УДК 004.942
DOI https://doi.org/10.32782/2663-5941/2026.1.2/35

***Павленко В.Д.***
https://orcid.org/0000-0002-5655-4171
Національний університет «Одеська політехніка»

***Лукашук Д.К.***
https://orcid.org/0009-0003-3149-3741
Національний університет «Одеська політехніка»

# ЕФЕКТИВНІСТЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ КЛАСИФІКАТОРІВ ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНОГО СТАНУ НА ОСНОВІ ДАНИХ АЙТРЕКІНГУ

*Досліджується підхід до оцінювання психофізіологічного стану людини на основі аналізу динамічних властивостей око-рухової системи (ОРС), визначених за даними експериментів типу «вхід-вихід», отриманих із використанням технології айтрекінгу. ОРС розглядається як нелінійний динамічний об'єкт, характеристики якого відображають функціональний стан нервової системи та можуть змінюватися залежно від рівня психофізіологічного навантаження. Для формалізованого опису зв'язку між вхідними зоровими стимулами та вихідними відгуками системи застосовано інтегральні моделі Вольтерри, що дозволяють урахувати інерційні та нелінійні властивості досліджуваного об'єкта без припущень щодо його внутрішньої структури. Ідентифікація ОРС здійснюється у часовій області шляхом обробки експериментальних відгуків системи на ступінчасті тестові сигнали різної амплітуди з подальшим визначенням параметрів моделі методом найменших квадратів. В результаті ідентифікації визначаються багатовимірні перехідні характеристики, які узагальнюють динамічну поведінку ОРС для різних психофізіологічних станів. На основі отриманих перехідних характеристик сформовано два діагностичні простори ознак: простір евристичних ознак та простір ознак, сформований на основі семплінгу перехідних характеристик, придатні для використання в задачах статистичної класифікації. Для оцінювання інформативності ознак сформовано навчальні датасети та побудовано байєсівські класифікатори. Дослідження виконано окремо для двох респондентів, що дозволило проаналізувати стабільність результатів класифікації при застосуванні єдиного підходу до обробки даних. Ефективність класифікації оцінювалася за критерієм вірогідності правильного розпізнавання (ВПР). З метою аналізу робастності класифікаторів до завад у просторах ознак проводилося моделювання з додаванням шумів рівня 1% та 5%. Показано, що для обох респондентів байєсівські класифікатори забезпечують високі значення ВПР, які в оптимальних конфігураціях моделей досягають 95-100%, що свідчить про ефективність та відтворюваність запропонованого підходу.*

***Ключові слова:*** *психофізіологічний стан, око-рухова система, моделювання, технологія айтрекінгу, машинне навчання, метод Байєса.*

**Постановка проблеми.** Око-рухова система (ОРС) людини є важливим об'єктом дослідження в сучасних нейронауках, оскільки параметри рухів очей відображають особливості когнітивних процесів і функціонального стану нервової системи. Розвиток технологій айтрекінгу дозволяє здійснювати високоточну реєстрацію траєкторії руху ока в умовах простих експериментальних процедур, зокрема під час функціональної магнітно-резонансної томографії головного мозку. У роботі [1] показано, що компенсація артефактів руху істотно підвищує точність визначення координат погляду під час проведення функціональних магнітно-резонансних досліджень головного мозку в умовах одночасної реєстрації рухів очей.

Айтрекінг активно застосовується для оцінювання когнітивних функцій у клінічній практиці. У [2] розроблено систему на основі глибинного навчання для аналізу рухів очей з метою оцінювання виконавчих функцій у пацієнтів із психічними розладами. Поєднання айтрекінгу з іншими нейрофізіологічними методами розглядається як перспективний напрям комплексного аналізу функціонального стану нервової системи: у [3]

© Павленко В.Д., Лукашук Д.К., 2026
Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу CC BY 4.0

проаналізовано методи суміщення електроенцефалографії (ЕЕГ) та айтрекінгу у дослідженнях функціонування нервової системи, а в [4] запропоновано підхід до синхронізованого використання цих технологій у повністю імерсивних віртуальних середовищах.

Практична значущість технології айтрекінгу підтверджується її застосуванням для ранньої діагностики неврологічних і когнітивних порушень. У роботі [5] продемонстровано можливість раннього виявлення когнітивного зниження при хворобі Альцгеймера на основі аналізу рухів очей. Клінічний аналіз параметрів око-рухової активності у пацієнтів із хворобою Паркінсона наведено в [6]. У [7] представлено модель виявлення аутизму, що ґрунтується на обробці даних айтрекінгу.

Окремий напрям прикладних досліджень пов'язаний з оцінюванням функціонального стану оператора в складних умовах діяльності. У [8] проаналізовано розподіл уваги та навантаження пілотів під час виконання авторотаційного планування, що підкреслює діагностичний потенціал параметрів та характеристик рухів очей.

Разом з тим актуальною проблемою залишається підвищення діагностичної інформативності вимірювань айтрекінгу, що потребує використання адекватних математичних моделей для опису нелінійної динаміки ОРС.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Одним із перспективних підходів до моделювання нелінійних динамічних систем є застосування інтегральних моделей типу «вхід-вихід». У роботі [9] розглянуто використання поліномів Вольтерри для задач ідентифікації сигналів, що підтверджує ефективність цього математичного апарату для аналізу складних динамічних процесів. Застосування моделей Вольтерри-Лагерра для моделювання плавних рухів очей досліджено в [10], де показано можливість опису динаміки ОРС.

Теоретичні основи ідентифікації та управління нелінійними системами на основі моделей Вольтерри узагальнено в монографії [11], що слугує методологічною базою для побудови непараметричних моделей динамічних об'єктів.

Таким чином, аналіз сучасних досліджень свідчить про доцільність поєднання технології айтрекінгу з інтегральними моделями Вольтерри для формування інформативних діагностичних ознак та подальшої оцінки психофізіологічного стану людини.

**Постановка завдання.** Метою даної роботи є дослідження ефективності застосування моделей Вольтерри першого та другого порядків, представлених у вигляді перехідних характеристик око-рухової системи (ОРС) людини, ідентифікованих на основі експериментальних даних типу «вхід-вихід», отриманих із використанням технології айтрекінгу. Застосування такого підходу дозволяє підвищити діагностичні можливості традиційних інструментальних засобів, що використовуються у дослідженнях в нейронауках.

Предметом дослідження є обчислювальні алгоритми та програмні засоби виділення діагностичних ознак на основі моделей ОРС у вигляді перехідних характеристик (моделі першого порядку) та першого та другого порядків (моделі другого порядку), а також побудови байєсівських класифікаторів у вибраних просторах ознак для оцінювання психофізіологічного стану людини.

**Виклад основного матеріалу.** Для моделювання ОРС використовуються моделі Вольтерри, які забезпечують явний опис нелінійного динамічного зв'язку між вхідним сигналом $x(t)$ (стимулом) та вихідним сигналом $y(t)$ (відгуком) за нульових початкових умов у вигляді [11, 12]:

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

де

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

$y_N(t)$ – вихідна функція апроксимаційної моделі ОРС ($N$ – порядок апроксимації); $\hat{y}_n(t)$ – $n$-на парціальна складова вихідної функції (відгуку) моделі (інтеграл згортки $n$-порядку); $w_n(t-\tau_1,\ldots,t-\tau_n)$ – ядро Вольтерри (вагова функція) $n$-го порядку; $t$ – поточний час. При цьому нелінійні та динамічні властивості досліджуваного об'єкта визначаються сукупністю багатовимірних вагових функцій, інваріантних до виду вхідного сигналу.

Задача ідентифікації ОРС у вигляді поліноміальної моделі (1) полягає у визначенні ядер Вольтерри на основі експериментальних даних «вхід-вихід». Побудова моделі передбачає вибір тестових сигналів $x(t)$ та розроблення алгоритму, що дозволяє за виміряними відгуками $y(t)$ оцінювати парціальні компоненти $\hat{y}_n(t)$, на основі яких визначаються вагові функції $w_n(\tau_1,\ldots,\tau_n)$ [12].

З урахуванням специфіки ОРС для ідентифікації застосовуються тестові багатоступінчаті сигнали [13]. У випадку, коли тестовий сигнал $x(t)$ подається у вигляді одиничної функції $\theta(t)$ (функцію Ґевісайда), результатом ідентифікації є відповідна парціальна складова $\hat{y}_n(t)$. Для випадку $n$=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 $2 \le n \le N$:

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

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

$$h_n(t,...,t) = \int_0^\infty \ldots \int_0^\infty w_n(t-\tau_1,...,t-\tau_n)\mathrm{d}\tau_1 \ldots \mathrm{d}\tau_n. \quad (5)$$

Відгуки поліноміальної моделі Вольтерри ОРС порядку $N$ на вхідну ступінчату функцію з амплітудою $a$ обчислюються за формулою:

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

Отримані перехідні характеристики ОРС використовуються для формування простору ефективних діагностичних ознак, у межах якого на основі відповідного датасету та методів машинного навчання здійснюється синтез класифікатора психофізіологічного стану. Оцінювання ефективності застосування побудованих інформаційних моделей ОРС у вигляді перехідних характеристик проводиться з використанням показника вірогідності правильного розпізнавання (ВПР). Максимальне значення показника ВПР позначимо $P_{\max}$.

**Експериментальні дослідження.** Експериментальні дослідження ОРС людини виконано на основі даних «вхід-вихід», отриманих із застосуванням тестових візуальних стимулів (ступінчатих сигналів), що відображаються на моніторі комп'ютера на різних відстанях від стартової позиції в горизонтальному напрямку та реєстрації відповідної траєкторії руху ока за допомогою технології айтрекінгу. Для ідентифікації ОРС використовуються ступінчасті тестові сигнали виду $x(t)=a_j\theta(t)$, де $\theta(t)$ – функція Ґевісайда, амплітуди $a_j$ ($j$=1, 2, 3) відповідають різним відстаням від стартової позиції на екрані монітора: $a_1=(1/3)l_x$, $a_2=(2/3)l_x$, $a_3=l_x$, де $l_x$ – ширина екрана в пікселях.

Ідентифікація ОРС здійснюється із використанням інтегральних моделей Вольтерри, для яких у роботі [14] проаналізовано три методи побудови моделей: апроксимаційний метод M1.$N/L$:<$a_1$,…,$a_L$>, метод найменших квадратів M2.$N/L$:<$a_1$,…,$a_L$> та компенсаційний метод M3.$N/L$:<$a_1$,…, $a_L$>, де $N$ – порядок моделі, $L$ – кількість тестових сигналів.

Доведено, що моделі, побудовані апроксимаційним методом і методом найменших квадратів з однаковими тестовими сигналами, мають однакові перехідні характеристики в межах області збіжності рядів Вольтерри. Точність ідентифікації визначається кількістю використаних тестових сигналів: для квадратичної моделі M2.2/3 застосування трьох ступінчастих тестових сигналів дозволяє зменшити похибку ідентифікації приблизно вдвічі порівняно з моделями, побудованими на основі двох тестових сигналів. Компенсаційний метод характеризується високими методичними похибками, що обмежує його використання у діагностичних дослідженнях.

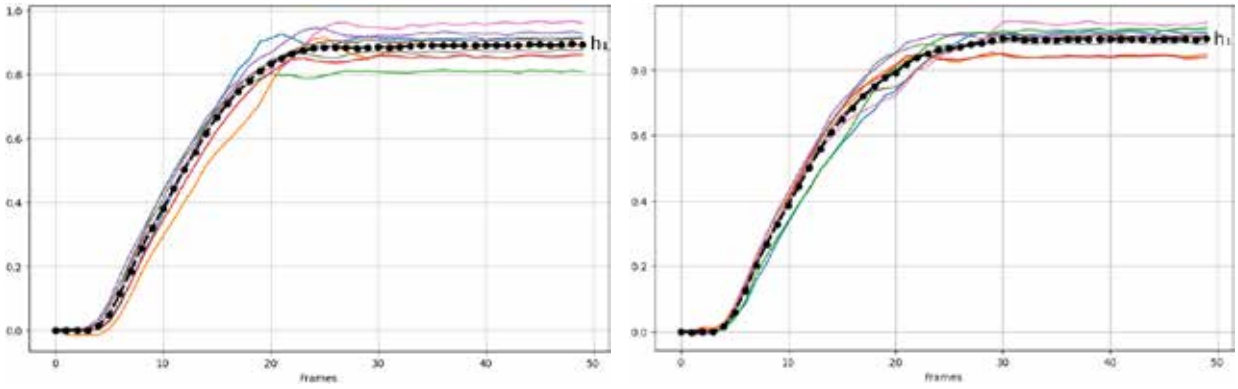
Емпіричні дані отримано за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 у різні періоди доби – «Вранці» та «Ввечері», які інтерпретуються відповідно як стани «Норма» та «Втома», а також у різні дні [15]. Повний цикл дослідження ОРС для одного респондента включає три експерименти з різними амплітудами тестових сигналів ($a_1<a_2<a_3$). У дослідженні використано експериментальні дані двох респондентів: для першого респондента отримано по 8 наборів відгуків ОРС у кожному зі станів «Вранці» та «Ввечері»; для другого респондента – 11 наборів у стані «Вранці» та 10 наборів у стані «Ввечері».

В роботі на основі емпіричних даних, окремо для кожного респондента, побудовано моделі M2.1/3, M2.2/2:$a_1a_2$, M2.2/2:$a_1a_3$, M2.2/2:$a_2a_3$ та M2.2/3. Перехідні характеристики моделей M2.1/3 та їх усереднені значення, отримані на основі даних першого і другого респондентів, наведено відповідно на рисунку 1 та рисунку 2, а перехідні характеристики моделей M2.2/3 – на рисунку 3 та рисунку 4.

Для аналізу мінливості усереднених перехідних характеристик моделей різних порядків у станах «Вранці» $\hat{h}_{nN}^{(\mathrm{M})}(t_m)$ та «Ввечері» $\hat{h}_{nN}^{(\mathrm{E})}(t_m)$ використовуються показники максимального відхилення $\sigma_{nN}$ та нормованого середньоквадратичного відхилення $\varepsilon_{nN}$:

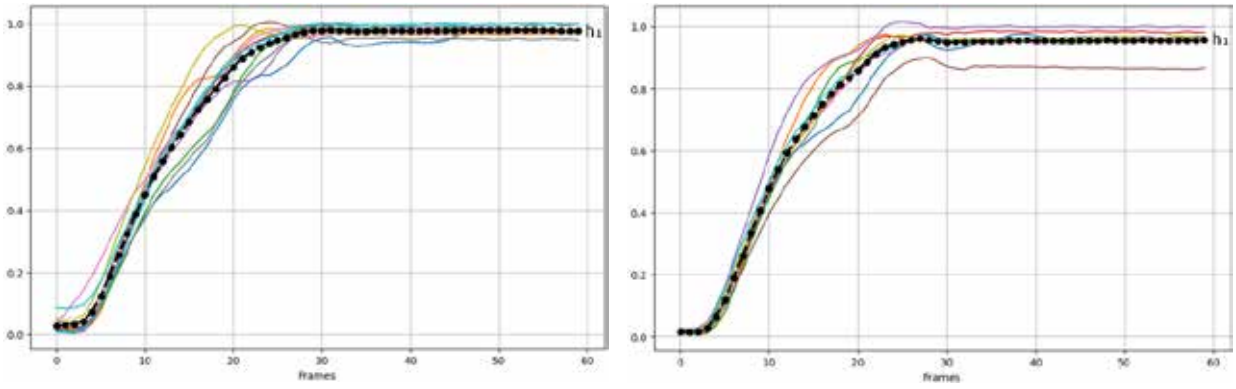
$$\sigma_{nN} = \max_{m\in[0,M]} \left| \hat{h}_{nN}^{(\mathrm{M})}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(\mathrm{E})}(t_m) \right|; \quad (7)$$

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



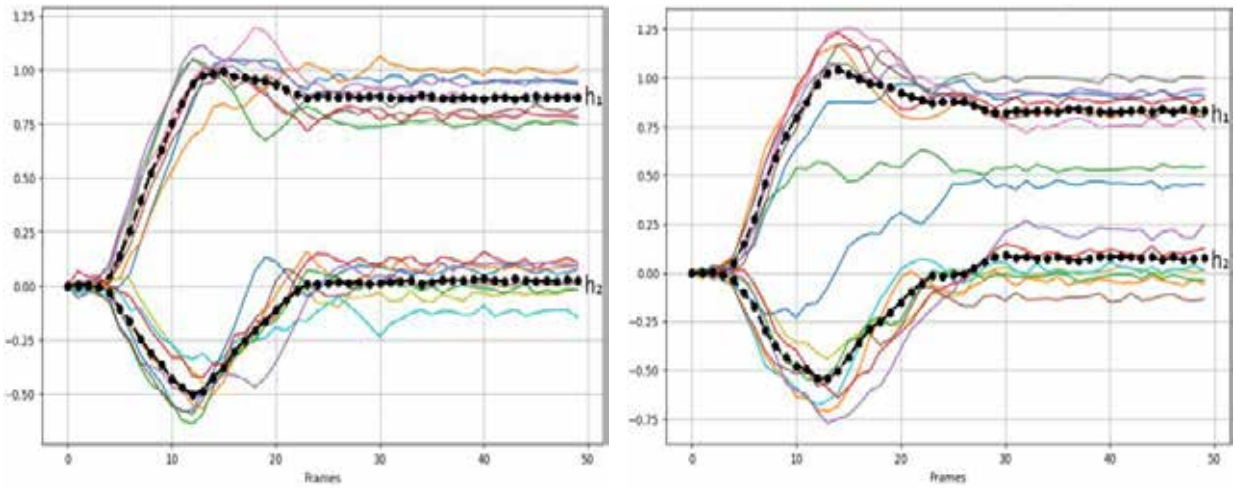

*а* *б*

**Рис. 1. Перехідні характеристики першого порядку моделей ОРС М2.1/3 та їх усереднені значення на основі даних першого респондента для станів: а) "Вранці"; б) "Ввечері"**



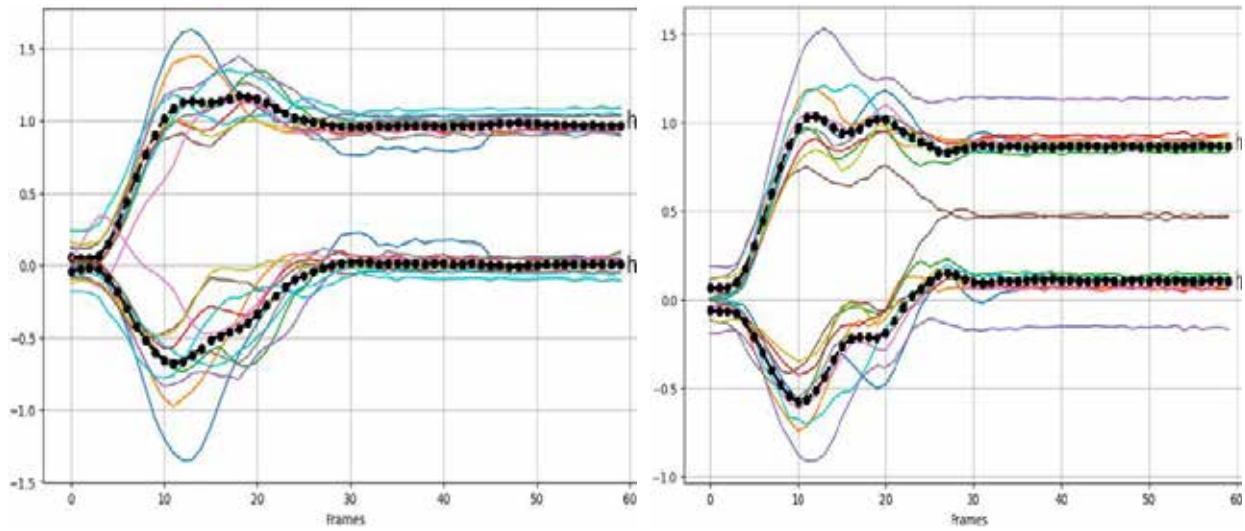

*а* *б*

**Рис. 2. Перехідні характеристики першого порядку моделей ОРС М2.1/3 та їх усереднені значення на основі даних другого респондента для станів: а) "Вранці"; б) "Ввечері"**




*а* *б*

**Рис. 3. Перехідні характеристики першого та другого порядку моделей ОРС М2.2/3 та їх усереднені значення на основі даних першого респондента для станів: а) "Вранці"; б) "Ввечері"**




*а* *б*

**Рис. 4. Перехідні характеристики першого та другого порядку моделей ОРС М2.2/3 та їх усереднені значення на основі даних другого респондента для станів: а) "Вранці"; б) "Ввечері"**

де $n$ – порядок перехідної характеристики, $n$=1,2,…,$N$. Показники мінливості усереднених перехідних характеристик для моделі першого порядку М2.1/3 та моделей другого порядку М2.2/2 і М2.2/3, отримані на основі даних першого респондента, наведено в табл. 1, а відповідні показники, на основі даних другого респондента – в табл. 2. Графічне подання показників нормованого середньоквадратичного відхилення усереднених перехідних характеристик моделей наведено на рисунку 5.

**Редукція інформаційних моделей ОРС.** У дослідженні застосовуються методи машинного навчання для класифікації психофізіологічного стану індивіда у вибраному просторі ознак. Формування простору ознак здійснюється шляхом параметризації отриманих багатовимірних перехідних характеристик моделей ОРС на основі формальних співвідношень. У роботі розглядаються два простори ознак: простір евристичних ознак $E_0$ та простір ознак семплінгу $S_0$.

Простір ознак $S_0$ формується шляхом семплінгу значень перехідних характеристик моделей ОРС М2.1/3, М2.2/2 та М2.2/3 у фіксовані моменти часу. Значення ознак визначаються за формальним співвідношенням:

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

де $m$ – номер ознаки; $\hat{h}_1(t_k)$ та $\hat{h}_2(t_k, t_k)$ – перехідні характеристики першого та другого порядків відповідно; $t_k$ – змінна часу.

Для формування простору евристичних ознак $E_0$ використовуються перехідні характеристики інтегральних моделей Вольтерри другого порядку М2.2. Вибір евристичних ознак ґрунтується на попередніх дослідженнях, у яких доведено їх інформативність та здатність відображати зміни психофізіологічного стану респондента. Перелік евристичних ознак, визначених на основі моделі М2.2, є підмножиною ознак $e_k \in E_0, k=\overline{1,21}$, що досліджувалися у [13], та наведено в табл. 3.

**Навчання байєсівського класифікатора.** На основі навчальни $\hat{h}_2'(t_m, t_m)$ х датасетів Респондента 1 та Респондента 2 для класів «Вранці» та «Ввечері» побудовано байєсівський класифікатор для оцінювання психофізіологічних станів індивіда («Норма», «Втома»). Оцінки достовірності класифікації на основі сформованих датасетів для всіх можливих комбінацій ознак у вказаних просторах здійснювалися окремо для кожного респондента за критерієм ВПР. Таким чином, для кожного простору ознак застосовано метод повного перебору всіх можливих пар ознак. З огляду на обмежений обсяг датасетів аналіз діагностичної цінності ознак обмежувався лише двовимірними комбінаціями.

Стійкість показника ВПР досліджувалася у просторах ознак $E_0$ та $S_0$. За допомогою комп'ютерного моделювання визначалися робастні пари ознак, стійкі до впливу шумів в ознаках рівнем в 1% та 5%.

**Простір ознак $E_0$ для Респондента 1.** Аналіз діагностичної цінності пар ознак із простору

Таблиця 1

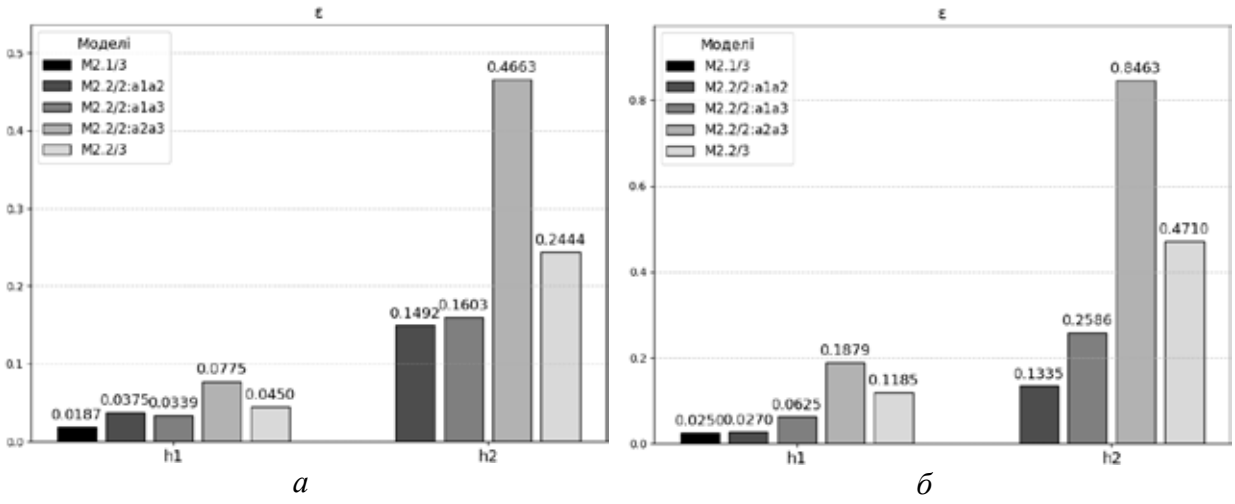
**Показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей М2.1/3, М2.2/2 та М2.2/3 на основі даних першого респондента**

| Модель | $\varepsilon_{12}$ | $\sigma_{12}$ | $\varepsilon_{22}$ | $\sigma_{22}$ |
|---|---|---|---|---|
| М2.1/3 | 0.0187 | 0.0395 | – | – |
| М2.2/2:$a_1a_2$ | 0.0375 | 0.0802 | 0.1492 | 0.1632 |
| М2.2/2:$a_1a_3$ | 0.0339 | 0.0525 | 0.1603 | 0.0708 |
| М2.2/2:$a_2a_3$ | 0.0775 | 0.124 | 0.4663 | 0.1318 |
| М2.2/3 | 0.045 | 0.0706 | 0.2444 | 0.0796 |

Таблиця 2

**Показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей М2.1/3, М2.2/2 та М2.2/3 на основі даних другого респондента**

| Модель | $\varepsilon_{12}$ | $\sigma_{12}$ | $\varepsilon_{22}$ | $\sigma_{22}$ |
|---|---|---|---|---|
| М2.1/3 | 0.025 | 0.0348 | – | – |
| М2.2/2:$a_1a_2$ | 0.027 | 0.0631 | 0.1335 | 0.1026 |
| М2.2/2:$a_1a_3$ | 0.0625 | 0.1191 | 0.2586 | 0.1907 |
| М2.2/2:$a_2a_3$ | 0.1879 | 0.287 | 0.8463 | 0.3586 |
| М2.2/3 | 0.1185 | 0.1957 | 0.471 | 0.2614 |




*а* *б*

**Рис. 5. Показники нормованого середньоквадратичного відхилення ε усереднених перехідних характеристик моделей М2.1/3, М2.2/2 та М2.2/3 на основі даних: а) першого респондента; б) другого респондента**

$E_0$ з урахуванням їх робастності показав, що для моделей М2.1/3 $P_{max} \leq 87{,}5\%$.

Для моделі М2.2/2:$a_1a_2$ $P_{max}$=93,75% і досягається для п'яти робастних пар ознак: $e_5\&e_{11}$, $e_5\&e_{12}$, $e_6\&e_{12}$, $e_{10}\&e_{12}$, $e_{12}\&e_{13}$.

Для моделі М2.2/2:$a_1a_3$ $P_{ma}$=87,5% досягнуто для пар ознак $e_4\&e_5$, $e_4\&e_{18}$, $e_5\&e_{12}$, $e_{12}\&e_{17}$,

Для моделі М2.2/2:$a_2a_3$ $P_{ma}$=93,75% отримано для пари ознак $e_5\&e_{16}$.

Для моделі М2.2/3 встановлено, що $P_{max}$~100% для пари ознак $e_4\&e_{11}$. Окрім того, виявлено десять робастних пар ознак із простору $E_0$ із значенням показника $P_{max}$=93,75%: $e_2\&e_4$, $e_2\&e_{12}$, $e_4\&e_6$, $e_4\&e_{12}$, $e_4\&e_{16}$,$e_4\&e_{17}$, $e_4\&e_{19}$, $e_5\&e_{12}$, $e_7\&e_{12}$, $e_{12}\&e_{17}$.

Розташування об'єктів навчального датасету Респондента 1 у просторі ознак $E_0$, що сформовано на основі моделі М2.2/3, для пари ознак $e_4\&e_{11}$ з урахуванням впливу шумів рівня 1% та 5% наведено на рисунку 6.

**Простір ознак $S_0$ Респондента 1.** В результаті аналізу діагностичної цінності ознак простору $S_0$, що визначено на основі моделей М2.1/3, отримано робастну пару ознак $s_3\&s_5$ з $P_{max}$=81,25%.

Для ознак, які отримано на основі моделей М2.2/3, визначено робастні пари $s_1\&s_3$ та $s_6\&s_9$ з $P_{max}$=87,5%.

Для моделі М2.2/2:$a_2a_3$ виявлено дві робастні пари ознак $s_1\&s_{10}$ та $s_6\&s_{10}$ з $P_{max}$=93,75%.

Таблиця 3

**Евристичні ознаки для моделей ОРС М2.2**

| № | Ознаки | Формальне визначення | № | Ознаки | Формальне визначення |
|---|---|---|---|---|---|
| 1 | $e_1$ | $\sum_{m=0}^{M} \lvert \hat{h}_1(t_m) \rvert$ | 8 | $e_{11}$ | $\arg\min_{m\in[0,M]} \hat{h}_1^{'}(t_m)$ |
| 2 | $e_2$ | $\sum_{m=0}^{M} \lvert \hat{h}_2(t_m,t_m) \rvert$ | 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 | $e_{16}$ | $\max_{m\in[0,M]} \lvert \hat{h}_1(t_m) \rvert$ |
| 5 | $e_6$ | $\max_{m\in[0,M]} \hat{h}_2^{'}(t_m,t_m)$ | 12 | $e_{17}$ | $\arg\max_{m\in[0,M]} \lvert \hat{h}_1(t_m) \rvert$ |
| 6 | $e_7$ | $\arg\max_{m\in[0,M]} \hat{h}_2^{'}(t_m,t_m)$ | 13 | $e_{18}$ | $\max_{m\in[0,M]} \lvert \hat{h}_2(t_m,t_m) \rvert$ |
| 7 | $e_{10}$ | $\min_{m\in[0,M]} \hat{h}_1^{'}(t_m)$ | 14 | $e_{19}$ | $\arg\max_{m\in[0,M]} \lvert \hat{h}_2(t_m,t_m) \rvert$ |

*Де* $\hat{h}_1^{'}(t_m)$, *– похідні перехідних характеристик першого та другого порядку, відповідно.*

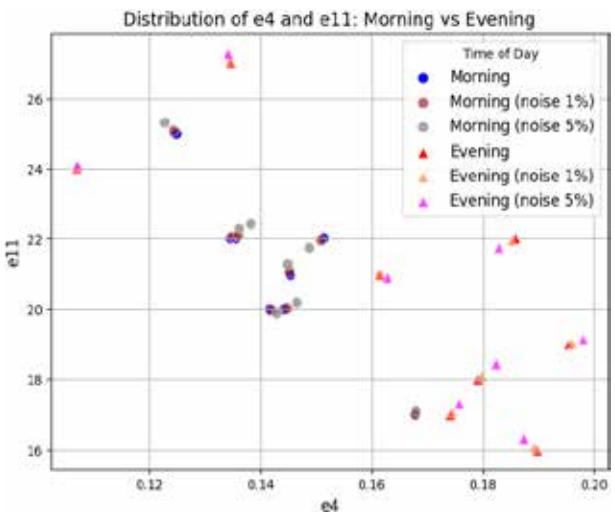



**Рис. 6. Розташування об'єктів навчального датасету Респондента 1 у просторі e4&e11, що побудовано на основі моделі ОРС М2.2/3 з відображенням впливу шумів в 1% та 5%**

Для моделей М2.2/2:$a_1a_2$ та М2.2/2:$a_1a_3$ встановлено, що $P_{max}$~100% для пари ознак $s_1$&$s_2$.

**Простір ознак $E_0$ для Респондента 2.** Аналіз результатів розрахунків ВПР для датасетів Респондента 2 показав, що для моделі М2.1/3 серед розглянутих комбінацій лише пара ознак $e_{16}$&$e_{17}$ забезпечує прийнятний рівень класифікації з $P_{max}$=85,71%.

Для моделі М2.2/2:$a_1a_2$ виявлено чотири пари ознак із $P_{max}$=85,71%: $e_1$&$e_{19}$, $e_4$&$e_{10}$, $e_6$&$e_7$ та $e_{12}$&$e_{19}$.

Для моделі М2.2/3 визначено робастні пари ознак $e_1$&$e_{16}$ та $e_2$&$e_{16}$ з $P_{max}$=90,48% та $P_{max}$=85,71%, відповідно.

Для моделі М2.2/2:$a_1a_3$ $P_{max}$=95,24% отримано для пари ознак $e_{10}$&$e_{18}$. Крім того, $P_{max}$=85,71% забезпечують такі пари ознак $e_1$&$e_{18}$, $e_1$&$e_{19}$, $e_{12}$&$e_{18}$ та $e_{18}$&$e_{19}$.

Розташування об'єктів навчального датасету Респондента 2 у просторі ознак $E_0$, що сформовано на основі моделі М2.2/2:$a_1a_3$, для пари ознак $e_{10}$&$e_{18}$ з урахуванням впливу шумів 1% та 5% наведено на рисунку 7.

**Простір ознак $S_0$ для Респондента 2.** Для моделі М2.2/2:$a_1a_3$ $P_{max}$=85,71% отримано для робастних пар ознак $s_1$&$s_2$, $s_2$&$s_3$, $s_3$&$s$, $s_4$&$s_6$, $s_5$&$s_6$, $s_7$&$s_8$ та $s_8$&$s_{10}$.

Для моделі М2.2/2:$a_2a_3$ $P_{max}$=85,71% забезпечує пара ознак $s_4$&$s_9$.

Для моделі М2.2/3 $P_{max}$=85,71% отримано для пар ознак $s_1$&$s_8$, $s_3$&$s_4$ та $s_4$&$s_8$; $P_{max}$=90,48% – для пари ознак $s_1$&$s_4$; $P_{max}$=95,24% – для пари ознак $s_2$&$s_8$.

**Висновки.** Досліджено моделі око-рухової системи людини на основі лінійних та квадратичних інтегральних моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, які побудовано за експериментальними даними «вхід-вихід» з використанням технології айтрекінгу. Виконано класифікацію станів «Вранці» («Норма») та «Ввечері» («Втома»), що дозволило оцінити вплив психофізіологічного стану на динамічні властивості ОРС.

Ідентифікацію ОРС здійснено за допомогою квадратичного полінома Вольтерри, перехідні

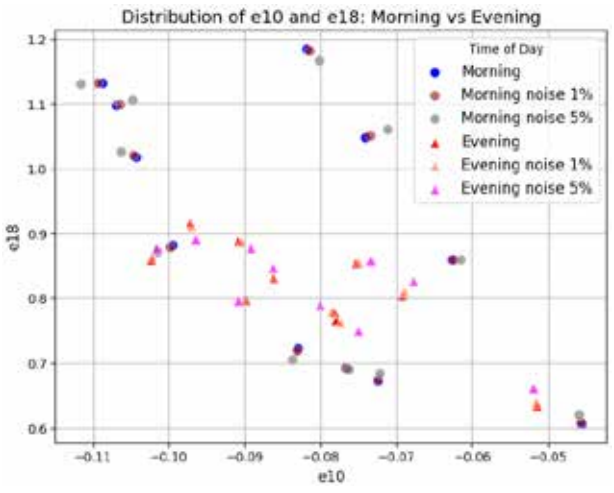



**Рис. 7. Розташування об'єктів навчального датасету Респондента 2 у просторі e10&e18, що побудовано на основі моделі ОРС M2.2/2:a1a3, з відображенням впливу шумів 1% та 5%**

функції якого визначено методом найменших квадратів на основі трьох ступінчастих тестових сигналів різної амплітуди. Показано, що така модель забезпечує зменшення похибки ідентифікації.

Для оцінки психофізіологічного стану сформовано датасети в просторах діагностичних ознак: евристичних ($E_0$) та семплінгу перехідних характеристик ($S_0$), в яких побудовано байєсівські класифікатори окремо для двох індивідів Респондента 1 та 2. За допомогою повного перебору всіх пар ознак та аналізу їх робастності до шумів 1% та 5% визначено комбінації ознак з максимальними значеннями ВПР.

Для датасету Респондента 1 у просторі ознак $E_0$ максимальне значення ВПР $P_{max}$=93,75% для моделей M2.2/2:$a_1a_2$ та M2.2/2:$a_2a_3$, а для моделі M2.2/3 $P_{max}$~100%. У просторі ознак $S_0$ для моделі M2.2/2:$a_2a_3$ досягнуто $P_{max}$=93,75%, тоді як для моделей M2.2/2:$a_1a_2$ та M2.2/2:$a_1a_3$ значення $P_{max}$~100%.

Для датасету Респондента 2 у просторі ознак $E_0$ максимальне значення ВПР $P_{max}$ =95,24% отримано для моделі M2.2/2:$a_1a_3$, а для моделі M2.2/3 максимальне значення ВПР $P_{max}$=90,48%. У просторі ознак $S_0$ $P_{max}$=95,24% зафіксовано для моделі M2.2/3.

Отримані результати підтверджують доцільність використання квадратичних інтегральних моделей Вольтерри та сформованих на їх основі просторів ознак для задачі оцінювання психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу, а також свідчать про стабільність показників ВПР байєсівських класифікаторів при застосуванні запропонованого підходу до даних різних респондентів.

**Список літератури:**

1. Park J., Jeon J.Y., Kim R., Kay K.N., Shim W.M. Motion-corrected eye tracking improves gaze accuracy during visual fMRI experiments. *Nature Communications*. 2025. Vol. 16. Article 67767. DOI: https://doi.org/10.1038/s41467-025-67767-5.

2. Kim M., Lee J., Lee S.Y., Ha M., Park I., Jang J., Jang M., Park S., Kwon J.S. Development of an eye-tracking system based on a deep learning model to assess executive function in patients with mental illnesses. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 18186. DOI: https://doi.org/10.1038/s41598-024-68586-2.

3. Kulke L. Coregistration of EEG and eye-tracking in infants and developing populations. *Attention, Perception, & Psychophysics*. 2025. Vol. 87, № 1. P. 228–237. DOI: https://doi.org/10.3758/s13414-024-02857-y.

4. Zhang L., Tresselt W.G., Lorenz E.A., Holt T.I., Su X., Holt A. A method for synchronized use of EEG and eye tracking in fully immersive VR. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2024. Vol. 18. Article 1347974. DOI: https://doi.org/10.3389/fnhum.2024.1347974.

5. 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. DOI: https://doi.org/10.3389/fnagi.2023.1123456.

6. 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. DOI: https://doi.org/10.25122/jml-2024-0270.

7. Ranjana J., Rajendran M. ADET model: Real-time autism detection via eye tracking model using retinal scan images. *Technology and Health Care*. 2025. Advance online publication. DOI: https://doi.org/10.1177/09287329241301678.

8. 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. Article e26789. DOI: https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26789.

9. 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. Article 4724. DOI: https://doi.org/10.3390/math11234724.

10. 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. DOI: https://doi.org/10.1109/tbme.2022.3185669.

11. Doyle F.J., Pearson R.K., Ogunnaike B.A. Identification and control using Volterra models. Springer, 2002. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0107-9.

12. Pavlenko V., Pavlenko S. Deterministic identification methods for nonlinear dynamical systems based on the Volterra model. *Applied Aspects of Information Technology.* 2018. Vol. 1, № 1. P. 9–29. DOI: https://doi.org/10.15276/aait.01.2018.1.

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).* Dortmund, 2023. Vol. 1. P. 187–193. DOI: https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348754.

14. 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, 2024. P. 455–465. URL: https://ceur-ws.org/Vol-3909/Paper_36.pdf.

15. 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. Article 012011. DOI: https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011.

**Pavlenko V.D., Lukashuk D.K. MACHINE LEARNING EFFICIENCY OF A PSYCHOPHYSIOLOGICAL STATE CLASSIFICATION SYSTEM BASED ON EYE-TRACKING DATA**

*The study investigates an approach for assessing the psychophysiological state of a person based on the analysis of the dynamic properties of the human eye movement system (EMS), determined from experimental input-output data obtained using eye-tracking technology. The EMS is considered a nonlinear dynamic system whose characteristics reflect the functional state of the nervous system and may vary depending on the level of psychophysiological load. To formalize the relationship between visual input stimuli and system output responses, Volterra integral models are applied, allowing for the consideration of the inertial and nonlinear properties of the system without assumptions about its internal structure. EMS identification is performed in the time domain by processing experimental system responses to step test signals of different amplitudes, followed by parameter estimation using the least squares method. As a result of the identification, multidimensional transient characteristics are determined, which summarize the dynamic behavior of the EMS across different psychophysiological states. Based on the obtained transient characteristics, two diagnostic feature spaces were constructed: a heuristic feature space and a feature space formed by sampling transient characteristics, both suitable for statistical classification tasks. To evaluate the informativeness of features, training datasets were created and Bayesian classifiers were developed. The study was conducted separately for two respondents, allowing the analysis of classification stability when applying a unified data processing approach. Classification performance was assessed using the probability of correct recognition (PCR) criterion. To evaluate the robustness of the classifiers to noise in the feature spaces, simulations were performed by adding noise at levels of 1% and 5%. It was shown that, for both respondents, Bayesian classifiers achieve high PCR values, reaching 95-100% in the optimal model configurations, demonstrating the effectiveness and reproducibility of the proposed approach.*

***Key**words:** psychophysiological state, eye movement system, modeling, eye-tracking technology, machine learning, Bayesian method.*

Дата першого надходження статті до видання: 27.01.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 20.02.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 08.04.2026