

thickness of the cylinder's component layers made of copper and stainless steel, depending on the duration of the unsteady electromagnetic action and the magnitude of the magnetic field intensity, are analysed numerically.

Key words: *two-layer hollow electrically conductive cylinder, unsteady electromagnetic field, homogeneous action, axial component of the magnetic field intensity vector, Joule heat, heating processes.*

Отримано: 9.06.2025

УДК 681.5.015.52

DOI: 10.32626/2308-5916.2025-27.67-81

В. Д. Павленко, д-р техн. наук, професор,

Д. К. Лукашук, аспірант

Національний університет «Одеська політехніка», м. Одеса

АНАЛІЗ РЕДУКЦІЇ ДІАГНОСТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ОКОРУХОВОЇ СИСТЕМИ У ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

Досліджуються можливості редукції інформаційних моделей око-рухової системи людини, що побудовані на основі даних експериментів з айтрекінгу у форматі «вхід–вихід». Застосовуються інтегральні моделі Вольтерри другого порядку, які дозволяють враховувати динамічні та нелінійні властивості досліджуваного об'єкта. Ідентифікація моделей виконується методом найменших квадратів на основі відгуків ОРС на тестові ступінчасті сигнали. Отримані багатовимірні перехідні характеристики використовуються для побудови множини просторів діагностичних ознак, зокрема простору евристичних ознак, а також просторів, що сформовані за допомогою семплінгу та вейвлет-декомпозиції. Здійснено аналіз варіативності моделей залежно від стану респондента, а також проведено редукцію моделей шляхом вибору найбільш інформативних компонент. На основі сформованих ознак виконано класифікацію психофізіологічного стану із застосуванням байєсівського класифікатора та методу опорних векторів. Ефективність класифікації оцінюється за критерієм вірогідності правильного розпізнавання з урахуванням стійкості до шумів. Представлені результати підтверджують доцільність використання квадратичних моделей для побудови діагностичних ознак в інтелектуальних технологіях оцінювання психофізіологічного стану людини.

Ключові слова: *психофізіологічний стан, око-рухова система, моделювання, багатовимірні перехідні характеристики, технологія айтрекінгу, діагностична модель, аналіз редукції, машинне навчання, метод Байєса, метод опорних векторів.*

Вступ. Око-рухова система (ОРС) людини є важливим об'єктом дослідження в галузі нейронаук, медицини та технологій штучного інтелекту. Аналіз рухів очей дозволяє отримати важливу інформацію про когнітивні процеси, психофізіологічний стан та неврологічні порушення. У зв'язку з цим розробка математичних моделей, що описують динаміку ОРС, набуває особливого значення для фундаментальних та прикладних досліджень.

Значна кількість сучасних робіт присвячена використанню технологій айтрекінгу для вивчення когнітивних розладів. В роботі [1] на основі аналізу рухів очей досліджено можливість раннього виявлення когнітивного зниження при хворобі Альцгеймера, а в [2] розглянуто мобільну платформу з вбудованим модулем штучного інтелекту, що забезпечує побудову прогностичної моделі захворювання на основі результатів тестів з айтрекером. В [3] наведено клінічний аналіз параметрів око-рухової активності у пацієнтів з хворобою Паркінсона. У роботі [4] представлено модель, яка поєднує обробку зображень сітківки з аналізом рухів очей у реальному часі для виявлення аутизму, що дозволяє використовувати айтрекінг у завданнях ранньої діагностики розладів розвитку нервової системи.

Одним із перспективних напрямів моделювання ОРС є застосування інтегральних моделей, які дозволяють формалізувати зв'язок «вхід–вихід» для нелінійних динамічних систем із невідомою структурою (типу «чорний ящик»). В роботі [5] наведено використання поліномів Вольтерри для розв'язання задачі ідентифікації. В [6] моделі Вольтерри-Лагерра застосовано для моделювання плавних рухів очей. Теоретичні засади ідентифікації на основі моделей Вольтерри викладено у монографії [7].

Практичні аспекти застосування айтрекінгу охоплюють широкий спектр напрямів. В роботі [8] розглянуто використання айтрекінгу разом із технологіями визначення пози для оцінки ефективності командної взаємодії в медичних симуляціях. Дослідження [9] присвячено оцінці розподілу уваги пілотів під час виконання авторотаційного планування в умовах аварійного зниження гвинтокрила; проаналізовано метрики руху очей та навантаження на оператора, що є важливим для забезпечення безпеки польотів. У [10] застосовано айтрекінг разом з віртуальною реальністю для вивчення динамічної зорової гостроти як потенційного біометричного показника у забезпеченні безпеки польотів астронавтів, зокрема в умовах гравітаційних переходів.

Засвоєння знань є ключовим аспектом освітнього процесу, а його ефективне управління вимагає використання об'єктивних критеріїв для оцінки когнітивних можливостей здобувача освіти. Запропоновані методи оцінки нейрофізіологічного стану індивіда, що ґрунтуються на отриманні експериментальних даних за допомогою іннова-

ційної технології айтрекінгу та нелінійної динамічної ідентифікації ОРС, дозволяють здійснювати моніторинг та діагностику стану когнітивних процесів під час навчальної діяльності студентів [6, 11].

1. Постановка задач досліджень. Метою роботи є створення інформаційних моделей ОРС у вигляді багатовимірних перехідних характеристик побудованих на основі експериментальних даних «вхід–вихід», отриманих за допомогою технології айтрекінгу; розробка методів редукції моделей шляхом вибору інформативних компонент, а також формування різних просторів ознак для подальшої статистичної класифікації психофізіологічного стану.

Предметом дослідження є засоби редукції багатовимірних перехідних характеристик для формування простору діагностичних ознак, а також алгоритми статистичної класифікації психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу.

Для моделювання ОРС використовуються моделі Вольтерри, які представляють явний опис зв'язку між вхідним $x(t)$ (стимулом) та вихідним $y(t)$ (відгуком) сигналами нелінійного динамічного об'єкта при нульових початкових умовах, у вигляді [7]:

$$y_N(t) = \sum_{n=1}^N \hat{y}_n(t) = \int_0^t w_1(\tau) x(t-\tau) d\tau + \\ + \int_0^t \int_0^t w_2(\tau_1, \tau_2) x(t-\tau_1) x(t-\tau_2) d\tau_1 d\tau_2 + \\ + \int_0^t \int_0^t \int_0^t w_3(\tau_1, \tau_2, \tau_3) x(t-\tau_1) x(t-\tau_2) x(t-\tau_3) d\tau_1 d\tau_2 d\tau_3 \dots, \quad (1)$$

де

$$\hat{y}_n(t) = \int_0^t \dots \int_0^t w_n(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n) \prod_{i=1}^n x(\tau_i) d\tau_i, \quad (2)$$

$y_N(t)$ – вихідна функція апроксимаційної моделі ОРС (N – порядок апроксимації); $\hat{y}_n(t)$ – n -на парціальна складова вихідної функції (відгуку) моделі (інтеграл згортки n -порядку); $w_n(t-\tau_1, \dots, t-\tau_n)$ – ядро Вольтерри (вагова функція) n -го порядку; t – поточний час.

При цьому нелінійні і динамічні властивості досліджуваного об'єкта однозначно описуються послідовністю інваріантних щодо виду вхідного сигналу багатовимірних вагових функцій.

Задача ідентифікації (побудови моделі) у вигляді поліноміальної моделі (1) полягає у визначенні ядер Вольтерри на основі експериментальних даних «вхід–вихід» ОРС. Побудова моделі складається з

вибору тестових сигналів $x(t)$ і розробки алгоритму, який дозволяє по вимірюваним відгукам $y(t)$ визначати парціальні компоненти $\hat{y}_n(t)$, що дає можливість знайти вагові функції $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ [12].

З урахуванням специфіки досліджуваної ОРС для ідентифікації використовуються тестові багатоступінчаті сигнали [11]. Якщо тестовий сигнал $x(t)$ являє собою одиничну функцію $\theta(t)$ (функцію Гевісайда), то результатом ідентифікації є парціальна складова $\hat{y}_n(t)$.

Причому для $n = 1$:

$$\hat{y}_1(t) = \hat{h}_1(t), \quad (3)$$

де $\hat{h}_1(t)$ – оцінка перехідної характеристики першого порядку $h_1(t)$;

Для $2 \leq n \leq N$:

$$\hat{y}_n(t) = \hat{h}_n(t, \dots, t), \quad (4)$$

де $\hat{h}_n(t, \dots, t)$ – оцінки діагональних перетинів перехідних характеристик n -го порядку $\hat{h}_n(t_1, \dots, t_n)$, які представляють собою n -вимірні інтеграли від ядер $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$:

$$h_n(t, \dots, t) = \int_0^\infty \dots \int_0^\infty w_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) d\tau_1 \dots d\tau_n. \quad (5)$$

Відгуки поліноміальної моделі Вольтерри ОРС ступеня N на вхідну ступінчасту функцію з амплітудою a обчислюються за формулою:

$$\hat{y}(t) = a\hat{y}_1(t) + a^2\hat{y}_2(t) + \dots + a^N\hat{y}_N(t). \quad (6)$$

Отримані перехідні характеристики ОРС використовуються для побудови простору ефективних діагностичних ознак, в якому за допомогою створеного відповідного датасету і засобів машинного навчання здійснюється оптимальний синтез класифікатора психофізіологічного стану.

Дослідження ефективності застосування побудованих інформаційних моделей ОРС у вигляді перехідних характеристик здійснюється за допомогою показника вірогідності правильного розпізнавання (ВІР) побудованого класифікатора психофізіологічного стану.

2. Експериментальні дослідження. Враховуючи фізіологічні особливості ОРС, для ідентифікації використовуються тестові ступінчасті сигнали різної амплітуди, які реалізуються у вигляді яскравої точки з різною відстанню a_i ($i = 1, 2, \dots, L$; L – кількість експериментів) від стартової позиції. Тестові візуальні стимули формально можна вважати функціями $x(t) = a_i\theta(t)$. Відповідні відгуки ОРС на тестові візуальні стимули фіксуються айтрекером і далі використовуються для ідентифікації ОРС у вигляді перехідних характеристик.

Для побудови моделей застосовуються набори відгуків ОРС на тестові візуальні стимули, що відображаються на екрані монітора комп'ютера на різних відстанях x_j ($j = 1, 2, 3$) від стартової позиції у напрямку «по горизонталі»: $x_1 = (1/3)X$, $x_2 = (2/3)X$, $x_3 = X$ (X – ширина екрана у пікселях). Такі тестові сигнали еквівалентні вхідним ступінчастим сигналам $a_j\theta(t)$ з амплітудами a_j , які визначаються значеннями відстані x_j . Емпіричні дані отримано у респондентів (студентів) за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 у різний час: «Вранці» (до занять) і «Ввечері» (після занять), а також у різні дні [11]. Повний цикл дослідження ОРС для одного респондента складається з трьох експериментів при різних амплітудах тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3 .

Для реалізації алгоритму непараметричної ідентифікації ОРС здійснено попередню обробку відгуків ОРС на тестові візуальні стимули: нормалізацію, синхронізацію та виділення переднього фронту у вихідних сигналах айтрекера [12]. В дослідженні [13] встановлено, що при побудові квадратичної моделі M2.2/3 за допомогою методу найменших квадратів, використання трьох ступінчастих тестових сигналів дозволяє зменшити вдвічі похибку ідентифікації ОРС порівняно з моделлю M2.2/2, побудованою із використанням двох тестових сигналів. Графіки перехідних характеристик першого та другого порядків моделей M2.2/2: a_1a_3 (a_1 і a_3 амплітуди тестових сигналів, використаних при побудові моделі) та M2.2/3 наведено на рис. 1, а відгуки ОРС та відповідних моделей ОРС представлено на рис. 2.

Досліджуються квадратичні інтегральні моделі ОРС: M2.2/2 і M2.2/3, які побудовані на основі методу найменших квадратів з використанням, відповідно, двох та трьох тестових ступінчастих сигналів [14].

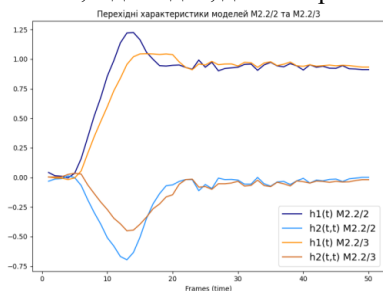


Рис. 1. Перехідні характеристики 1-го та 2-го порядків моделей ОРС M2.2/2: a_1a_3 та M2.2/3

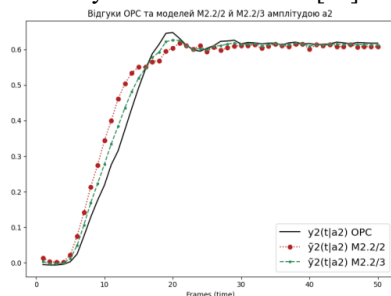


Рис. 2. Відгуки ОРС та моделей ОРС M2.2/2: a_1a_3 та M2.2/3 з амплітудою $a_2=2/3$

Вивчаються особливості використання отриманих емпіричних даних для побудови моделей, визначаються оцінки мінливості (варіативності) отриманих усереднених перехідних характеристик в залежності від стану «Вранці» і «Ввечері».

Мінливість (відхилення) усереднених перехідних характеристик різних порядків моделей OPC M2.2/2 й M2.2/3 для станів респондента «Вранці» $\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m)$ та «Ввечері» $\hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)$ визначаються за допомогою показників:

- максимальне відхилення σ_{nN} ;
- нормоване середньоквадратичне відхилення ε_{nN} :

$$\sigma_{nN} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)|; \quad (7)$$

$$\varepsilon_{nN} = \left(\frac{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m))^2}{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m))^2} \right)^{1/2}, \quad (8)$$

де n – порядок перехідної характеристики, $n = 1, 2, \dots, N$.

Отримані показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей OPC M2.2/2 та M2.2/3 наведено на рис. 3.

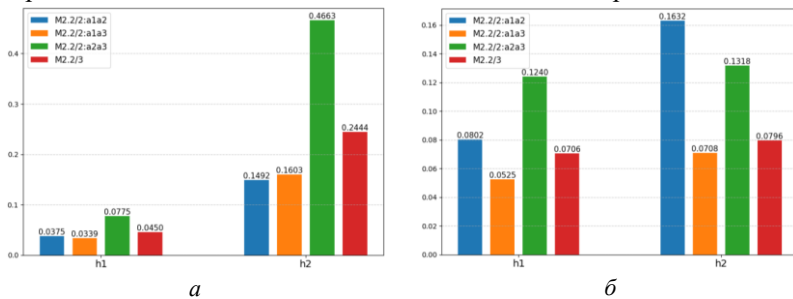


Рис. 3. Мінливість усереднених перехідних характеристик моделей OPC M2.2/2 і M2.2/3 для станів «Вранці» і «Ввечері»:

а) нормоване середньоквадратичне відхилення; б) максимальне відхилення

3. Редукція інформаційних моделей OPC. У дослідженні використовуються методи машинного навчання класифікатора психофізіологічного стану індивіда у вибраному просторі діагностичних ознак. Вибір евристичних ознак ґрунтується на дослідженнях, які визначають їх інформативність в сенсі ВІР та здатність відображати зміни у психофізіологічному стані респондента.

Для побудови простору ознак застосовується параметризація отриманих перехідних характеристик OPC на основі моделей M2.2 (редукція моделей) за допомогою формальних співвідношень визначення евристичних ознак, наведених в табл. 1, – простір ознак E_0 ; ознак, визначених на основі семплінгу БІХ моделей OPC – простір

ознак S_0 , та ознак, що визначаються на основі вейвлет-декомпозиції перехідних характеристик, – простори ознак W_1 та W_2 .

Таблиця 1

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}	$\arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m)$
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) $

Тут $\hat{h}_1(t_m)$, $\hat{h}_2(t_m, t_m)$ – похідні перехідних характеристик першого та другого порядку, відповідно.

Перелік евристичних ознак, визначених на основі моделі M2.2, є підмножиною ознак $e_k \in E_0, k = \overline{1, 21}$, що досліджувалися в роботі [12].

Простір ознак S_0 формується шляхом вибірки значень перехідних характеристик моделей OPC M2.2 у фіксовані моменти часу (семплінг), які визначаються за формулою:

$$s_m = \begin{cases} \hat{h}_1(t_k), k = 3 + 5(m-1), m = \overline{1, 5}; \\ \hat{h}_2(t_k, t_k), k = 3 + 5(m-1), m = \overline{6, 10}, \end{cases} \quad (9)$$

де m – індекс ознаки, $\hat{h}_1(t_k)$ та $\hat{h}_2(t_k, t_k)$ – оцінки перехідних характеристик першого та другого порядків, відповідно; t_k – змінна часу; $s_m \in S_0, m = \overline{1, 10}$.

Для побудови просторів ознак W_1 та W_2 застосовується дискретне вейвлет-перетворення (DWT) [14]. Програмна реалізація виконана за допомогою бібліотеки PyWavelets у середовищі Python. В якості базового вейвлету використовувався Coiflet 4 з рівнем декомпозиції 2.

Вектори ознак $w_m \in W, m = \overline{1,10}$ формуються на основі результатів вейвлет-декомпозиції багатовимірних перехідних характеристик ОРС. Для простору ознак W_1 використовуються коефіцієнти апроксимації масиву ca та детальні коефіцієнти масиву cd : $w_1 = ca[1], \dots, w_5 = ca[5], w_6 = cd[1], \dots, w_{10} = cd[5]$.

Для простору ознак W_2 використовується вибірка з елементів масивів ca та cd з непарними індексами:

$$w_m = \begin{cases} ca[2m-1], m = \overline{1,5}; \\ cd[2(m-5)-1], m = \overline{6,10}, \end{cases} \quad (10)$$

де m – індекс ознаки

4. Навчання байєсівського класифікатора. На основі датасетів для класів «Вранці» та «Ввечері» побудовано байєсівські класифікатори для оцінювання психофізіологічного стану індивіда. Аналіз ефективності класифікації у побудованих просторах ознак E_0, S_0, W_1 та W_2 здійснювався шляхом повного перебору усіх можливих пар ознак та оцінювання їх інформативності за критерієм ВПР. З огляду на обмежений обсяг тренувальних даних, аналіз охоплював лише всі можливі пари ознак. Для оцінки стабільності показника ВПР до шумів при навчанні класифікаторів до ознак додавалися гаусівські шуми з рівнем 1% та 5%.

Простір ознак E_0 . Виконано аналіз інформативності пар ознак із простору E_0 з врахуванням їх стійкості до шумів в 1% та 5% (робастні набори). Для моделі M2.2/2: $a_1 a_2$ максимальне значення ВПР $P_{max} = 0,9375$ було отримано для 5 робастних наборів ознак:

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

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

$$\left(e_{10} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (13)$$

$$\left(e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (14)$$

$$\left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left(e_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right). \quad (15)$$

Для моделі M2.2/2: $a_1 a_3$ максимальне значення ВПР становить лише 87,5%.

Для моделі M2.2/2: $a_2 a_3$ максимальне значення ВПР $P_{max} = 0,9375$ було отримано для набору ознак:

$$\left(e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{16} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_1(t_m)| \right). \quad (16)$$

Для моделі M2.2/3 встановлено, що максимальна ВПР наближається до 100% для пари ознак, визначених на основі похідних перехідних характеристик першого порядку:

$$\left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{11} = \arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right). \quad (17)$$

Крім того виявлено 10 пар робастних ознак із простору E_0 з максимальним значенням ВПР 93,75%:

- ознаки, які визначено на основі перехідних характеристик першого порядку:

$$\left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_1(t_m)| \right); \quad (18)$$

- ознаки, які визначено на основі перехідних характеристик другого порядку:

$$\left(e_2 = \sum_{m=0}^M |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (19)$$

$$\left(e_7 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left(e_{17} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (20)$$

- ознаки, які визначено з комбінації перехідних характеристик першого та другого порядку:

$$\left(e_2 = \sum_{m=0}^M |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right); \quad (21)$$

$$\left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (22)$$

$$\left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (23)$$

$$\left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{19} = \arg \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right); \quad (24)$$

$$\left(e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \quad (25)$$

$$\left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left(e_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_1(t_m)| \right). \quad (26)$$

Розташування об'єктів навчального датасету у просторі ознак E_0 , визначених на основі моделі M2.2/3, для пари ознак e_4 та e_{11} , з відображенням впливу шумів 1% та 5%, наведено на рисунку 4.

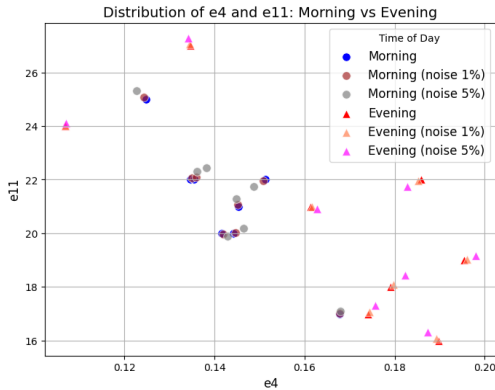


Рис. 4. Розташування об'єктів навчального датасету e_4 та e_{11} у просторі E_0 , побудованому на основі моделі OPC M2.2/3, з відображенням впливу шумів в 1% та 5%

Простір ознак S_0 . В результаті дослідження інформативності ознак, які визначаються на основі моделей M2.2/3, отримано робастні пари ознак із найвищим показником ППР 87,5%: s_1 та s_3 ; s_6 та s_9 .

Для моделі M2.2/2: a_2a_3 було отримано дві робастні пари ознак із максимальною ППР 93.75%: s_1 та s_{10} ; s_6 та s_{10} . Для моделей M2.2/2: a_1a_2 та M2.2/2: a_1a_3 було встановлено що максимальна ППР наближається до 100% для пари ознак s_1 та s_2 .

Розташування об'єктів навчального датасету у просторі ознак S_0 , визначених на основі моделі M2.2/2: a_1a_2 й M2.2/2: a_1a_3 , для пари ознак s_1 та s_2 , з відображенням впливу шумів 1% та 5%, наведено на рисунку 5.

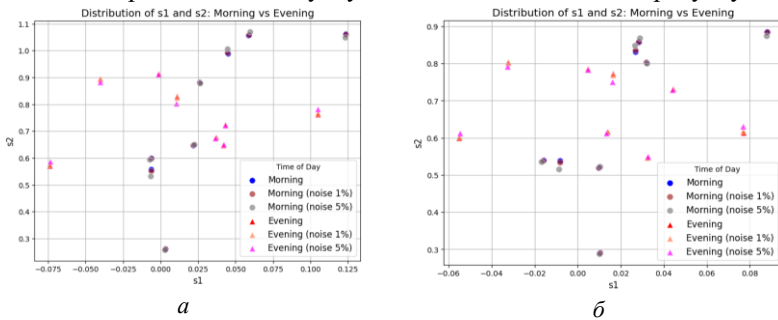


Рис. 5. Розташування об'єктів навчального датасету s_1 та s_2 у просторі S_0 , з відображенням впливу шумів в 1% та 5%, побудованому на основі моделей OPC: а) M2.2/2: a_1a_2 , б) M2.2/2: a_1a_3

Простір ознак W_1 . У просторі ознак W_1 найвищу ВПР, близьку до 100%, отримано для моделі OPC M2.2/2: a_1a_2 при використанні стійкої до шуму 1% та 5% пари ознак w_1 та w_8 .

Значення ВПР досягає 93,75% для наступних робастних наборів ознак:

- M2.2/2: a_1a_3 : w_4 та w_8 та w_9 та w_{10} ;
- M2.2/2: a_2a_3 : w_1 та w_7 , w_2 та w_6 , w_2 та w_7 , w_4 та w_7 , w_4 та w_8 , w_6 та w_8 ;
- M2.2/3: w_9 та w_{10} .

У просторі ознак W_1 , побудованому на основі моделі M2.2/2: a_1a_2 , розташування об'єктів для пари w_1 та w_8 , з відображенням впливу шумів 1% та 5%, зображено на рисунку 6.

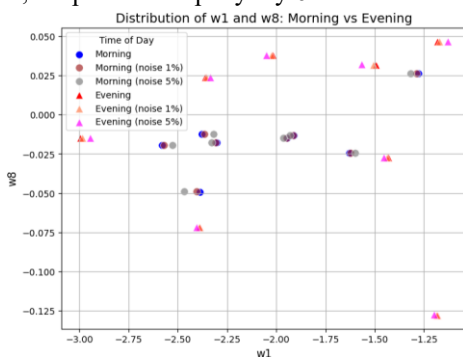


Рис. 6. Розташування об'єктів навчального датасету w_1 та w_8 у просторі ознак W_1 , побудованому на основі моделі OPC M2.2/2: a_1a_2 , з відображенням впливу шумів в 1% та 5%

Простір ознак W_2 . У просторі ознак W_2 значення ВПР у 87,5% досягнуто для моделі OPC M2.2/3 при використанні пар ознак w_1 та w_3 та w_6 та w_9 .

Для моделі M2.2/2: a_2a_3 максимальне значення ВПР становить 93,75% при використанні ознак w_1 та w_{10} та w_6 та w_{10} .

Для моделі M2.2/2: a_1a_2 найвища точність розпізнавання, наближена до 100%, досягнута при використанні ознак w_1 та w_2 . Також отримано високі результати (ВПР = 93,75%) для пари ознак w_2 та w_6 .

Для моделі M2.2/2: a_1a_3 у просторі ознак W_2 було отримано точність класифікації, наближену до 100%, для пар ознак: w_1 та w_2 , w_2 та w_6 та w_6 та w_7 . Також високі результати (ВПР = 93,75%) було отримано для ознак: w_1 та w_7 , w_2 та w_{10} , w_7 та w_9 .

Розташування об'єктів навчального датасету у просторі ознак W_2 , визначених на основі моделі M2.2/2: a_1a_2 й M2.2/2: a_1a_3 , для пари ознак w_1 та w_2 , з відображенням впливу шумів 1% та 5%, наведено на рисунку 7.

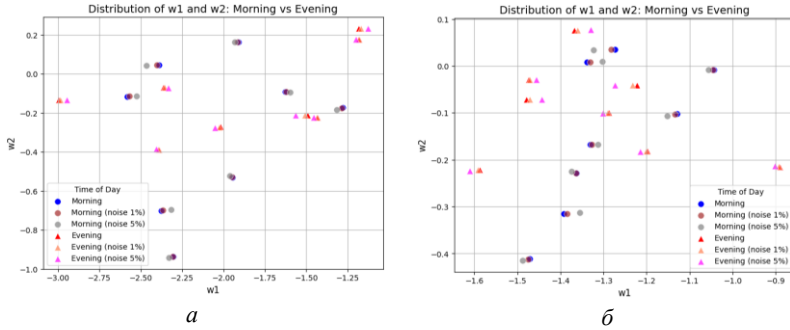


Рис. 7. Розташування об'єктів навчального датасету w_1 & w_2 у просторі W_2 , з відображенням впливу шумів в 1% та 5%, побудованому на основі моделей OPC: а) M2.2/2: a_1a_2 , б) M2.2/2: a_1a_3

5. Навчання SVM класифікатора. Для побудови класифікатора психофізіологічного стану застосовано також метод опорних векторів (SVM) з ядром Гауса [15]. Програмна реалізація виконана в середовищі Python із використанням класу `sklearn.svm.SVC` бібліотеки Scikit-learn. Оцінка показників якості класифікації проводилася за допомогою функцій модуля `sklearn.metrics`.

Простір ознак E_0 . В результаті навчання SVM класифікатора в просторі ознак E_0 , які визначено на основі моделей OPC M2.2, отримано найвищий показник ВПР 87,5% у робастних парах ознак:

- M2.2/2: a_1a_2 : e_{10} & e_{12} , формула (13);
- M2.2/2: a_2a_3 :

$$\left(e_2 = \sum_{m=0}^M |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left(e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) \right); \quad (27)$$

- M2.2/3: e_{10} & e_{12} , формула (13).

Простір ознак S_0 . У результаті навчання SVM класифікатора в просторі ознак S_0 , отримано максимальне ВПР = 87,5% для наборів ознак:

- M2.2/2: a_1a_3 : s_7 & s_8 ;
- M2.2/2: a_2a_3 : s_3 & s_5 ;
- M2.2/3: s_3 & s_4 .

Простір ознак W_1 . SVM класифікатори, що побудовані в просторі ознак W_1 , мають максимальне значення ВПР 93,75% на основі моделі M2.2/2: a_2a_3 для наступних пар ознак: w_4 & w_5 ; w_4 & w_8 ; w_5 & w_7 ; w_5 & w_8 ; w_5 & w_9 ; w_5 & w_{10} та w_6 & w_8

SVM класифікатори у просторі ознак W_1 мають значення ВПР 87,5% для наступних робастних наборів ознак, визначених на основі моделей M2.2:

- M2.2/2: a_1a_3 : $w_8 \& w_9$ та $w_8 \& w_{10}$;
- M2.2/3: $w_4 \& w_8$ та $w_6 \& w_8$.

Простір ознак W_2 . У результаті навчання SVM класифікатора в просторі ознак W_2 максимальне значення ВПР = 93,75% отримано для наступних моделей та наборів ознак:

- M2.2/2: a_1a_2 : $w_8 \& w_9$;
- M2.2/2: a_1a_3 : $w_7 \& w_9$, $w_8 \& w_9$;
- M2.2/2: a_2a_3 : $w_3 \& w_7$, $w_3 \& w_8$, $w_3 \& w_{10}$, $w_6 \& w_7$.

Для моделі M2.2/3 максимальне значення ВПР досягло 87,5% при використанні наборів: $w_3 \& w_{10}$, $w_6 \& w_7$, $w_6 \& w_9$, $w_7 \& w_9$, $w_8 \& w_9$.

У таблиці 2 наведено найкращі результати класифікації для відповідних просторів ознак, побудованих на основі моделі OPC M2.2/2: a_2a_3 . Отримані дані свідчать про нижчу ефективність методу SVM у порівнянні з байєсівським класифікатором в умовах заданої вибірки.

Таблиця 2

Метрики SVM класифікатора з ядром Гауса для просторів ознак E_0 , S_0 , W_1 та W_2 побудованих на основі моделі OPC M2.2/2: a_2a_3

Error Type	$e_2 \& e_5$	$s_3 \& s_5$	$w_4 \& w_8$	$w_3 \& w_8$
Type I	1	1	1	0
Type II	1	1	0	1
PCR	0.875	0.875	0.9375	0.9375
Recall	0.875	0.875	0.9375	0.9375
Precision	0.875	0.875	0.9444	0.9444
F1- Score	0.875	0.875	0.9373	0.9373

Висновки. Досліджуються діагностичні можливості квадратичних моделей око-рухової системи людини у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, що дозволяють відобразити як нелінійні, так і динамічні властивості досліджуваного об'єкта.

На основі перехідних характеристик моделей сформовано наступні простори ознак: E_0 – на основі евристичних ознак; S_0 – на основі семплінгу перехідних характеристик моделей; W_1 та W_2 – на основі коефіцієнтів дискретного вейвлет-перетворення квадратичних перехідних характеристик, з використанням різних вибірок елементів.

За допомогою методів машинного навчання здійснено класифікацію психофізіологічного стану людини в просторах діагностичних ознак із використанням методу Байєса та методу опорних векторів (SVM). У просторах ознак E_0 та S_0 найвища вірогідність правильного розпізнавання байєсівським класифікатором становить 93,75%, для SVM – 87,5%. У просторах ознак W_1 та W_2 обидва класифікатори мають максимальне значення ВПР 93,75%, але на різних наборах ознак. При цьому знайдені ознаки характеризуються стійкістю до впливу шумів 1% і 5%.

Встановлено, що редукція моделей через відбір інформативних ознак дозволяє зменшити розмірність простору без суттєвої втрати точності класифікації, що підтверджується отриманими значеннями вірогідності правильного розпізнавання.

Отримані результати засвідчують доцільність використання квадратичних інтегральних моделей як джерела формування інформативного простору ознак у задачах статистичної діагностики психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу.

Список використаних джерел:

1. Tokushige S. I., Matsumoto H., Matsuda S. I., et al. Early Detection of Cognitive Decline in Alzheimer's Disease Using Eye Tracking. *Frontiers in Aging Neuroscience*. 2023. Vol. 15. Article 1123456. URL: <https://doi.org/10.3389/fnagi.2023.1123456>.
2. Li Q., Yan J., Ye J., et al. Construction of a Prediction Model for Alzheimer's Disease Using an AI-Driven Eye-Tracking Task on Mobile Devices. *Aging Clinical and Experimental Research*. 2024. Vol. 37 (9). URL: <https://doi.org/10.1007/s40520-024-02882-9>.
3. Ștefănescu E., Chelaru V. F., Chira D., Mureșanu D. Eye Tracking Assessment of Parkinson's Disease: A Clinical Retrospective Analysis. *Journal of Medicine and Life*. 2024. Vol. 17 (3). P. 360. URL: <https://doi.org/10.25122/jml-2024-0270>.
4. Ranjana J., Rajendran M. ADET MODEL: Real Time Autism Detection via Eye Tracking Model Using Retinal Scan Images. *Technology and Health Care*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1177/09287329241301678>.
5. Solodusha S., Kokonova Y., Dudareva O. Integral Models in the Form of Volterra Polynomials and Continued Fractions in the Problem of Identifying Input Signals. *Mathematics*. 2023. Vol. 11 (23). P. 4724. URL: <https://doi.org/10.3390/math11234724>.
6. Bro V., Medvedev A. Continuous and Discrete Volterra-Laguerre Models with Delay for Modeling of Smooth Pursuit Eye Movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2023. Vol. 70 (1). P. 97-104.
7. Doyle F. J., Pearson R. K., Ogunnaike B. A. Identification and Control Using Volterra Models. London: Springer (Communications and Control Engineering), 2001.
8. Weiss K., Kolbe M., Lohmeyer Q., Meboldt M. Measuring Teamwork for Training in Healthcare Using Eye Tracking and Pose Estimation. *Frontiers in Psychology*. 2023. Vol. 14. Article 1169940. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1169940>.
9. Cheng L., Shen Y. C., He Q., Zhang M. J. Spying with a Pilot's Eye: Using Eye Tracking to Investigate Pilots' Attention Allocation and Workload During Helicopter Autorotative Gliding. *Heliyon*. 2024. Vol. 10 (16). e26789. URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26789>.
10. Waisberg E., Ong J., Paladugu P., et al. Dynamic Visual Acuity as a Biometric for Astronaut Performance and Safety. *Life Sciences in Space Research*. 2023. Vol. 37. P. 3-6. URL: <https://doi.org/10.1016/j.lssr.2023.01.002>.
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. 012011. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011>.

12. Pavlenko V., Shamanina T., Chori V. Eye-Tracking Technology and Its Application in Neuroscience. In *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. Dortmund, Germany, 2023. Vol. 1. P. 187-193. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348754>.
13. Pavlenko V., Lukashuk D. Analysis of the Accuracy of Simulating the Human Eye Movement System Based on Volterra Models. *CEUR Workshop Proceedings of the 11th International Conference «Information Technology and Implementation» (IT&I)*, Kyiv, Ukraine, 2024. P. 455-465. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3909/Paper_36.pdf.
14. Dautov Ç. P., Özerdem M. S. Wavelet Transform and Signal Denoising Using Wavelet Method. *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, IEEE. 2018. P. 1-4. URL: <https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404418>.
15. Cortes C., Vapnik V. Support-Vector Networks. *Machine Learning*. 1995. Vol. 20 (3). P. 273-297. URL: <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.

ANALYSIS OF THE REDUCTION OF DIAGNOSTIC MODELS OF THE EYE MOVEMENT SYSTEM IN PSYCHOPHYSIOLOGICAL STUDIES

This study investigates the reduction of informational models of the human eye movement system (EMS) constructed from experimental eye-tracking «input–output» data. Second-order Volterra integral models are employed to account for the dynamic and nonlinear properties of the system under investigation. Model identification is performed using the least squares method based on the EMS responses to test step signals. The resulting multidimensional transient characteristics are used to construct a set of diagnostic feature spaces, including a space of heuristic features, as well as spaces formed through sampling and wavelet decomposition. An analysis of model variability with respect to the respondent's psychophysiological state is carried out, along with model reduction by selecting the most informative components. Based on the generated features, psychophysiological state classification is performed using a Bayesian classifier and the support vector machine (SVM) method. Classification performance is evaluated using the probability of correct recognition criterion, taking into account robustness to noise. The presented results confirm the feasibility of using quadratic models for constructing diagnostic features in intelligent technologies for psychophysiological state assessment.

Key words: *psychophysiological state, eye movement system, modeling, multidimensional transient characteristics, eye-tracking technology, diagnostic model, reduction analysis, machine learning, Bayesian method, support vector machine method.*

Отримано: 9.06.2025