

УДК 681.5.015.52

DOI: 10.32626/2308-5916.2026-29.71-94

**Павленко В. Д.**

ORCID: 0000-0002-5655-4171,

д-р техн. наук, професор, Національний університет  
«Одеська політехніка», м. Одеса, Україна,

E-mail: pavlenko\_vitalij@ukr.net

**Лукашук Д. К.**

ORCID: 0009-0003-3149-3741,

аспірант, Національний університет  
«Одеська політехніка», м. Одеса, Україна,

E-mail: user111228322@gmail.com

## **ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕГРАЛЬНИХ МОДЕЛЕЙ ОКО-РУХОВОЇ СИСТЕМИ, ПОБУДОВАНИХ ЗА ДАНИМИ АЙТРЕКІНГУ В ОРТОГОНАЛЬНИХ НАПРЯМКАХ**

Досліджено можливість оцінювання психофізіологічного стану людини на основі математичного моделювання око-рухової системи (ОРС) за експериментальними даними айтрекінгу. Для опису динаміки ОРС використано інтегральні нелінійні моделі, представлені квадратичними поліномами Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних характеристик. Експериментальні дані «вхід-вихід» отримано під час ідентифікаційних експериментів із візуальними ступінчастими тестовими сигналами, що дозволило побудувати моделі ОРС для двох ортогональних напрямків руху очей: горизонтального (*Model1*) та вертикального (*Model2*). На основі перехідних характеристик моделей сформовано діагностичні простори ознак двох типів: евристичний простір ознак та простір, побудований на основі коефіцієнтів вейвлет-декомпозиції. Для підвищення репрезентативності вибірки застосовано аугментацію датасетів шляхом додавання адитивного гаусового шуму з рівнями 1%, 3% та 5%. Ефективність класифікації психофізіологічного стану оцінювали величиною імовірності правильного розпізнавання (ІПР) із використанням байєсівського класифікатора та методу опорних векторів (SVM) при застосуванні процедури *Stratified k-Fold cross-validation*. Повний перебір поєднань ознак дозволив визначити найбільш інформативні поєднання двох та трьох ознак у просторах, що досліджувались. Отримані результати показали, що аугментація датасетів та використання багатови-

---

*Стаття надійшла до редакції: 20.03.2026*

*Рекомендовано до друку: 28.03.2026*

*Оприлюднено (online): 15.05.2026*

*Ця стаття розповсюджується на умовах ліцензії CC Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0*

мірних комбінацій ознак суттєво підвищують точність класифікації. Максимальні значення ІПР отримано при використанні евристичних просторів ознак для комбінованого датасету, який сформовано на основі моделей *Model1* та *Model2*. Отримані результати підтверджують ефективність використання інтегральних моделей ОРС, що будуються за даними айтрекінгу в ортогональних напрямках, в інтелектуальних інформаційних системах для оцінювання психофізіологічного стану людини на основі методів машинного навчання.

**Ключові слова:** *інтегральні моделі, моделювання око-рухової системи, айтрекінг, тестові візуальні стимули в ортогональних напрямках, психофізіологічний стан, машинне навчання, метод Байєса, метод опорних векторів.*

**Вступ.** Око-рухова система (ОРС) людини є важливим об'єктом дослідження у нейронауках, медицині та інформаційних технологіях. Аналіз рухів очей дозволяє отримувати об'єктивну інформацію про когнітивні процеси, психофізіологічний стан та функціонування центральної нервової системи. У зв'язку з цим технологія айтрекінгу активно використовується як інструмент для дослідження взаємозв'язку між характеристиками рухів очей і когнітивними функціями людини. Зокрема, у роботі [1] досліджено зв'язок між параметрами рухів очей та когнітивними функціями у підлітків із депресивним розладом, а в [2] показано можливість використання характеристик рухів очей як предикторів покращення когнітивних функцій у пацієнтів із шизофренією після когнітивної терапії.

Значна кількість сучасних досліджень присвячена використанню айтрекінгу для аналізу нейродегенеративних та неврологічних порушень. У роботі [3] досліджено зв'язок між характеристиками рухів очей та когнітивними функціями у пацієнтів із хворобою Альцгеймера. У [4] проаналізовано особливості рухів очей під час перегляду реальних зображень у пацієнтів із хворобою Альцгеймера та амнестичним легким когнітивним порушенням. У дослідженні [5] запропоновано підхід до класифікації та стадіювання хвороби Паркінсона на основі відеоаналізу рухів очей, а в [6] технологію айтрекінгу розглянуто як потенційний біомаркер для оцінювання змін когнітивних функцій у пацієнтів із паркінсонічними синдромами.

Окремий напрям досліджень пов'язаний із використанням аналізу рухів очей для виявлення порушень когнітивної діяльності та навчальних труднощів. У роботі [7] наведено систематичний огляд досліджень, присвячених застосуванню айтрекінгу для оцінювання дислексії, де показано перспективність використання характеристик рухів очей як об'єктивних індикаторів труднощів читання. У дослідженні [8] розглянуто використання айтрекінгу для діагностики порушень читання у пацієнтів із нейродегенеративними захворюваннями з урахуванням аномалій поля зору.

Технологія айтрекінгу також застосовується для дослідження змін функціонування нервової системи при різних психофізіологічних станах. У роботі [9] проаналізовано зміни характеристик рухів очей у пацієнтів із постковідним синдромом, що демонструє можливість використання айтрекінгу як інструмента для виявлення функціональних порушень центральної нервової системи. Крім того, у [10] досліджено вплив терапії десенсibiliзації та переробки травматичних спогадів за допомогою рухів очей (EMDR) на нейрокогнітивні функції у пацієнтів із посттравматичним стресовим розладом.

Таким чином, сучасні дослідження підтверджують високий потенціал аналізу рухів очей як інформативного джерела даних для оцінювання когнітивного та психофізіологічного стану людини. Це зумовлює актуальність розробки математичних моделей та методів обробки експериментальних даних «вхід-вихід», отриманих за допомогою технології айтрекінгу, що дозволяють формувати інформативні простори ознак для подальшого застосування методів машинного навчання у задачах діагностики та класифікації психофізіологічних станів.

**Постановка задач досліджень.** Метою роботи є дослідження ефективності (точності і достовірності) інтегральних інформаційних моделей око-рухової системи (ОРС) у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, побудованих на основі експериментальних даних «вхід-вихід» за допомогою технології айтрекінгу в ортогональних напрямках (по горизонталі та по вертикалі); дослідження методів редукції моделей шляхом вибору діагностичних ознак для подальшої статистичної класифікації психофізіологічного стану людини.

Для ідентифікації ОРС застосовуються інтегральні моделі у вигляді поліномів Вольтерри *Model1* та *Model2* [11]. Модель *Model1* побудована на основі тестових візуальних стимулів, що діють на ОРС по горизонталі на різних відстанях від стартової позиції, *Model2* – на основі ортогональних тестів, що діють по вертикалі. Для побудови апроксимаційних моделей використовується метод найменших квадратів (МНК) [12]. При цьому при апроксимації відгуку ОРС  $y(t)$  на детермінований вхідний сигнал  $x(t)$  за допомогою інтегро-степеневого поліному порядку  $N$  ( $N$  – порядок апроксимаційної моделі):

$$y_N(t) = \sum_{n=1}^N \hat{y}_n(t) = \sum_{n=1}^N \int_0^t \dots \int_0^t w_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) \prod_{i=1}^n x(\tau_i) d\tau_i, \quad (1)$$

де  $\hat{y}_n(t)$  –  $n$ -а парціальна складова відгуку моделі ( $n$ -вимірний інтеграл згортки),  $w_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n)$  – ядро Вольтерри  $n$ -го порядку.

При дії на вході ОРС тестових сигналів з амплітудами  $0 < a_1 < a_2 < \dots < a_L \leq 1$  ( $L \geq N$ ):  $a_1x(t)$ ,  $a_2x(t)$ , ...,  $a_Lx(t)$ , сума квадратів відхилень відгуків ОРС  $y(a_jx(t)) = y_j(t)$  від відгуків моделі  $\tilde{y}_N(a_jx(t))$  мінімальна, тобто забезпечується мінімум середньо-квадратичного критерію

$$J_N = \sum_{j=1}^L \left( y(a_j, x(t)) - \tilde{y}_N(a_j, x(t)) \right)^2 = \sum_{j=1}^L \left( y_j(t) - \sum_{n=1}^N a_j^n \hat{y}_n(t) \right)^2 \rightarrow \min. \quad (2)$$

Мінімізація критерію (2) зводиться до розв'язання системи нормальних рівнянь Гаусса, яку у векторно-матричній формі можна записати у вигляді

$$\hat{y} = (A'A)^{-1}A'y, \quad (3)$$

де

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & a_1^2 & \dots & a_1^N \\ a_2 & a_2^2 & \dots & a_2^N \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_L & a_L^2 & \dots & a_L^N \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_1(t) \\ y_2(t) \\ \dots \\ y_L(t) \end{bmatrix}, \quad \hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1(t) \\ \hat{y}_2(t) \\ \dots \\ \hat{y}_N(t) \end{bmatrix};$$

$A'$  – транспонована матриця.

Якщо на вхід ОРС подаються тестові ступінчасті сигнали  $x(t) = \theta(t)$  ( $\theta(t)$  – функція Гевісайда), з амплітудами  $a_1, a_2, \dots, a_L$  то отримуються оцінки перехідних характеристик  $\hat{h}_1^{(N)}(t) = \hat{y}_1(t)$  та діагональних перетинів перехідних характеристик ОРС  $\hat{h}_2^{(N)}(t, t) = \hat{y}_2(t), \dots, \hat{h}_N^{(N)}(t, \dots, t) = \hat{y}_N(t)$  [12].

Відгуки досліджуваних моделей ОРС *Model1* при дії тестових ступінчастих сигналів з амплітудами  $a_j$  ( $j = 1, 2, \dots, L$ ) обчислюються у загальному випадку на основі виразу:

$$\tilde{y}_j(t | a_j) = a_j \hat{y}_1(t) + a_j^2 \hat{y}_2(t) + \dots + a_j^N \hat{y}_N(t), \quad (4)$$

або

$$\tilde{y}_j(t | a_j) = a_j \hat{h}_1^{(N)}(t) + a_j^2 \hat{h}_2^{(N)}(t, t) + \dots + a_j^N \hat{h}_N^{(N)}(t, \dots, t). \quad (5)$$

Модель *Model2*, побудована за допомогою тестових візуальних стимулів, що діють на ОРС у вертикальному напрямку. При цьому тестові ступінчасті сигнали  $b_1\theta(t), b_2\theta(t), \dots, b_L\theta(t)$  послідовно подаються на вхід ОРС, де  $b_1, b_2, \dots, b_L$  ( $L \geq N$ ) – різні дійсні числа, що задовольняють умовам  $0 < b_j \leq 1, \forall j = 1, 2, \dots, L$ .

Парціальні складові  $\hat{z}_n(t)$  ( $n = 1, 2, \dots, N$ ) апроксимаційної моделі визначаються методом МНК, що забезпечує мінімізацію суми квадратів відхилень між відгуками ОРС  $z(b_j\theta(t)) = z_j(t)$  та відгуками моделі  $\hat{z}_N(b_j\theta(t))$ . Мінімізація критерію зводиться до розв'язання системи нормальних рівнянь Гауса, яку можна записати у векторно-матричній формі:

$$\hat{z} = (B'B)^{-1}B'z, \quad (6)$$

де

$$B = \begin{bmatrix} b_1 & b_1^2 & \dots & b_1^N \\ b_2 & b_2^2 & \dots & b_2^N \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b & b^2 & \dots & b^N \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} z_1(t) \\ z_2(t) \\ \dots \\ z_L(t) \end{bmatrix}, \quad \hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{z}_1(t) \\ \hat{z}_2(t) \\ \dots \\ \hat{z}_N(t) \end{bmatrix};$$

$B'$  – транспонована матриця.

Оцінки перехідних характеристик  $\hat{g}_1^{(N)}(t) = \hat{z}_1(t)$  та діагональних перетинів перехідних характеристик ОРС у вертикальному напрямку  $\hat{g}_2^{(N)}(t, t) = \hat{z}_2(t), \dots, \hat{g}_N^{(N)}(t, \dots, t) = \hat{z}_N(t)$  визначаються аналогічно, як при побудові моделі *Modell*.

Відгуки досліджуваних моделей ОРС *Model2* при дії тестових ступінчастих сигналів з амплітудами  $b_j (j = 1, 2, \dots, L)$  обчислюються у загальному випадку за виразами:

$$\tilde{z}_j(t | b_j) = b_j \hat{z}_1(t) + b_j^2 \hat{z}_2(t) + \dots + b_j^N \hat{z}_N(t) \quad (7)$$

або

$$\tilde{z}_j(t | b_j) = b_j \hat{g}_1^{(N)}(t) + b_j^2 \hat{g}_2^{(N)}(t, t) + \dots + b_j^N \hat{g}_N^{(N)}(t, \dots, t). \quad (8)$$

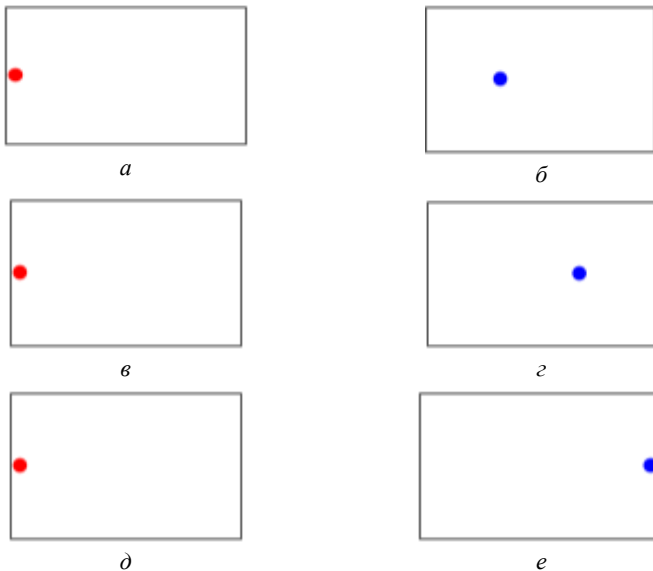
**2. Отримання експериментальних даних ОРС.** Оцінки точності моделей ОРС, побудованих на основі рядів та поліномів Вольтерри, досліджувалися в роботі [12], де виконано порівняння за точністю моделей трьох порядків та відповідних методів ідентифікації. У даному дослідженні основну увагу зосереджено на квадратичній моделі Вольтерри, побудованій методом найменших квадратів із використанням тестових ступінчастих сигналів різної амплітуди. Реакція ОРС на тестові ступінчасті сигнали вигляду  $x(t) = a_j \theta(t)$  ( $j = 1, 2, 3$ ), аналізується для амплітуд  $a_j (j = 1, 2, 3)$ :  $a_1 = (1/3)l_x$ ,  $a_2 = (2/3)l_x$ ,  $a_3 = l_x$  ( $l_x$  – ширина екрана монітора комп'ютера в пікселях). Використання таких сигналів розглядалося в контексті побудови моделей Вольтерри. Для підвищення точності моделі можуть застосовуватися додаткові тестові сигнали, наприклад чотири, п'ять або більше. Але це призводить до підвищення часу експериментальних досліджень та ускладнює обробку отриманих даних.

Для експериментів у вертикальному напрямку аналогічні реакції ОРС на тестові ступінчасті сигнали  $u(t) = b_k \theta(t)$  з різними амплітудами  $b_k$ , ( $k = 1, 2, 3$ ):  $b_1 = (1/3)l_y$ ,  $b_2 = (2/3)l_y$ ,  $b_3 = l_y$  ( $l_y$  – висота екрана в пікселях). Застосування таких тестових сигналів дозволяє отримати перехідні функції першого порядку та діагональні перетини перехідних функцій ОРС других порядків ОРС, що впливає з інтерпретації алгоритму ідентифікації при використанні зазначених тестових стимулів (4), (5), (7), (8).

Для ідентифікації ОРС емпіричні дані отримано в експериментах типу «вхід-вихід» із використанням інноваційної технології айтрекінгу. Для реєстрації реакцій ока на ортогональні ступінчасті візуа-

льні стимули, що подавалися окремо вздовж горизонтальної та вертикальної осей, застосовувався айтрекер Tobii Pro TX300. Вимірювання виконувалися в різний час доби, зокрема у станах «Вранці» (перед роботою) та «Ввечері» (після роботи), а також у різні дні [11]. Повний цикл дослідження ОРС для одного учасника включає три експерименти з тестовими сигналами зростаючої амплітуди, які послідовно виконувалися вздовж кожної з осей.

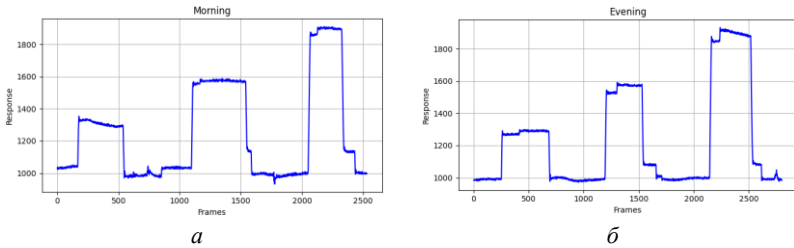
Під час кожного циклу дослідження ОРС учасник спочатку фіксує погляд у початковій позиції (червона точка). Після короткої затримки (1..2 с) точка зникає і з'являється тестовий стимул (синя точка), який демонструється протягом 2..3 с на першій тестовій амплітуді вздовж відповідної осі. Після цього знову з'являється червона точка фіксації, що дозволяє респонденту повернути погляд у початкове положення (рис. 1). Ця процедура повторюється для другого та третього тестових стимулів. Відповідні необроблені вихідні сигнали айтрекера для експериментальних досліджень в горизонтальному напрямку для станів «Вранці» та «Ввечері» наведено на рис. 2.



**Рис. 1.** Візуальні стимули: а), в), д) – початкове положення; положення тестових стимулів:  $a_1$  (б),  $a_2$  (г),  $a_3$  (е)

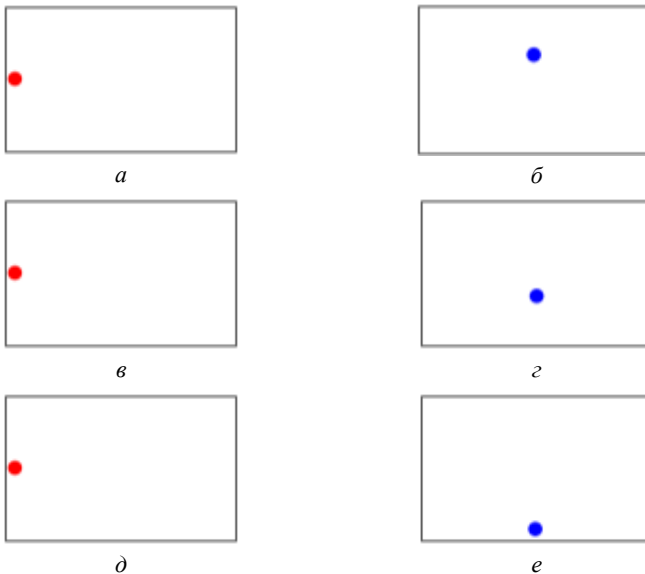
Слід зазначити, що реєструються рухи очей, які відповідають саме саккадам (*Saccade*), тобто швидким рухам ока, при яких переміщується точка фіксації з одного візуального об'єкта (точки) на інший. Інші типи рухів очей, зокрема плавне стеження (*Smooth Pursuit*), у даному дослідженні не розглядалися. Експериментальні досліджен-

ня в горизонтальному та вертикальному напрямках проводилися послідовно в межах однієї експериментальної сесії, що забезпечувало однакові фізіологічні умови для респондента.

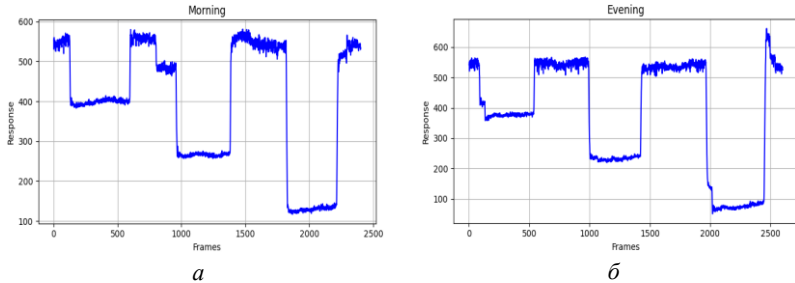


**Рис. 2.** Необроблені вихідні сигнали айтрекера, які отримані в експериментах у горизонтальному напрямку для стану респондента: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

Експеримент у вертикальному напрямку виконувався за аналогічною процедурою, при цьому візуальні стимули виводилися на екран монітору у напрямку зверху вниз. Початкова позиція фіксації та послідовні вертикальні положення тестового стимулу приведено на рис. 3, а відповідні необроблені вихідні сигнали айтрекера для станів респондента «Вранці» та «Ввечері» наведено на рис. 4.



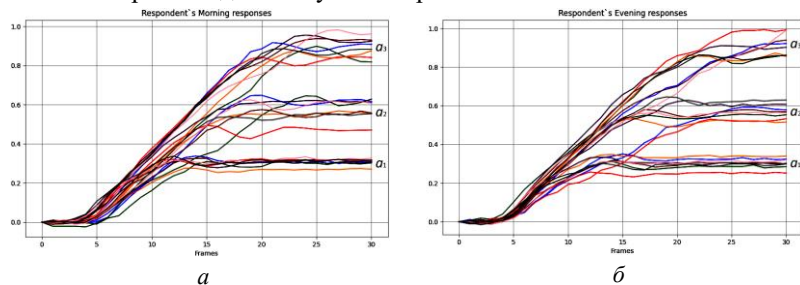
**Рис. 3.** Візуальні стимули: а), в), д) – початкове положення; положення тестових стимулів: б<sub>1</sub> (б), б<sub>2</sub> (г), б<sub>3</sub> (е)



**Рис. 4.** Необроблені вихідні сигнали айтрекера, які отримані в експериментах у вертикальному напрямку для стану респондента: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

**3. Моделі OPC Model1 та Model2.** Досліджуються особливості використання експериментальних даних для побудови моделей OPC та оцінюється мінливість усереднених перехідних характеристик залежно від психофізіологічного стану досліджуваного «Вранці» та «Ввечері». Відповідно до алгоритму ідентифікації (3), усі експериментальні дані відгуків OPC були приведені до спільної початкової точки (синхронізовано).

Емпіричні дані, що отримані в результаті експериментів в горизонтальному напрямку, позначаються як *Dataset1*. Дані, отримані в результаті експериментів у вертикальному напрямку, позначаються як *Dataset2*. Набір *Dataset1* містить 8 спостережень, що відповідають стану «Вранці», та 8 спостережень для стану «Ввечері», як показано на рис. 5. Набір *Dataset2* містить 7 спостережень для стану «Вранці» та 8 спостережень для стану «Ввечері».



**Рис. 5.** Синхронізовані експериментальні відгуки OPC при їх тестуванні у горизонтальному напрямку (*Dataset1*) для станів: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

Для підвищення різноманітності даних та забезпечення стійкості подальшого статистичного аналізу було згенеровано додаткові синтетичні дані на основі семи реальних експериментальних спостережень із використанням моделі *Variational Autoencoder (VAE)*, реалізованої в се-

редовищі *Python* із застосуванням бібліотек *TensorFlow* та *Keras*. Це забезпечує формування трьох додаткових експериментальних відгуків OPC на основі наявних даних із збереженням їх характерних часових залежностей. Згенеровані сигнали відтворюють основні особливості динаміки руху очей. Дані вертикальних експериментів наведено на рис. 6.

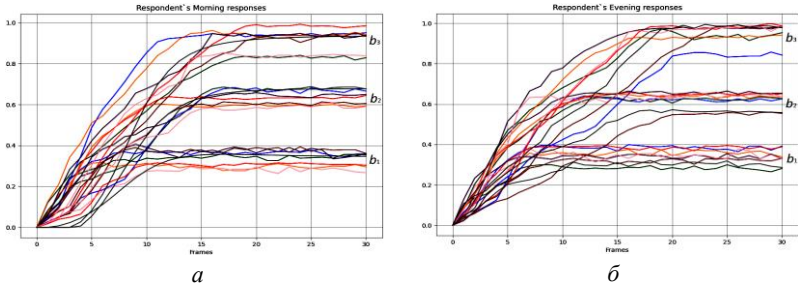


Рис. 6. Синхронізовані експериментальні відгуки OPC при їх тестуванні у вертикальному напрямку (*Dataset2*) для станів: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

Моделі OPC *Model1* та *Model2* побудовані окремо на основі експериментальних даних при тестуванні у горизонтальному і вертикальному напрямках, відповідно. Перехідні характеристики, отримані на основі даних *Dataset1*, позначаються як  $\hat{h}_1^{(N)}(t)$  та  $\hat{h}_2^{(N)}(t,t)$ . Перехідні характеристики, отримані на основі даних *Dataset2*, позначаються як  $\hat{g}_1^{(N)}(t)$  та  $\hat{g}_2^{(N)}(t,t)$ . Відповідні перехідні функції першого та другого порядків наведено на рис. 7 та рис. 8 разом з їх усередненими значеннями (штрих-пунктир) для станів «Вранці» та «Ввечері».

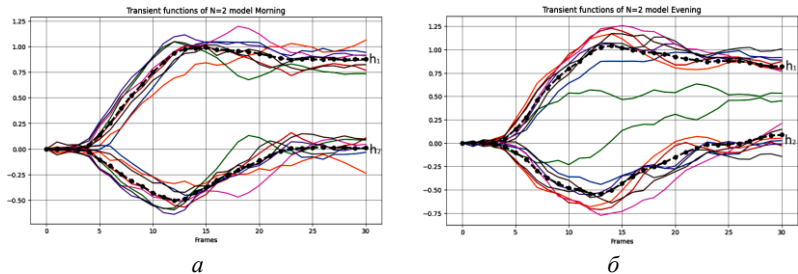


Рис. 7. Перехідні характеристики першого та другого порядків моделі OPC *Model1* та їх усереднені значення (штрих-пунктир) для станів: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

Мінливість (відхилення) усереднених перехідних характеристик моделей OPC *Model1* для станів респондента «Вранці»  $\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m)$  та «Ввечері»  $\hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)$  оцінювалася за допомогою таких показників:

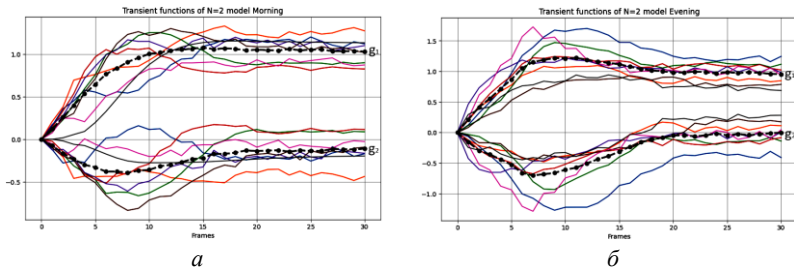
$\sigma_{nN}$  – максимальне відхилення

$$\sigma_{nN} = \max_{m \in \{0, M\}} |\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)|; \quad (9)$$

$\varepsilon_{nN}$  – нормалізоване середньоквадратичне відхилення (НСКВ)

$$\varepsilon_{nN} = \left( \frac{\sum_{m=0}^M \left( \hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m) \right)^2}{\sum_{m=0}^M \left( \hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) \right)^2} \right)^{1/2}; \quad (10)$$

де  $n = 1, 2, \dots, N$ ;  $M$  – кількість семплів на інтервалі спостереження перехідних процесів відгуків ОРС.



**Рис. 8.** Перехідні характеристики першого та другого порядків моделі ОРС Model2 та їх усереднені значення (штрих-пунктир) для станів: а) «Вранці»; б) «Ввечері»

Використовуючи перехідні характеристики моделі ОРС Model2, показники варіабельності можуть бути представлено у вигляді формул (9) та (10), в станах «Вранці»  $\hat{g}_{nN}^{(M)}(t_m)$  та «Ввечері»  $\hat{g}_{nN}^{(E)}(t_m)$ . Показники мінливості усереднених перехідних характеристик ОРС для Model1 та Model2 наведено в табл. 1.

Таблиця 1

Показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей Model1 та Model2

| Модель | $\varepsilon_{1N}$ | $\sigma_{1N}$ | $\varepsilon_{2N}$ | $\sigma_{2N}$ |
|--------|--------------------|---------------|--------------------|---------------|
| Model1 | 0.045              | 0.0706        | 0.2444             | 0.0796        |
| Model2 | 0.1257             | 0.3209        | 0.7174             | 0.3226        |

**4. Формування датасетів.** Для оцінювання діагностичної цінності просторів ознак, що формуються на основі перехідних характеристик ОРС першого та другого порядків, з метою класифікації психофізіологічних станів респондентів, застосовуються методи машинного навчання.

Для аналізу використовуються наступні позначення:

- $E_0$  – простір евристичних ознак, сформований з перехідних характеристик моделі ОРС Model1;

- $\tilde{E}_0$  – простір евристичних ознак, сформований з перехідних характеристик моделі *OPC Model2*;
- $W$  – простір ознак, сформований на основі коефіцієнтів апроксимації та детальних коефіцієнтів, отриманих у результаті вейвлет-декомпозиції перехідних характеристик *Model1*;
- $\tilde{W}$  – простір ознак, сформований на основі коефіцієнтів апроксимації та детальних коефіцієнтів, отриманих у результаті вейвлет-декомпозиції перехідних характеристик *Model2*.

Простори ознак  $E_0$  та  $\tilde{E}_0$ . Для побудови простору  $E_0$  застосовується параметризація перехідних характеристик OPC на основі моделей M2.2 [12] із використанням формальних співвідношень визначення евристичних ознак, наведених у табл. 2 (редукція моделей). Вибір евристичних ознак обґрунтований результатами попередніх досліджень, у яких було показано їхню інформативність та чутливість до змін психофізіологічного стану респондента [12]. Евристичні ознаки, які визначаються на основі перехідних характеристик моделі *Model1*, є підмножиною ознак  $e_k \in E_0, k = \overline{1, 21}$ , досліджених у [13].

Простір ознак  $\tilde{E}_0$  формується аналогічно простору  $E_0$  відповідно до наведених вище визначень, із використанням перехідних характеристик першого  $\hat{g}_1(t_m)$  та другого порядків  $\hat{g}_2(t_m, t_m)$  моделі *OPC Model2*.

Простори ознак  $W$  та  $\tilde{W}$ . Простір ознак  $W$  формується за допомогою вейвлет-декомпозиції [14] перехідних характеристик першого та другого порядків. Декомпозиція виконується із застосуванням дискретного вейвлет-перетворення (DWT), де використовується базовий вейвлет *Coiflet 4* із рівнем декомпозиції 2.

Вектор ознак формується з перших п'яти апроксимаційних коефіцієнтів (*ca*) разом із першими п'ятьма детальними коефіцієнтами (*cd*), отриманими на другому рівні декомпозиції. Кожна ознака у просторі  $W$  позначається як  $w_m \in W, m = \overline{1, 10}$ , де  $w_1 = ca[1], \dots, w_5 = ca[5], w_6 = cd[1], \dots, w_{10} = cd[5]$ .

Ознаки простору  $W$ , які визначаються на основі моделі *Model1*, позначаються як  $w_m$ . Для моделі *Model2* ознаки простору  $\tilde{W}$  позначаються як  $\tilde{w}_m$ .

Таблиця 2

Евристичні ознаки для моделей OPC M2.2

| № | Ознаки | Формальне визначення            | № | Ознаки   | Формальне визначення                      |
|---|--------|---------------------------------|---|----------|---|
| 1 | $e_1$  | $\sum_{m=0}^M  \hat{h}_1(t_m) $ | 8 | $e_{11}$ | $\arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m)$ |

Продовження таблиці 2

|   |          |  |    |          |  |
|---|----------|--|----|----------|--|
| 2   | $e_2$    | $\sum_{m=0}^M  \hat{h}_2(t_m, t_m) $           | 9  | $e_{12}$ | $\min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m)$        |
| 3   | $e_4$    | $\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m)$           | 10 | $e_{13}$ | $\arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m)$   |
| 4   | $e_5$    | $\arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m)$      | 11 | $e_{16}$ | $\max_{m \in [0, M]}  \hat{h}_1(t_m) $           |
| 5   | $e_6$    | $\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m)$      | 12 | $e_{17}$ | $\arg \max_{m \in [0, M]}  \hat{h}_1(t_m) $      |
| 6   | $e_7$    | $\arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m)$ | 13 | $e_{18}$ | $\max_{m \in [0, M]}  \hat{h}_2(t_m, t_m) $      |
| 7   | $e_{10}$ | $\min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m)$           | 14 | $e_{19}$ | $\arg \max_{m \in [0, M]}  \hat{h}_2(t_m, t_m) $ |
| $\hat{h}_1(t_m)$ , $\hat{h}_2(t_m, t_m)$ – похідні перехідних характеристик першого та другого порядку, відповідно. |          |  |    |          |  |

**5. Класифікація психофізіологічного стану.** Для оцінювання психофізіологічного стану людини використовуються статистичні методи машинного навчання на основі даних отриманих перехідних характеристик моделей *Model1* та *Model2* OPC у сформованих просторах ознак  $E_0$ ,  $\tilde{E}_0$ ,  $W$  та  $\tilde{W}$ .

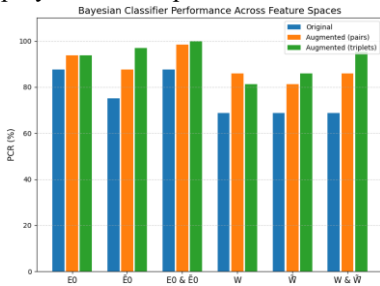
У роботі застосовано два підходи до класифікації за допомогою байєсівського класифікатора (*Gaussian Naive Bayes*) та метода опорних векторів (*Support Vector Machine – SVM*) з гаусівським ядром. Програмну реалізацію алгоритмів виконано в середовищі *Python* із використанням бібліотеки *scikit-learn*.

Для підвищення репрезентативності вибірок виконано аугментацію датасетів шляхом додавання адитивного гаусового шуму з рівнями 1%, 3% та 5%. З огляду на обмежений обсяг датасетів для оцінювання узагальнюючої здатності класифікаторів застосовано процедуру *Stratified k-Fold cross-validation*, що забезпечує статистично збалансоване формування навчальних та тестових вибірок даних. Для оригінальних даних використовувалася *8-Fold cross-validation*, для розширених датасетів – *32-Fold cross-validation*, що дозволило зберегти баланс класів після аугментації.

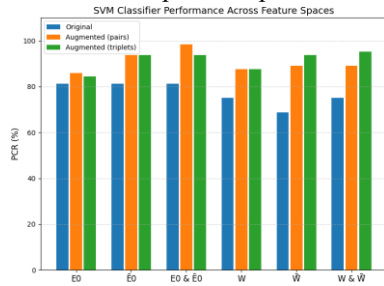
Достовірність класифікації оцінюється значенням імовірності правильного розпізнавання (ІПР). Для визначення найбільш інформативних ознак було застосовано повний перебір комбінацій, що дозволило дослідити набори з двох ознак для всіх датасетів та набори з трьох ознак для розширених датасетів.

**5.1. Узагальнені результати класифікації.** Результати класифікації психофізіологічного стану з використанням байєсівського та SVM кла-

сифікаторів наведено в табл. 3 та табл. 4, відповідно. У таблицях представлено максимальні значення ІПР  $P_{max}$ , які отримано для оригінальних і розширених датасетів у різних просторах ознак. Візуалізацію отриманих результатів для різних підходів та ознак наведено на рис. 9 та рис. 10.



**Рис. 9.** Порівняння  $P_{max}$ , що отримано із використанням класифікатора Байєса для оригінальних та розширених датасетів (поєднання 2-х та 3-х ознак)



**Рис. 10.** Порівняння  $P_{max}$ , що отримано із використанням SVM класифікатора для оригінальних та розширених датасетів (поєднання 2-х та 3-х ознак)

Додатково у табл. 5 та табл. 6 наведено репрезентативні комбінації ознак для байєсівського та SVM класифікаторів із відповідними метриками якості класифікації, що дозволяє детальніше оцінити ефективність розпізнавання психофізіологічного стану у різних датасетах.

Отримані результати демонструють, що розширення датасетів шляхом додавання шуму дозволяє підвищити стійкість і узагальнювальну здатність класифікаторів, що особливо важливо за умов обмеженого обсягу експериментальних даних. Для більш детального аналізу отриманих результатів та виявлення найбільш інформативних комбінацій ознак у подальшому розглянуто результати класифікації окремо для моделей *Model1*, *Model2* та їх комбінованого використання.

Таблиця 3

Максимальні значення ІПР, що отримано за допомогою байєсівського класифікатора, для оригінальних і розширених датасетів у просторах ознак  $E_0$ ,  $\tilde{E}_0$ ,  $W$  та  $\tilde{W}$ , %

| Простір ознак        | Оригінальні дані | Розширені дані (поєднання 2-х ознак) | Розширені дані (поєднання 3-х ознак) |
|----------------------|------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| $E_0$                | 87.5             | 93.75                                | 93.75                                |
| $\tilde{E}_0$        | 75               | 87.5                                 | 96.88                                |
| $E_0 \& \tilde{E}_0$ | 87.5             | 98.44                                | ~100                                 |
| $W$                  | < 75             | 85.94                                | 81.25                                |
| $\tilde{W}$          | < 75             | 81.25                                | 85.94                                |
| $W \& \tilde{W}$     | < 75             | 85.94                                | 95.31                                |

Таблиця 4

Максимальні значення ІПР, що отримані за допомогою SVM класифікатора для оригінальних і розширених датасетів у просторах ознак  $E_0$ ,  $\tilde{E}_0$ ,  $W$  та  $\tilde{W}$ , %

| Простір ознак         | Оригінальні дані | Розширені дані (поєднання 2-х ознак) | Розширені дані (поєднання 2-х ознак) |
|-----------------------|------------------|--------------------------------------|--------------------------------------|
| $E_0$                 | 81.25            | 85.94                                | 84.38                                |
| $\tilde{E}_0$         | 81.25            | 93.75                                | 93.75                                |
| $E_0$ & $\tilde{E}_0$ | 81.25            | 98.44                                | 93.75                                |
| $W$                   | 75.0             | 87.5                                 | 87.5                                 |
| $\tilde{W}$           | < 75.0           | 89.06                                | 93.75                                |
| $W$ & $\tilde{W}$     | 75.0             | 89.06                                | 95.31                                |

Таблиця 5

Метрики якості класифікації для репрезентативних датасетів (байєсівський класифікатор)

| Набір ознак   | Датасети    | Accuracy (ІПР) | Recall | Precision | F1-Score |
|---|-------------|----------------|--------|-----------|----------|
| $e_4$ & $e_5$                                       | Оригінальні | 0.875          | 0.875  | 0.8125    | 0.8333   |
| $e_{12}$ & $\tilde{e}_4$                            | Розширені   | 0.9844         | 0.9844 | 0.9766    | 0.9792   |
| $\tilde{e}_4$ & $\tilde{e}_{13}$ & $\tilde{e}_{19}$ | Розширені   | 0.9688         | 0.9688 | 0.9531    | 0.9583   |
| $w_2$ & $\tilde{w}_5$                               | Розширені   | 0.8594         | 0.8594 | 0.7891    | 0.8125   |
| $w_1$ & $\tilde{w}_7$ & $\tilde{w}_8$               | Розширені   | 0.9531         | 0.9531 | 0.9297    | 0.9375   |

Таблиця 6

Метрики якості класифікації для репрезентативних датасетів (SVM класифікатор)

| Набір ознак                                 | Датасети    | Accuracy (ІПР) | Recall | Precision | F1- Score |
|---|-------------|----------------|--------|-----------|-----------|
| $e_4$ & $e_{12}$                            | Оригінальні | 0.8125         | 0.8125 | 0.7188    | 0.75      |
| $e_{12}$ & $\tilde{e}_{10}$                 | Розширені   | 0.9844         | 0.9844 | 0.9766    | 0.9792    |
| $e_6$ & $\tilde{e}_{13}$ & $\tilde{e}_{18}$ | Розширені   | 0.9375         | 0.9375 | 0.9062    | 0.9167    |
| $w_2$ & $\tilde{w}_5$                       | Розширені   | 0.8906         | 0.8906 | 0.8359    | 0.8542    |
| $w_8$ & $\tilde{w}_7$ & $\tilde{w}_8$       | Розширені   | 0.9531         | 0.9531 | 0.9297    | 0.9375    |

**5.2. Деталізація результатів класифікації.** Аналіз результатів класифікації наведено нижче для кожного з розглянутих датасетів і просторів ознак, що дозволяє визначити найбільш інформативні ознаки та їх комбінації для різних методів до класифікації.

**5.2.1. Класифікація на основі *Model1*.** Навчання класифікаторів виконувалося для датасету, сформованого на основі експериментальних досліджень ОРС в горизонтальних напрямках, тобто на основі перехідних характеристик першого і другого порядків моделі *Model1*.

*Байссівський класифікатор.*

Простір ознак  $E_0$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 87.5\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right); \quad (11)$$

- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right); \quad (12)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо у таких комбінаціях ознак:  $e_1 \& e_5 \& e_{12}$ ;  $e_2 \& e_5 \& e_{11}$ ;  $e_2 \& e_5 \& e_{12}$ ;  $e_5 \& e_{11} \& e_{12}$  та  $e_5 \& e_{12} \& e_{17}$  (табл. 2).

Простір ознак  $W$ :

- для оригінальних даних маємо низьку достовірність класифікації;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 85.94\%$  маємо у пари ознак  $w_2 \& w_8$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 81.25\%$  для наборів:  $w_1 \& w_2 \& w_8$  та  $w_1 \& w_7 \& w_8$ .

*SVM-класифікатор.*

Простір ознак  $E_0$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 81.25\%$  маємо у пар ознак:

$$\left( e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( e_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right); \quad (13)$$

$$\left( e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right); \quad (14)$$

- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 85.94\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( e_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right); \quad (15)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 84.38\%$  для набору  $e_1 \& e_7 \& e_{11}$  (табл. 2).

Простір ознак  $W$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 75\%$  маємо у парах ознак  $w_7 \& w_8$  та  $w_8 \& w_9$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 87.5\%$  маємо у пари  $w_4 \& w_8$ ;

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 87.5\%$  маємо у таких комбінаціях ознак:  $w_4 \& w_6 \& w_8$ ;  $w_4 \& w_7 \& w_8$ ;  $w_4 \& w_8 \& w_9$ ;  $w_4 \& w_8 \& w_{10}$ ;  $w_6 \& w_8 \& w_9$ ;  $w_6 \& w_8 \& w_{10}$ .

**5.2.2 Класифікація на основі Model2.** Навчання класифікаторів виконувалося для датасету, сформованого на основі експериментальних досліджень ОРС в вертикальних напрямках, тобто на основі перехідних характеристик першого і другого порядків моделі Model2.

*Байєсівський класифікатор.*

Простір ознак  $\tilde{E}_0$ :

- для оригінальних даних маємо низьку достовірність класифікації;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 87.5\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{16} = \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}'_1(t_m) | \right) \quad (16)$$

та  $P_{max} = 85.94\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{18} = \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}'_2(t_m, t_m) | \right); \quad (17)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 96.88\%$  маємо у комбінації  $\tilde{e}_4 \& \tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{19}$  (табл. 2).

Простір ознак  $\tilde{W}$ :

- для оригінальних даних маємо низьку достовірність класифікації;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 81.25\%$  маємо у пари  $\tilde{w}_5 \& \tilde{w}_8$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 85.94\%$  маємо у комбінації  $\tilde{w}_2 \& \tilde{w}_4 \& \tilde{w}_7$ .

*SVM-класифікатор.*

Простір ознак  $\tilde{E}_0$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 81.25\%$  маємо у парах ознак:

$$\left( \tilde{e}_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right), \quad (18)$$

$$\left( \tilde{e}_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}'_1(t_m) | \right) \& \left( \tilde{e}_{19} = \arg \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}'_2(t_m, t_m) | \right); \quad (19)$$

- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо у парах ознак:

$$\left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{18} = \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}'_2(t_m, t_m) | \right), \quad (20)$$

$$\left( \tilde{e}_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}_1(t_m) | \right) \& \left( \tilde{e}_{19} = \arg \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}_2(t_m, t_m) | \right); \quad (21)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо у таких комбінаціях ознак:  $\tilde{e}_4 \& \tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{18}$ ;  $\tilde{e}_6 \& \tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{18}$ ;  $\tilde{e}_{10} \& \tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{18}$ ;  $\tilde{e}_{12} \& \tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{18}$  та  $\tilde{e}_{13} \& \tilde{e}_{16} \& \tilde{e}_{18}$  (табл. 2).

Простір ознак  $\tilde{W}$ :

- для оригінальних даних маємо низьку достовірність класифікації;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 87.5\%$  маємо для пар ознак  $\tilde{w}_1 \& \tilde{w}_3$ ,  $\tilde{w}_7 \& \tilde{w}_8$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо для комбінації  $\tilde{w}_7 \& \tilde{w}_8 \& \tilde{w}_9$ .

**5.2.3 Класифікація на основі комбінованого датасету *Model1* та *Model2*.** Навчання класифікаторів виконувалося для датасету, сформованого на основі експериментальних досліджень ОРС в горизонтальних та вертикальних напрямках, тобто на основі перехідних характеристик першого і другого порядків моделей *Model1* та *Model2*.

*Байєсівський класифікатор.*

Простір ознак  $E_0$  та  $\tilde{E}_0$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 87.5\%$  маємо у парах ознак:

$$\left( e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{g}_1(t_m) \right), \quad (22)$$

$$\left( e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2(t_m, t_m) \right), \quad (23)$$

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{16} = \max_{m \in [0, M]} | \hat{g}_1(t_m) | \right); \quad (24)$$

- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 98.44\%$  маємо у пари ознак:

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{g}_1(t_m) \right), \quad (25)$$

та  $P_{max} = 96.88\%$  маємо для пари ознак:

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2(t_m, t_m) \right); \quad (26)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} \approx 100\%$  маємо у таких комбінаціях ознак:

$$\left( e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right) \& \left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2(t_m, t_m) \right); \quad (27)$$

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( e_{18} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2'(t_m, t_m) \right). \quad (28)$$

Простір ознак  $W$  та  $\tilde{W}$ :

- для оригінальних даних маємо низьку достовірність класифікації;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 85.94\%$  маємо у пари  $w_1 \& \tilde{w}_8$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 95.31\%$  маємо у комбінації  $w_1 \& \tilde{w}_7 \& \tilde{w}_8$ .

*SVM-класифікатор.*

Простір ознак  $E_0$  та  $\tilde{E}_0$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 81.25\%$  маємо у парах ознак:

$$\left( e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{g}_1'(t_m) \right), \quad (29)$$

$$\left( e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2'(t_m, t_m) \right), \quad (30)$$

$$\left( e_7 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{17} = \max_{m \in [0, M]} \hat{g}_1'(t_m) \right), \quad (31)$$

$$\left( e_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2'(t_m, t_m) \right), \quad (32)$$

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_1'(t_m) \right), \quad (33)$$

$$\left( e_{16} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_1(t_m)| \right) \& \left( \tilde{e}_{16} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{g}_1(t_m)| \right); \quad (34)$$

- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 98.44\%$  маємо у парах ознак

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_1'(t_m) \right), \quad (35)$$

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (36)$$

- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 93.75\%$  маємо у таких комбінаціях ознак:

$$\left( e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{18} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{g}_2(t_m, t_m)| \right), \quad (37)$$

$$\left( e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{18} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{g}_2(t_m, t_m)| \right), \quad (38)$$

$$\left( e_{18} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}'_2(t_m, t_m)| \right) \& \left( \tilde{e}_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{g}'_2(t_m, t_m) \right) \& \left( \tilde{e}_{18} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{g}_2(t_m, t_m)| \right). \quad (39)$$

Простір ознак  $W$  та  $\tilde{W}$ :

- для оригінальних даних  $P_{max} = 75.0\%.25\%$  маємо у пари ознак  $w_1 \& \tilde{w}_4$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 2-х ознак  $P_{max} = 89.06\%$  маємо у пари  $w_2 \& \tilde{w}_5$ ;
- для розширених даних у поєднаннях 3-х ознак  $P_{max} = 95.31\%$  маємо у комбінації  $w_8 \& \tilde{w}_7 \& \tilde{w}_8$ .

**Висновки.** Досліджується око-рухова система людини за допомогою нелінійних інтегральних моделей, представлених квадратичними поліномами Вольтерри у вигляді одновимірних та двовимірних перехідних характеристик. Експериментальні дані «вхід-вихід» отримано за допомогою технології айтрекінгу при дії тестових ступінчастих сигналів різної амплітуди, що забезпечило ідентифікацію ОРС із достатньою для практичних застосувань точністю.

Експериментальні дослідження ОРС виконано в ортогональних напрямках – по горизонталі та по вертикалі. На основі отриманих даних побудовано інтегральні моделі ОРС *Model1* та *Model2*, що відповідають горизонтальним та вертикальним рухам очей, відповідно. На основі отриманих перехідних характеристик сформовано простори діагностичних ознак: евристичний простір та простір ознак, побудований з коефіцієнтів вейвлет-декомпозицій перехідних характеристик. В отриманих просторах ознак застосовуються статистичні методи машинного навчання класифікаторів психофізіологічного стану людини.

Для підвищення репрезентативності виконано аугментацію датасетів шляхом додавання гаусового шуму з рівнями 1%, 3% та 5%. Це дало змогу розширити датасети та визначити оцінки інформативності різних поєднань ознак (по двоє та троє). Ефективність класифікації оцінювали за значенням ймовірності правильного розпізнавання (ІПР). Для перевірки узагальнюючої здатності класифікаторів застосовано процедуру *Stratified k-Fold cross-validation* (8 образів із оригінальними даними і 32 – з розширеними). Повний перебір поєднань ознак дозволив визначити пари та трійки ознак, що забезпечують максимальні значення ІПР  $P_{max}$ .

Новизна роботи полягає у проведенні класифікації психофізіологічного стану людини не лише для експериментів, отриманих при дослідженні горизонтальних та вертикальних рухів очей окремо, але й для їх

комбінованого варіанта. Такий підхід дав змогу дослідити вплив поєднання даних моделей *Model1* та *Model2* на достовірність розпізнавання та оцінити ефективність комбінацій діагностичних ознак.

Отримані результати показали позитивний вплив аугментації даних та використання комбінацій ознак на ефективність класифікації. Для байєсівського класифікатора використання оригінальних пар евристичних ознак на основі *Model1* забезпечило максимальне значення ІПР  $P_{max} = 87.5\%$ , для *Model2* –  $75\%$ , а для їх поєднання –  $87.5\%$ . Після аугментації датасетів ці значення зросли до  $93.75\%$  для *Model1*,  $87.5\%$  для *Model2* та  $98.44\%$  для їх комбінації.

У просторі ознак на основі вейвлет коефіцієнтів отримано низьке значення ІПР для оригінальних пар ознак на основі окремих і комбінованих датасетів. Після аугментації результати зросли до  $P_{max} = 85.94\%$  для *Model1*,  $P_{max} = 81.25\%$  для *Model2* та  $P_{max} = 85.94\%$  для комбінованого датасету.

Комбінації з трьох ознак забезпечують додаткове підвищення ефективності розпізнавання. В евристичних просторах ознак  $P_{max} = 93.75\%$  для *Model1*,  $P_{max} = 96.88\%$  для *Model2* та  $P_{max} = 99\%$  для комбінованого датасету. У просторах вейвлет-ознак відповідні значення становили  $81.25\%$ ,  $85.94\%$  та  $95.31\%$ , відповідно.

SVM-класифікатори загалом показали нижчі результати порівняно з байєсівським класифікатором. Для пар евристичних ознак максимальне значення ІПР становило  $P_{max} = 81.25\%$  для *Model1*, *Model2* та комбінованого датасету. Після аугментації ці значення зросли до  $85.94\%$ ,  $93.75\%$  та  $98.44\%$ , відповідно. У просторах вейвлет-ознак для пар ознак ІПР становила  $P_{max} = 75\%$ , збільшуючись після аугментації до  $87.5\%$ ,  $89.06\%$  та  $89.06\%$ , відповідно.

Комбінації ознак по три для SVM-класифікатора також забезпечує підвищення ефективності класифікації:  $P_{max} = 84.38\%$  (для оригінальних даних),  $P_{max} = 93.75\%$  (для розширених даних, для 2-х ознак) та  $P_{max} = 93.75\%$  (для розширених даних, для 3-х ознак) у евристичних просторах ознак; і  $87.5\%$ ,  $93.75\%$  та  $95.31\%$ , відповідно – у вейвлет-просторах ознак. Отримані результати показали, що використання аугментації даних і комбінацій ознак більшої розмірності підвищує точність класифікації, при цьому байєсівський класифікатор демонструє вищі значення ІПР у досліджених діагностичних просторах ознак.

Результати досліджень підтверджують ефективність запропонованої інтелектуальної інформаційної технології діагностики психофізіологічного стану людини, що базується на нелінійній динамічній ідентифікації «вхід-вихід» ОРС за допомогою квадратичних моделей Вольтерри. Моделі визначаються на основі експериментальних даних рухів очей за допомогою технології айтрекінгу у горизонтальному та

вертикальному напрямках. Запропонований підхід створює передумови для подальшого розвитку методів машинного навчання для оцінювання психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу.

### Список використаних джерел:

1. Lu Y., Song L., Huang C., Fan T., Huang J., Zhang L., Luo X., Li Y., Shen Y. The association between eye movement characteristics and cognitive function in adolescents with major depressive disorder. *Psychiatry Research: Neuroimaging*. 2024. Vol. 345. Art. 111914. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.psychresns.2024.111914>.
2. Zhu J., Li J., Zhou L., Xu L., Pu C., Huang B., Zhou Q., Lin Y., Tang Y., Yang L., Shi C. Eye movements as predictor of cognitive improvement after cognitive remediation therapy in patients with schizophrenia. *Frontiers in Psychiatry*. 2024. Vol. 15. Art. 1395198. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1395198>
3. Ma X. T., Yao L. L., Liu S. W., Weng X. F., Bao R. Y., Yang Y. F., Li Y. F., Sun Y. Y., Xu D., Jia Z. Y., Hu, H. The link between eye movements and cognitive function in mild to moderate Alzheimer's disease. *Experimental Brain Research*. 2025. Vol. 243 (1). P. 39. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00221-024-06957-x>.
4. Eraslan Boz H., Koçoğlu K., Akkoyun M., Tüfekci I. Y., Ekin M., Özçelik P., Akdal G. Examination of eye movements during visual scanning of real-world images in Alzheimer's disease and amnesic mild cognitive impairment. *International Journal of Psychophysiology*. 2023. Vol. 190. P. 84-93. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2023.06.009>.
5. Brien D. C., Riek H. C., Yep R., Huang J., Coe B., Areshenkoff C., Grimes D., Jog M., Lang A., Marras C., Masellis M., McLaughlin P., Peltsch A., Roberts A., Tan B., Beaton D., Lou W., Swartz R., Munoz D. P. Classification and staging of Parkinson's disease using video-based eye tracking. *Parkinsonism & Related Disorders*. 2023. Vol. 110. Art. 105316. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2023.105316>.
6. Cont C., Stute N., Galli A., Schulte C., Wojtecki L. Eye tracking as biomarker compared to neuropsychological tests in Parkinson syndromes: An exploratory pilot study before and after deep transcranial magnetic stimulation. *Brain Sciences*. 2025. Vol. 15 (2). P. 180. DOI: <https://doi.org/10.3390/brainsci15020180>.
7. Toki E. I. Using eye-tracking to assess dyslexia: A systematic review of emerging evidence. *Education Sciences*. 2024. Vol. 14 (11). P. 1256. DOI: <https://doi.org/10.3390/educsci14111256>.
8. Guantay C. D., Mena-García L., Tola-Arribas M. Á., Garea García-Malvar M. J., Para-Prieto M., González Fernández G., Mayo-Iscar A., Pastor J. C. Accounting for visual field abnormalities when using eye-tracking to diagnose reading problems in neurological degeneration. *Journal of Eye Movement Research*. 2024. Vol. 17 (2). DOI: <https://doi.org/10.16910/jemr.17.2.2>.
9. García Cena C., Costa M. C., Salterén Pazmiño R., Santos C. P., Gómez-Andrés D., Benito-León J. Eye movement alterations in post-COVID-19 condition: A proof-of-concept study. *Sensors*. 2022. Vol. 22 (4). P. 1481. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22041481>.

10. Susanty E., Sijbrandij M., Srisayekti W. et al. The effect of eye movement desensitization on neurocognitive functioning compared to retrieval-only in PTSD patients: A randomized controlled trial. *BMC Psychiatry*. 2024. Vol. 24. P. 956. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12888-024-06420-9>.
11. Pavlenko V., Milosz M., Dzienkowski M. Identification of the oculo-motor system based on the Volterra model using eye tracking technology. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1603. Art. 012011. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011>.
12. Pavlenko V., Lukashuk D. Machine Learning Effectiveness of a Psychophysiological State Classification System based on Eye Tracking Technology. *WSEAS Transactions on Systems*. 2025. Vol. 24. P. 424-437. DOI: <https://doi.org/10.37394/23202.2025.24.37>.
13. Pavlenko V., Shamanina T., Chori V. Eye-tracking technology and its application in neuroscience. *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. 2023. Vol. 1. P. 187-193. DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348754>.
14. Sundararajan D., *Discrete Wavelet Transform: A Signal Processing Approach*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, USA, 2016. 344 p.

### References:

1. Lu Y., Song L., Huang C., Fan T., Huang J., Zhang L., Luo X., Li Y., Shen Y. The association between eye movement characteristics and cognitive function in adolescents with major depressive disorder. *Psychiatry Research: Neuroimaging*. 2024. Vol. 345. Art 111914. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.psychresns.2024.111914>.
2. Zhu J., Li J., Zhou L., Xu L., Pu C., Huang B., Zhou Q., Lin Y., Tang Y., Yang L., Shi C. Eye movements as predictor of cognitive improvement after cognitive remediation therapy in patients with schizophrenia. *Frontiers in Psychiatry*. 2024. Vol. 15. Art. 1395198. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1395198>
3. Ma X. T., Yao L. L., Liu S. W., Weng X. F., Bao R. Y., Yang Y. F., Li Y. F., Sun Y. Y., Xu D., Jia Z. Y., Hu, H. The link between eye movements and cognitive function in mild to moderate Alzheimer's disease. *Experimental Brain Research*. 2025. Vol. 243 (1). P. 39. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00221-024-06957-x>.
4. Eraslan Boz H., Koçoğlu K., Akkoyun M., Tüfekci I. Y., Ekin M., Özçelik P., Akdal G. Examination of eye movements during visual scanning of real-world images in Alzheimer's disease and amnesic mild cognitive impairment. *International Journal of Psychophysiology*. 2023. Vol. 190. P. 84-93. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2023.06.009>.
5. Brien D. C., Riek H. C., Yep R., Huang J., Coe B., Areshenkoff C., Grimes D., Jog M., Lang A., Marras C., Masellis M., McLaughlin P., Peltsch A., Roberts A., Tan B., Beaton D., Lou W., Swartz R., Munoz D. P. Classification and staging of Parkinson's disease using video-based eye tracking. *Parkinsonism & Related Disorders*. 2023. Vol. 110. Art. 105316. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2023.105316>.
6. Cont C., Stute N., Galli A., Schulte C., Wojtecki L. Eye tracking as biomarker compared to neuropsychological tests in Parkinson syndromes: An exploratory pilot study before and after deep transcranial magnetic stimulation. *Brain Sciences*. 2025. Vol. 15 (2). P. 180. DOI: <https://doi.org/10.3390/brainsci15020180>.

7. Toki E. I. Using eye-tracking to assess dyslexia: A systematic review of emerging evidence. *Education Sciences*. 2024. Vol. 14 (11). P. 1256. DOI: <https://doi.org/10.3390/educsci14111256>.
8. Guantay C. D., Mena-García L., Tola-Arribas M. Á., Garea García-Malvar M. J., Para-Prieto M., González Fernández G., Mayo-Iscar A., Pastor J. C. Accounting for visual field abnormalities when using eye-tracking to diagnose reading problems in neurological degeneration. *Journal of Eye Movement Research*. 2024. Vol. 17 (2). DOI: <https://doi.org/10.16910/jemr.17.2.2>.
9. García Cena C., Costa M. C., Salterén Pazmiño R., Santos C. P., Gómez-Andrés D., Benito-León J. Eye movement alterations in post-COVID-19 condition: A proof-of-concept study. *Sensors*. 2022. Vol. 22 (4). P. 1481. DOI: <https://doi.org/10.3390/s22041481>.
10. Susanty E., Sijbrandij M., Srisayekti W. et al. The effect of eye movement desensitization on neurocognitive functioning compared to retrieval-only in PTSD patients: A randomized controlled trial. *BMC Psychiatry*. 2024. Vol. 24. P. 956. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12888-024-06420-9>.
11. Pavlenko V., Milosz M., Dzienkowski M. Identification of the oculo-motor system based on the Volterra model using eye tracking technology. *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1603. Art. 012011. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011>.
12. Pavlenko V., Lukashuk D. Machine Learning Effectiveness of a Psychophysiological State Classification System based on Eye Tracking Technology. *WSEAS Transactions on Systems*. 2025. Vol. 24. P. 424-437. DOI: <https://doi.org/10.37394/23202.2025.24.37>.
13. Pavlenko V., Shamanina T., Chori V. Eye-tracking technology and its application in neuroscience. *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. 2023. Vol. 1. P. 187-193. DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348754>.
14. Sundararajan D., *Discrete Wavelet Transform: A Signal Processing Approach*, John Wiley & Sons, Hoboken, NJ, USA, 2016. 344 p.

## **APPLICATION OF INTEGRAL MODELS OF THE EYE MOVEMENT SYSTEM CONSTRUCTED FROM EYE-TRACKING DATA IN ORTHOGONAL DIRECTIONS**

The possibility of assessing the human psychophysiological state based on mathematical modeling of the eye movement system (EMS) using experimental eye-tracking data is investigated. To describe EMS dynamics, nonlinear integral models represented by quadratic Volterra polynomials in the form of multidimensional transient characteristics were used. Experimental “input-output” data were obtained during identification experiments with step test visual stimuli, which made it possible to construct EMS models for two orthogonal directions of eye movements: horizontal (Model1) and vertical (Model2). Based on the transient characteristics of the models, two types of diagnostic feature spaces were formed: a heuristic feature space and a feature space constructed from the coefficients of

wavelet decomposition. To increase the representativeness of the datasets, data augmentation was performed by adding additive Gaussian noise with levels of 1%, 3%, and 5%. The performance of psychophysiological state classification was evaluated using the probability of correct recognition (PCR) with the Bayesian classifier and the Support Vector Machine (SVM) method using the Stratified k-Fold cross-validation procedure. An exhaustive search of feature combinations made it possible to determine the most informative combinations of two and three features in the investigated spaces. The obtained results showed that dataset augmentation and the use of multidimensional feature combinations significantly improve classification accuracy. The maximum PCR values were obtained when using heuristic feature spaces for the combined dataset formed based on Model1 and Model2. The results confirm the effectiveness of applying integral EMS models constructed from eye-tracking data in orthogonal directions in intelligent information systems for assessing the human psychophysiological state based on machine learning methods.

**Key words:** *integral models, eye movement system modeling, eye-tracking, test visual stimuli in orthogonal directions, psychophysiological state, machine learning, Bayesian method, Support Vector Machine method.*