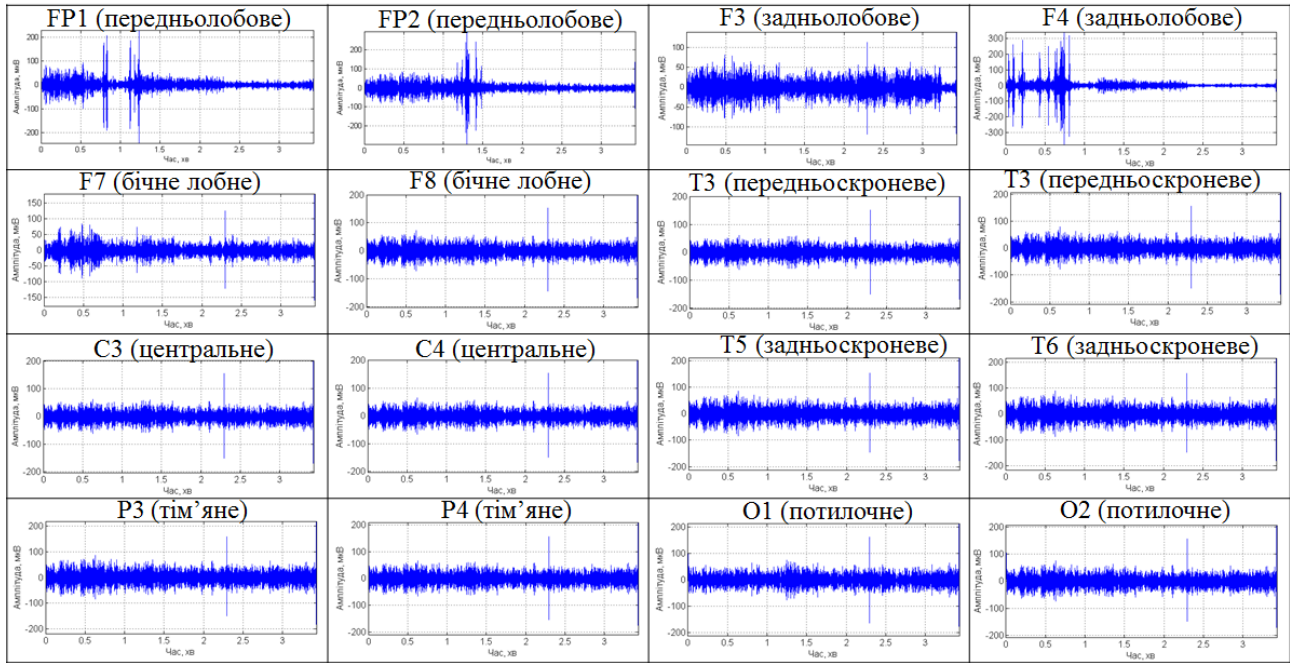


Рис. 3. Реалізації альфа-хвиль ЕЕГ-сигналу (усі відведення)

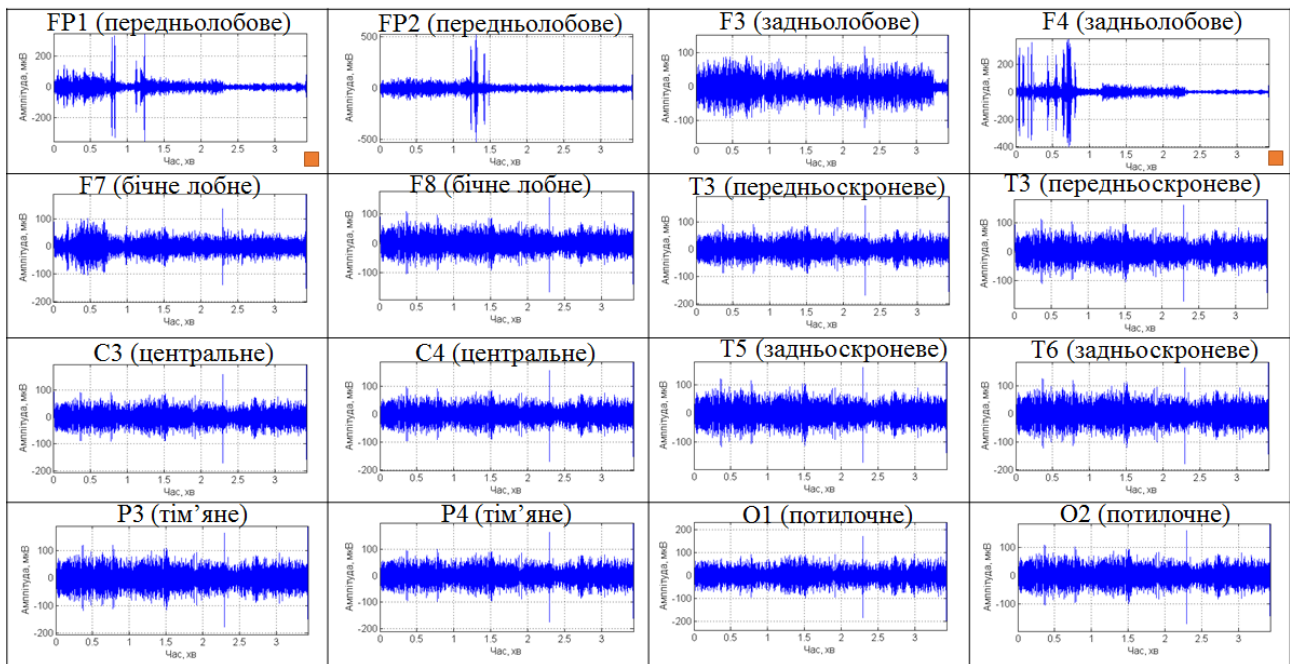


Рис. 4. Реалізації бета-хвиль ЕЕГ-сигналу (усі відведення)

2 Математична модель ЕЕГ-сигналу при психоемоційному навантаженні

Процес адаптації нервової системи до варіацій при психоемоційному впливі відображається у ви-

гляді варіацій параметрів періоду, фази та частоти ЕЕГ-сигналу, зокрема його складових альфа-, бета- та тета-хвиль, впродовж усього часу спостереження. Тому доцільно розглядати ЕЕГ-сигнал в межах окремо виділених t -их вибірок тривалістю T_m , а саме в часових зонах зсувного (ковзного) вікна (Рис. 5).

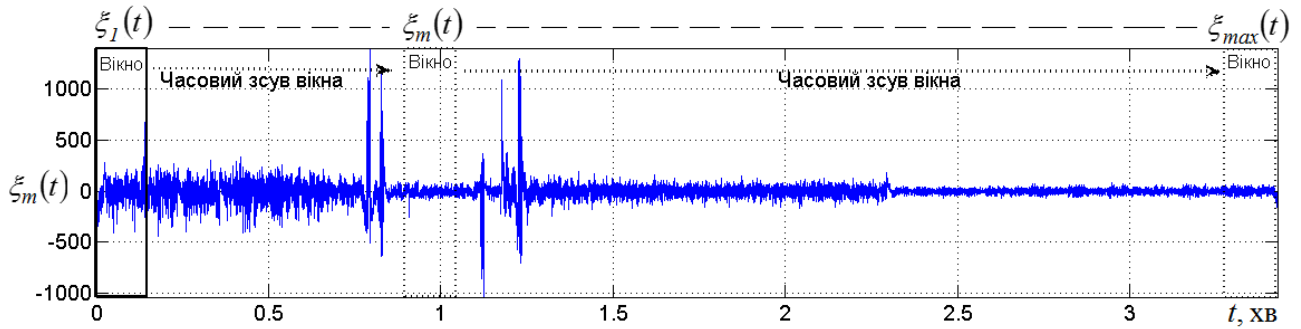


Рис. 5. Схема обробки ЕЕГ-сигналу при психоемоційному навантаженні

На Рис. 5 позначено: m – номер ковзного вікна, max – максимальний номер ковзного вікна, $\xi_m(t)$ – реалізація ЕЕГ-сигналу в часовій зоні m -го ковзного вікна.

Згідно з такою схемою (Рис. 5) структура математичної моделі ЕЕГ-сигналу при психоемоційному впливі має вигляд:

$$\xi_m(t) = \xi(t) \cdot \chi_{D_m}(t), \quad t \in \mathbb{R}, \quad (1)$$

де $\xi_m(t)$, $t \in D_m$ – часова зона реалізації ЕЕГ-сигналу з періодом T_m в межах m -ого ковзного вікна D_m ;

$\chi_{D_m}(t) = \begin{cases} 1, & \text{якщо } t \in D_m \\ 0, & \text{якщо } t \notin D_m \end{cases}$ – індикаторна функція, яка задає часові межі D_m m -ого ковзного вікна: $D_m = [m \cdot \Delta t, m \cdot \Delta t + S_w)$ – часовий діапазон m -го ковзного вікна, $\Delta t = \text{const}$ – величина кроку зміщення ковзного вікна в часовому просторі.

Мінімальна довжина ковзного вікна обробки ЕЕГ-сигналу повинна складати 1 хв, оскільки згідно рекомендацій експертів по нейрофізіології будь-які збереженні зміни на реалізації сигналу впродовж 1 хв розцінюються як ознаки патології.

В межах ковзного вікна ЕЕГ-сигнал при психоемоційному впливі (Рис. 5) подано як випадковий процес із повторними в часовому просторі характеристиками (відомий як періодично корельований випадковий процес). Такого виду процес забезпечений методами та засобами виявлення гармонічних (періодичних) складових альфа-, бета- та тета-хвиль у структурі ЕЕГ-сигналу з параметром частоти f_m в часовій зоні m -го зсувного вікна.

Модель ЕЕГ-сигналу в часовій зоні m -го зсувного вікна як випадковий процес із повторними в часовому просторі характеристиками подано математичним виразом через стаціонарні компоненти у вигляді періодично корельованого випадкового процесу (ПКВП [32]):

$$\xi_m(t) = \sum_{k \in Z} \xi_{mk}(t) e^{i2\pi f_m k t}, \quad (2)$$

де $\xi_{mk}(t)$, $k \in Z$ – k -та випадкова складова ЕЕГ-сигналу в межах m -ого вікна $\xi_m(t)$ у вигляді стаціонарних компонент; $e^{i2\pi f_m k t}$ – гармонічні (періодичні) складові m -го ЕЕГ-сигналу; f_m – значення частоти виявлення складової ЕЕГ-сигналу.

З урахуванням того факту, що потужність (показник сили) ЕЕГ-сигналу в діапазоні m -го ковзного вікна як випадкового процесу із повторюваними в часі характеристиками є завершеною за формою продовж часу, тому встановлено доказ того, що сигнал відносить до класу (типу) π^T як завершеного процесу:

$$P^T_{\xi_m} = \frac{1}{T} \int_0^T E|\xi_m(t)|^2 dt = \frac{1}{T} \int_0^T r_{\xi_m}(t, t) dt. \quad (3)$$

Математична модель ЕЕГ-сигналу такої структури (2) має інструменти обробки (синфазний та компонентний) сигналу при виявленні гармонічних складових, що є важливим при виявленні фазо-часових змін у структурі сигналу в часових інтервалах до впливу, під час впливу та після впливу на психоемоційний стан людини.

Методи обробки ЕЕГ-сигналу в рамках моделі ПКВП із урахуванням властивостей множин співвідношення за фазою значень ЕЕГ-сигналу дають змогу за однією реалізацією \hat{h} -ергодичного сигналу оцінити коваріацію (кореляцію) його фазо-часової структури, тобто зміни її в часовому просторі, а не тільки середні значення.

3 Метод та алгоритм обробки ЕЕГ-сигналу при психоемоційному навантаженні

В якості методу обробки ЕЕГ-сигналу в межах ковзного m -ого вікна на підґрунті моделі ПКВП застосовано синфазний метод [33, 34] без урахування взаємозв'язку між кореляційними компонентами (КК). Синфазний метод забезпечує процедуру обчислення показників у вигляді оцінок усереднених КК:

$$\widehat{B}_{km}(t, u) = M_k \left\{ M_u \left\{ \frac{1}{T_m} \int_0^T \hat{b}_m(t, u) e^{-ik2\pi f_m t} dt \right\} \right\}, \quad (4)$$

де $\hat{b}_m(t, u)$ – коваріація параметрична; t_m – момент початку часу m -ого ковзного вікна.

Коваріація параметрична $\hat{b}_m(t, u)$ характеризує розподіл значень потужності ЕЕГ-сигналу в часовому просторі, що є особливо важливим для задачі виявлення моменту прояву змін у фазово-часовій структурі досліджуваного сигналу.

Синфазний метод обробки базується на операціях центрування ЕЕГ-сигналу, формування стаціонарних компонент центрованого ЕЕГ-сигналу, обчислення значення оцінки коваріації параметричної, і, власне, обчислення значень кореляційних компонент шляхом перетворення Фур'є від обчисленої коваріації параметричної.

Алгоритм обробки ЕЕГ-сигналу для виявлення психоемоційних показників з метою визначення часових інтервалів варіацій психоемоційного стану людини наведено на Рис. 6.

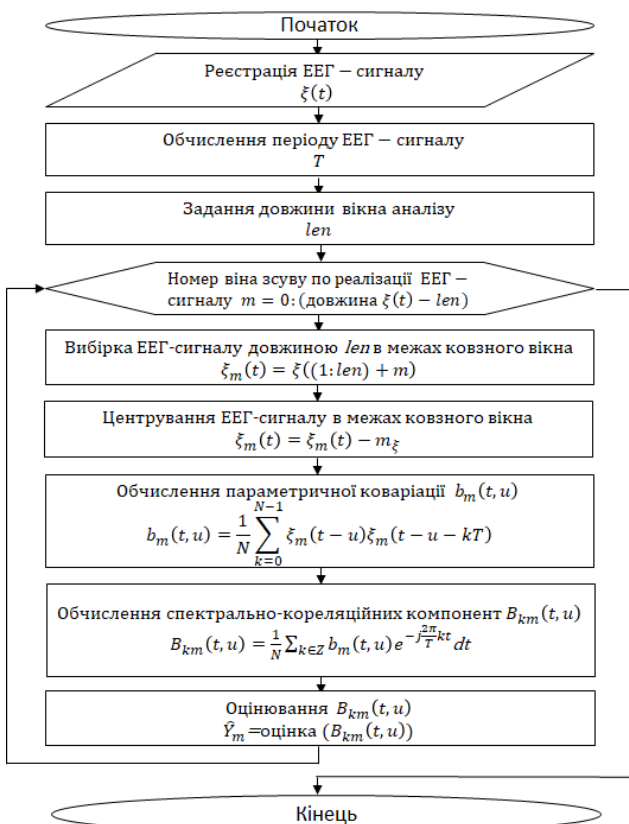


Рис. 6. Алгоритм обробки ЕЕГ-сигналу для виявлення психоемоційних показників

Базою алгоритму визначення параметрів психоемоційних станів покладено принцип обробки ЕЕГ-сигналів в часовому діапазоні ковзного вікна з процедурою подальшого оцінювання $\hat{Y}_m(t)$ через процедуру усереднення КК $B_{km}(t)$ по зсуву часу та компоненті.

Процедура усереднення КК забезпечує виявлення часових змін у структурі ЕЕГ-сигналу впро-

довж усього інтервалу часового спостереження, що забезпечить, в свою чергу, визначення параметрів психоемоційного стану людини:

$$\hat{Y}_m(t) = M_u \left\{ M_k \left\{ \widehat{B}_{km}(t, u) \right\} \right\}, \quad (5)$$

де $M_u \{ \bullet \}$ - оператор усереднення компонент.

За результатами обробки ЕЕГ-сигналів буде відображено залежності числових оцінок сигналу в діапазоні m -го вікна в залежності від початкового моменту їх часу t_m .

4 Результати виявлення психоемоційних показників

Реалізацію обчислених в середовищі MATLAB оцінок усереднених КК ЕЕГ-сигналу при психоемоційних навантаженнях наведено на Рис. 7.

На Рис. 7 виявлено варіації значень оцінок потужності усереднених КК між часовими переходами за рахунок змін у психоемоційному стані людини під впливом різних емоцій та без них, а саме:

- в часовий період фону відзначено зниження рівня потужності усереднених КК ЕЕГ-сигналу, що відбувається за рахунок адаптаційно-емоційних особливостей людини;

- в часовий період негативних емоцій - підвищення рівня потужності усереднених КК ЕЕГ-сигналу;

- в часовий період відновлення - зниження рівня потужності усереднених КК ЕЕГ-сигналу.

Для кожної людини величини потужності КК та час відновлення є індивідуальними показниками.

Індикатором визначення часу відновлення після психоемоційного навантаження буде слугувати пороговий пристрій q як спосіб прийняття рішення. Якщо величина потужності m -их оцінок усереднених КК буде перевищувати рівень порогу прийняття рішення $\hat{Y}_m(t) \geq q$, то буде прийнято рішення про не відновлення психоемоційного стану, а в протилежному випадку - відновлення (Рис. 8).

На Рис. 8 через t_1 позначено момент часу завершення негативного впливу, а t_2 - момент часу відновлення психоемоційного стану.

Час відновлення після психоемоційного навантаження обчислюється виразом:

$$\Delta t = t_2 - t_1. \quad (6)$$

Час відновлення Δt є кількісним показником, який характеризує здатність людини до найшвидшого відновлення після стресових ситуацій як в професійній діяльності, так і в побуті.

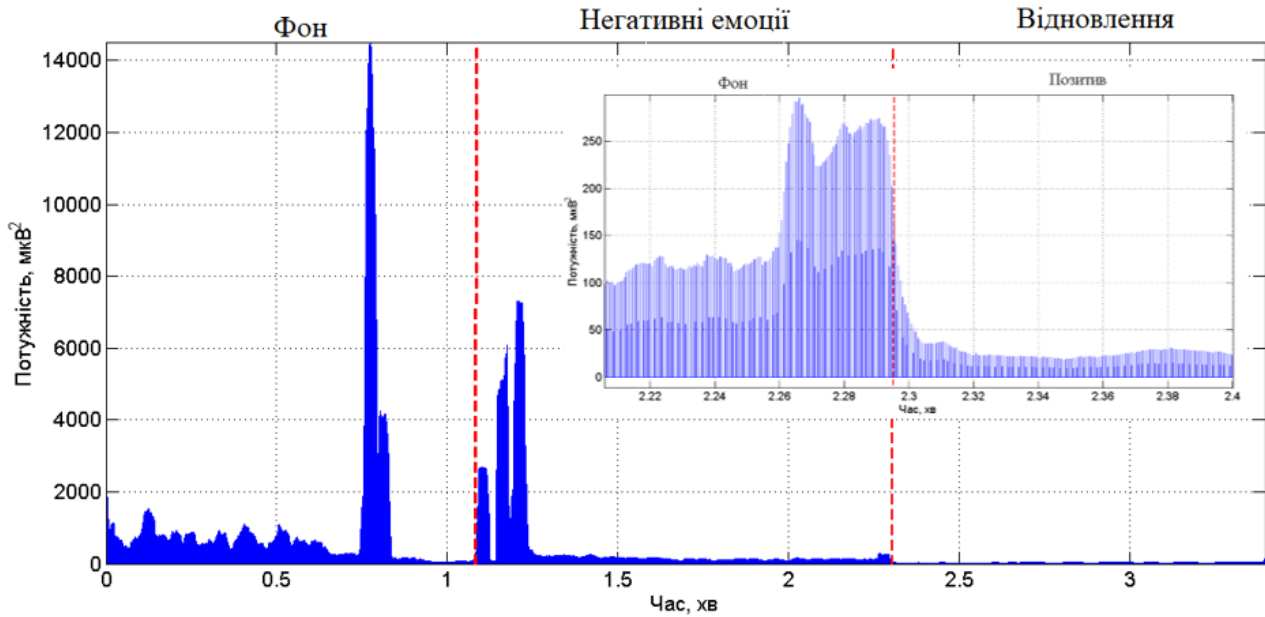
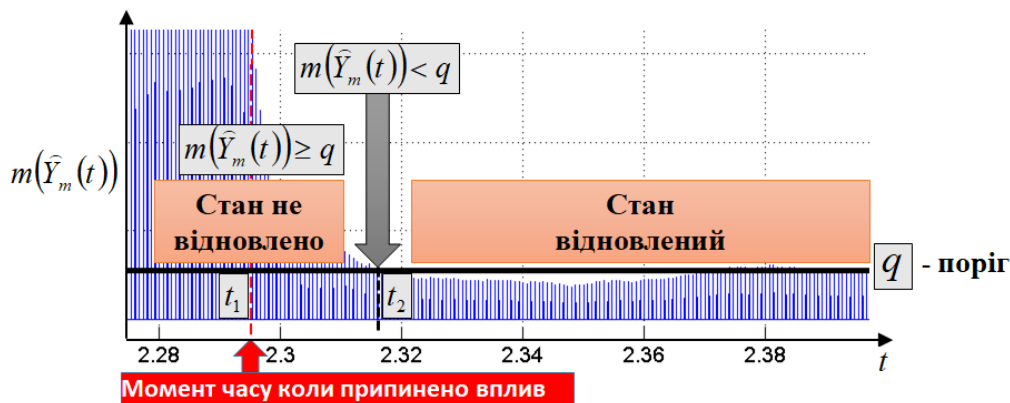


Рис. 7. Реалізація усереднених КК ЕЕГ-сигналу при психоемоційних навантаженнях

Рис. 8. Позначення порогу q на усереднених КК $\hat{Y}(t) \geq q$

Значення рівня порогу q буде визначено згідно з концепцією Байеса відношення правдоподібності та критерію Неймана-Пірсона в залежності від величини ймовірності помилки прийнятого рішення p_f (для медицини $p_f = \{0,001; 0,01; 0,1\}$).

Значення порогу q обчислюється для оцінок усереднених КК в межах часової зони без психоемоційного впливу згідно з виразом:

$$q = \sqrt{D(\hat{Y}_m(t))} \Phi^{-1}(1-p_f) + m(\hat{Y}_m(t)), \quad (7)$$

де $t \in [0, T_{\text{спокій}}]$ – часовий інтервал без психоемоційного впливу (стан спокою);

p_f – ймовірність помилки прийнятого рішення;

$m(\hat{Y}_m(t))$ і $D(\hat{Y}_m(t))$ – математичне сподівання та дисперсія оцінок усереднених КК часової зони без психоемоційного впливу;

Φ – інтеграл нормального розподілу, $\Phi(x) = \text{erf}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$.

Із використанням виразу (7) обчислено значення порогів $q = (25.6726; 25.6875; 25.8525)$ мВ² при помилкових рішеннях $p_f = (0,001; 0,01; 0,1)$ та час відновлення психоемоційного стану людини після впливу, який рівний 1 хв 30 сек при найменшому помилковому рішенні $p_f = 0,001$.

Отже, запропонований метод та алгоритм обробки ЕЕГ-сигналу забезпечують процедуру виявлення часових переходів між різними психоемоційними станами у людей за варіаціями оцінок потужності усереднених КК та, відповідно, процедуру визначення психоемоційного стану людини щодо її стійкості при стресових ситуаціях для різного роду видів професій за показником часу відновлення після психоемоційного навантаження.

Висновки

Обґрунтовано математичну модель ЕЕГ-сигналу при психоемоційних навантаженнях у вигляді випадкового процесу із повторними в часовому просторі характеристиками (так званого періодичного корельованого випадкового процесу) з метою підвищення інформативності комп'ютерних медичних діагностичних систем шляхом збільшення кількості психоемоційних показників як інформативних.

Розроблено метод та алгоритм обробки ЕЕГ-сигналу при психоемоційних навантаженнях на основі математичної моделі у вигляді ПКВП та синфазного методу для виявлення часових переходів між різними психоемоційними станами у людини за показниками у вигляді значень усереднених кореляційних компонент.

Засобами MATLAB реалізовано програмне забезпечення обробки ЕЕГ-сигналу для інтеграції його в комп'ютерні медичні діагностичні системи при оцінюванні варіацій у психоемоційному стані у людини та проведено емпіричне дослідження. Отримані ознаки усереднених кореляційних компонент ЕЕГ-сигналу кількісно відображають інтервали (зони) часових переходів між різними психоемоційними станами у людини.

References

- [1] Frantzidis C. A., Bratsas C., Papadelis C. L., Konstantinidis E., Pappas C. and Bamidis P. D. (2010). Toward Emotion Aware Computing: An Integrated Approach Using Multichannel Neurophysiological Recordings and Affective Visual Stimuli. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, Vol. 14, No. 3, pp. 589-597. doi: 10.1109/TITB.2010.2041553.
- [2] Melnikova T. S., Krasnov V. N., Lapin I. A., Andrushkyavichus S. I. (2009). Dnevnyaya dinamika harakteristik EEG pri cirkulyarnykh depressivnykh rasstrojstvah [Daily dynamics of EEG characteristics in cyclic depressive disorders]. *Psychic health*, Vol. 12, pp. 43-47.
- [3] Lapshina T. N. (2004). EEG-indikaciya emocional'nyh sostoyanij cheloveka [EEG-indication of emotional states of a person]. *Herald of Moscow State University. Psychology*, Vol. 2, pp. 101-102.
- [4] Shpenkov O., Tukaev S., Zyba I. (2018). EEG gamma-band spectral power changes during listening to the rock-music with reduced low-frequency level. *Visnyk Taras Shevchenko National University of Kyiv. Biology*, 2018, Vol. 1(75), pp. 27-32.
- [5] Klibi S., Mestiri M. and Farah I. R. (2021). Emotional behavior analysis based on EEG signal processing using Machine Learning: A case study. *2021 International Congress of Advanced Technology and Engineering (ICOTEN)*, Taiz, Yemen, pp. 262-265. DOI:10.1109/ICOTEN52080.2021.9493537.
- [6] Qing C., Qiao R., Xiangmin X., Cheng Y. (2019). Interpretable Emotion Recognition Using EEG Signals. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 94160-94170. DOI:10.1109/ACCESS.2019.2928691.
- [7] Sharma R., Pachori R. B., Sircar P. (2020). Automated emotion recognition based on higher order statistics and deep learning algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 58, 101867. DOI:10.1016/j.bspc.2020.101867.
- [8] Topic A., Russo M. (2021). Emotion recognition based on EEG feature maps through deep learning network. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, Vol. 24, Iss. 6, pp. 1442-1454. DOI:10.1016/j.jestch.2021.03.012.
- [9] Sakalle A., Tomar P., Bhardwaj H., Acharya D., Bhardwaj A. (2021). A LSTM based deep learning network for recognizing emotions using wireless brainwave driven system. *Expert Systems with Applications*, Vol. 173, 114516. DOI:10.1016/j.eswa.2020.114516.
- [10] Zheng W.-L., Zhu J.-Y., Lu B.-L. (2017). Identifying Stable Patterns over Time for Emotion Recognition from EEG. *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol. 10, Iss. 3, pp. 417-429. DOI:10.1109/TAFFC.2017.2712143.
- [11] Song T., Zheng W., Song P., Cui Z. (2018). EEG Emotion Recognition Using Dynamical Graph Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Affective Computing*, Vol. 11, Iss. 3, pp. 532-541. DOI: 10.1109/TAFFC.2018.2817622.
- [12] Liu S., Wang X., Zhao L., Zhao J., Xin Q., Wang S. (2020). Subject-Independent Emotion Recognition of EEG Signals Based on Dynamic Empirical Convolutional Neural Network. *IEEE/ACM Trans Comput Biol Bioinform*, Vol. 18, Iss. 5, pp. 1710-1721. DOI: 10.1109/TCBB.2020.3018137.
- [13] Gupta R., Laghari K. R., Falk T. H. (2016). Relevance vector classifier decision fusion and EEG graph-theoretic features for automatic affective state characterization. *Neurocomputing*, Vol. 174, Part B, pp. 875-884. DOI:10.1016/j.neucom.2015.09.085.
- [14] Yin Z., Liu L., Chen J., Zhao B., Wang Y. (2020). Locally robust EEG feature selection for individual-independent emotion recognition. *Expert Systems with Applications*, Vol. 162, 11376. DOI:10.1016/j.eswa.2020.113768.
- [15] Joshi V. M., Ghongade R. B. (2020). IDEA: Intellect database for emotion analysis using EEG signal. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Vol. 34, Iss. 7, pp. 4433-4447. DOI:10.1016/j.jksuci.2020.10.007.
- [16] Chakladar D. D., Chakraborty S. (2018). EEG based emotion classification using «Correlation Based Subset Selection». *Biologically Inspired Cognitive Architectures*, Vol. 24, pp. 98-106. DOI:10.1016/J.BICA.2018.04.012.
- [17] Kumar N., Khaund K., Hazarika S. M. (2016). Bispectral Analysis of EEG for Emotion Recognition. *Procedia Computer Science*, Vol. 84, pp.31-35. DOI:10.1016/j.procs.2016.04.062.
- [18] Arnau-González P., Arevalillo-Herráez M., Ramzan N. (2017). Fusing highly dimensional energy and connectivity features to identify affective states from EEG signals. *Neurocomputing*, Vol. 244, pp. 81-89. DOI:10.1016/j.neucom.2017.03.027.
- [19] Murugappan M., Rizon M., Nagarajan R., Yaacob S., Hazry D. & Zunaidi I. (2008). Time-Frequency Analysis of EEG Signals for Human Emotion Detection. *4th Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering 2008*, pp.262-265. DOI:10.1007/978-3-540-69139-6_68.

- [20] Iacoviello D., Petracca A., Spezialetti M., Placidi G. (2015). A real-time classification algorithm for EEG-based BCI driven by self-induced emotions. *Comput Methods Programs Biomed*, Vol. 122, Iss. 3, pp. 293–303. DOI:10.1016/j.cmpb.2015.08.011.
- [21] Özerdem M. S., Polat H. (2017). Emotion recognition based on EEG features in movie clips with channel selection. *Brain informatics*, Vol. 4(4), pp. 241–252. DOI:10.1007/s40708-017-0069-3.
- [22] Alakus T. B., Gonen M., Turkoglu I. (2020). Database for an emotion recognition system based on EEG signals and various computer games – GAMEEMO. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 60, 101951. DOI:10.1016/j.bspc.2020.101951.
- [23] Li M., Hongpei X., Liu X., Shengfu L. (2018). Emotion recognition from multichannel EEG signals using K-nearest neighbor classification. *Technol Health Care*, Vol. 26(S1), pp. 509–519. DOI: 10.3233/THC-174836.
- [24] Garg A., Kapoor A., Bedi A. K., Sunkaria R. K. (2019). Merged LSTM Model for emotion classification using EEG signals. *2019 International conference on Data Science and Engineering (ICDSE)*, pp 139–143. DOI: 10.1109/ICDSE47409.2019.8971484.
- [25] Atkinson J., Campos D. (2016). Improving BCI-based emotion recognition by combining EEG feature selection and kernel classifiers. *Expert Systems with Applications*, Vol. 47, pp. 35–41. DOI: 10.1016/j.eswa.2015.10.049.
- [26] Huang C. (2021). Recognition of psychological emotion by EEG features. *Network Modeling Analysis in Health Informatics and Bioinformatics*, Vol. 10(1), pp. 1–11. doi: 10.1007/s13721-020-00283-2.
- [27] Subasi A., Tuncer T., Dogan S., Tanko D., Sakoglu U. (2021). EEG-based emotion recognition using tunable Q wavelet transform and rotation forest ensemble classifier. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 68, 102648. DOI:10.1016/j.bspc.2021.102648.
- [28] Pane E. S., Wibawa A. D., Purnomo M. H. (2019). Improving the accuracy of EEG emotion recognition by combining valence lateralization and ensemble learning with tuning parameters. *Cognitive Processing*, Vol. 20(4), pp. 405–417. DOI: 10.1007/s10339-019-00924-z.
- [29] Wei C., Chen L., Song Z., Lou X., Li D. (2020). EEG-based emotion recognition using simple recurrent units network and ensemble learning. *Biomedical Signal Processing and Control*, Vol. 58, 101756. doi:10.1016/j.bspc.2019.101756.
- [30] Mert A., Akan A. (2018). Emotion recognition based on time-frequency distribution of EEG signals using multivariate synchrosqueezing transform. *Digital Signal Processing*, Vol. 81, pp. 106–115. DOI:10.1016/j.dsp.2018.07.003.
- [31] Pandey P., Seeja K. R. (2019). Subject independent emotion recognition from EEG using VMD and deep learning. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, Vol. 34, Iss. 5, pp. 1730–1738. DOI:10.1016/j.jksuci.2019.11.003.
- [32] Dragan Ya. P. (1997). *Enerhetychna teoriia liniinykh modelei stokhastychnykh syhnaliv [Energy theory of linear models of stochastic signals]*. Lviv: Center for Strategic Studies of Eco-BioTechnical Systems [Tsentr stratehichnykh doslidzhen eko-biotekhnichnykh system], 333 p.
- [33] Hvosťivska L., Yavorsky B. (2015). The pulse signal mathematical model for the man vessels state diagnostics systems informativity increasing. *Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University*, Vol. 6(95), pp. 29–34.
- [34] Lang P. J., Bradley M. M., and Cuthbert B. N. (2005). *International Affective Picture System (IAPS): Affective Ratings of Pictures and Instruction Manual*, NIMH center for the study of emotion & attention, Univ. Florida, Gainesvill.

Method and Algorithm of Electroencephalographic Signals Processing in Computer Medical Diagnostic Systems for Human Psychoemotional Indicators Detection

Khvostivskyy M. O., Pankiv I. M., Fuch O. V., Khvostivska L. V., Boyko R. R., Dunets V. L., Kartashov V. V.

The method and algorithm for electroencephalographic signals processing during psychoemotional stress are developed to increase the informativeness of computer medical diagnostic systems in order to detect temporal transitions between various psychoemotional states in people. The method and algorithm for electroencephalographic signals processing is based on a mathematical model in the form of a periodically correlated random process and the synphase processing method without taking into account the relationship between correlation components as psycho-emotional indicators of a human. Such the model and method provide detection of the appearance of changes in the temporal structure of the electroencephalographic signal based on the data of changes in the periodic component in the form of averaged correlation components obtained within time-shift windows, which quantitatively reflect psycho-emotional changes in a human in stressful situations.

It is found that during the period of background exposure, there is a gradual decrease in the power level of the averaged correlation components of the electroencephalographic signal, during the period of negative influence, there is an increase in power, and during the recovery period, there is a decrease in the power of the components in relation to the two previous impacts.

Software are developed based on the synphase method for electroencephalographic signals processing during psycho-emotional stress in the Matlab software environment.

Keywords: EEG signal; psychoemotional load; detection; psychoemotional indicators; periodically correlated random process; synphase method; informative; computer medical diagnostic system; software