

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.46>

УДК 004.942

Оцінка нейрофізіологічного стану з використанням платформи для хмарних обчислень

Павленко Віталій Данилович¹⁾

Д-р техніч. наук, професор каф. Комп'ютеризовані системи та програмні технології

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5655-4171>; pavlenko_vitalij@ukr.net

Лукашук Денис Костянтинович¹⁾

Аспірант каф. Комп'ютеризовані системи та програмні технології

ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-3149-3741>; user111228322@gmail.com

Ілуща Андрій Сергійович¹⁾

Аспірант каф. Комп'ютеризовані системи та програмні технології

ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3445-8481>; ilutsa.a.s@op.edu.ua

¹⁾Національний університет «Одеська політехніка», пр. Шевченка, 1. Одеса, 65044, Україна

АНОТАЦІЯ

Застосовано методику ідентифікації око-рухової системи (ОРС) людини за допомогою інтегральних моделей Вольтерри у вигляді перехідних характеристик першого й другого порядку та формування на основі цих характеристик діагностичних ознак для класифікації нейрофізіологічного стану. Ідентифікація здійснювалась за результатами експериментів «вхід-вихід» при дії тестових візуальних стимулів з різною відстанню від стартової позиції на екрані монітора та відповідними реакціями, що реєструвалися айтрекером Tobii Pro TX300. Для побудови моделей застосовується метод найменших квадратів. Сформовано простір евристичних ознак та простір ознак, побудований із коефіцієнтів вейвлет-декомпозиції. Для оцінки стану втомі використано метод опорних векторів з ядром Гауса. Достовірність оцінки визначається за допомогою імовірності правильного розпізнавання (ППР) на створених датасетах шляхом перебору всіляких пар ознак. Розрахунки виконувались на платформі хмарних обчислень, що поєднує сервіси PaaS і SaaS, та дає можливість ефективно працювати у дослідницьких і навчальних напрямках як з програмним кодом на декількох мовах програмування, так і з реалізованими методами ідентифікації у вигляді GUI-інтерфейсів. Результати досліджень демонструють максимальну ППР 93,75% при використанні ознак, отриманих за допомогою вейвлет-декомпозиції, що підтверджує практичну придатність запропонованого підходу для інтелектуальної діагностики нейрофізіологічного стану людини.

Ключові слова: нейрофізіологічний стан; око-рухова система; моделювання; ідентифікація; айтрекінг; машинне навчання; хмарні обчислення

Вступ. Око-рухова система (ОРС) людини є важливим об'єктом дослідження в галузі нейронаук, медицини. Аналіз рухів очей дозволяє отримати інформацію про когнітивні процеси, психофізіологічний стан та неврологічні порушення, що робить розробку математичних моделей ОРС актуальною. У роботі [1] рухи очей використано для раннього виявлення когнітивного порушення при хворобі Альцгеймера, а у [2] запропоновано модель для виявлення аутизму на основі обробки зображень сітківки в реальному часі. Поліноми Вольтерри застосовуються для ідентифікації ОРС [3], а моделі Вольтерри-Лагерра – для моделювання плавних рухів очей [4]. Теоретичні основи ідентифікації на основі моделей Вольтерри викладено у [5]. Практичне застосування айтрекінгу охоплює оцінку командної взаємодії у медичних симуляціях [6], аналіз уваги та навантаження пілотів [7] та дослідження динамічної зорової гостроти астронавтів у умовах гравітаційних переходів [8].

Запропоновані методи оцінки психофізіологічного стану на основі даних айтрекінгу та нелінійної динамічної ідентифікації ОРС дозволяють здійснювати моніторинг і діагностику стану когнітивних процесів студентів [4], [9].

Для інтеграції цих технологій у науково-дослідні та освітні процеси доцільно використовувати хмарні технології [10]. У даний час для підтримки хмарних обчислень застосовуються такі програмні засоби як Project Jupyter і Google Colab. Це більше інтерактивні блокноти, ніж платформи для проведення експериментів і здійснення обробки даних. Вони використовуються як редактори та середовища виконання переважно для однієї мови програмування, не забезпечуючи можливість працювати над програмним кодом проєктів на декількох мовах програмування та не надаючи можливості взаємодіяти з вже реалізованими GUI-інтерфейсами для хмарних обчислень у нейрофізіологічних дослідженнях.

This is an open access article under the CC BY license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.uk>)

Існує потреба у створенні програмних засобів що підтримуватимуть хмарні обчислення одночасно за двома концепціями: PaaS та SaaS. Це дасть можливість ефективно працювати у дослідницьких і навчальних галузях як з програмним кодом на таких мовах програмування як Python, JavaScript для розробки та удосконалення інструментальних засобів, так і з реалізованими методами ідентифікації у вигляді GUI-інтерфейсів. Також, важливою частиною є соціальна складова, покращення якої дозволить спростити обмін даними між науковцями та підвищити продуктивність наукових досліджень, чого немає в існуючих рішеннях.

Мета даної роботи полягає в розробці інструментальних алгоритмічних та програмних засобів побудови непараметричної динамічної моделі ОРС людини з урахуванням її інерційних і нелінійних властивостей на основі даних експериментальних досліджень «вхід-вихід» з використанням технології айтрекінгу та їх інтеграції на платформі хмарних обчислень для підвищення продуктивності досліджень психофізіологічного стану людини.

Для моделювання ОРС використовуються моделі Вольтерри які представляють явний опис зв'язку між вхідним (стимулом) $x(t)$ та вихідним (відгуком) $y(t)$ сигналами нелінійного динамічного об'єкта.

Апроксимаційна модель ОРС на основі полінома Вольтерри N -го порядку має вигляд [11]:

$$\hat{y}_N(t) = \sum_{n=1}^N \hat{y}_n(t), \quad (1)$$

де

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

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

Нелінійні та динамічні властивості досліджуваного об'єкта однозначно описуються послідовністю інваріантних щодо виду вхідного сигналу багатовимірних вагових функцій. Ідентифікація ОРС у вигляді поліноміальної моделі (1) полягає у визначенні ядер Вольтерри за даними експериментів «вхід-вихід». Процес побудови моделі включає подачу тестових сигналів $x(t)$ та обчислення парціальних компонентів $\hat{y}_n(t)$ з виміряних відгуків $y(t)$, що дозволяє визначити відповідні вагові функції $w_n(\tau_1, \dots, \tau_n)$ [11].

З урахуванням специфіки ОРС для ідентифікації використовують багатоступінчаті сигнали [9]. Якщо тестовий сигнал є одиничною функцією $x(t) = \theta(t)$ ($\theta(t)$ – функція Гевісайда), то маємо 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 $2 \leq n \leq N$ маємо:

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

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

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

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

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

або

$$\tilde{y}(t) = a_1h_1(t) + a^2h_2(t,t) + \dots + a^Nh_N(t, \dots, t). \quad (7)$$

Отримані перехідні характеристики ОРС використовуються для побудови простору ефективних діагностичних ознак, у якому за допомогою створеного датасету та методів машинного навчання здійснюється синтез класифікатора психофізіологічного стану, ефективність якого визначається за показником імовірності правильного розпізнавання (ІПР).

Інтеграція хмарної платформи. Для автоматизації та оптимізації досліджень нейрофізіологічного стану людини були розроблені веб-орієнтовані програмні засоби, що поєднують два підходи до взаємодії користувача з програмним забезпеченням: PaaS (платформа як сервіс) та SaaS (програмне забезпечення як сервіс). Таке поєднання відкриває для дослідників розширені можливості роботи як на рівні створення нових інструментальних засобів, так і на рівні використання вже реалізованих рішень. Завдяки вбудованому редактору коду користувач може безпосередньо програмувати, модифікувати або розширювати функціональність інструментів, формуючи власні алгоритмічні підходи до обробки даних (PaaS). У той же час, є можливість використання готових GUI-інтерфейсів інструментальних засобів, створених за допомогою інтегрованого конструктора, що дозволяє дослідникам зосередитися безпосередньо на проведенні експериментів і аналізі даних без необхідності взаємодії з кодом (SaaS). Такий підхід надає змогу об'єднувати програмну гнучкість із зручністю готових рішень, масштабувати створені інструменти під потреби дослідження та запускати обчислення на віддаленому сервері у хмарі. Результати експериментів при цьому стають доступними безпосередньо у браузері, що спрощує доступ до обчислювальних ресурсів та підвищує ефективність наукових досліджень.

Завдяки цьому, побудова моделей ОРС, визначення перехідних характеристик та реалізація алгоритмів класифікації психофізіологічного стану здійснюються безпосередньо у середовищі хмарної платформи. На рис. 1 представлено приклад користувацького інтерфейсу розробленої системи, який дозволяє змінювати параметри моделі та здійснювати побудову SVM-класифікатора.

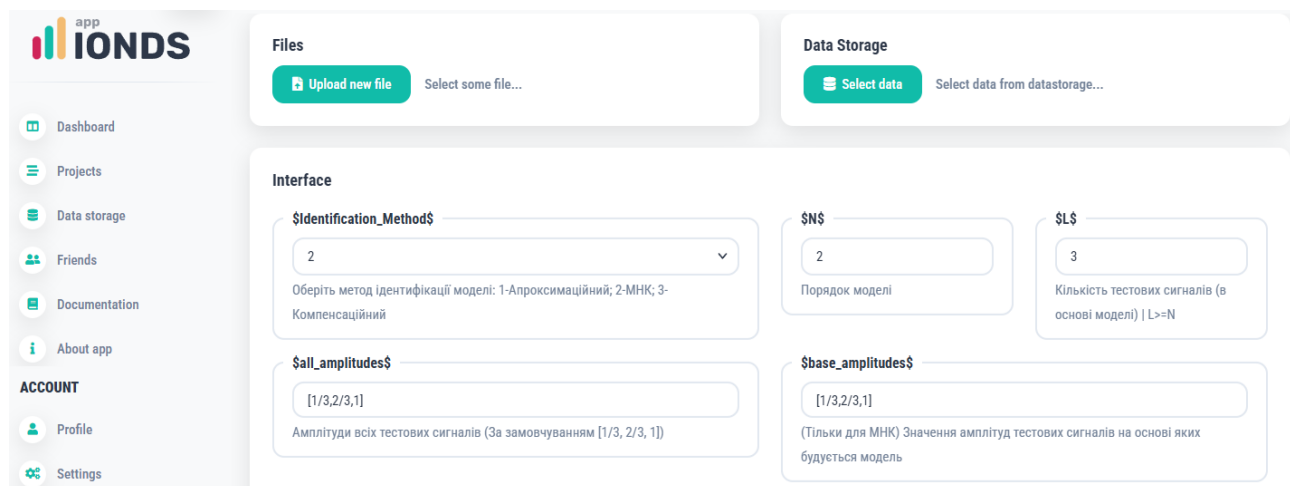


Рис. 1. Інтерфейс користувача на платформі хмарних обчислень дослідницького проекту

Розроблені програмні засоби складаються з окремих модулів та функціональних вузлів, які є незалежними та взаємодіють між собою. Серверна частина містить усі обчислювальні модулі, логіку обробки даних та відповідає за виконання обчислювальних процесів. Кожен модуль функціонує автономно та може масштабуватись незалежно від інших. Клієнтська

частина представлена кросплатформним веб-інтерфейсом у форматі SPA (односторінкового застосунку), що забезпечує взаємодію користувача із системою.

Це дозволяє незалежно розробляти та масштабувати всі програмні компоненти, забезпечуючи безперешкодну інтеграцію додатків на різних платформах (Windows, Linux, Android, macOS, iOS). Централізація всієї логіки та обробки даних на стороні сервера також дозволяє стороннім додаткам інтегрувати функціональність розроблених програмних засобів, забезпечуючи додаткові можливості масштабованості.

Таким чином, розроблена хмарна платформа створює умови для реалізації повного циклу досліджень, що включає кілька етапів. На першому етапі виконується ідентифікація ОРС у вигляді багатовимірних перехідних характеристик на основі даних експериментів «вхід-вихід» з використанням інноваційної технології айтрекінгу. На другому етапі формується простір діагностичних ознак шляхом параметризації отриманих характеристик та відбору найбільш інформативних та робастних комбінацій. На третьому етапі здійснюється навчання класифікаторів психофізіологічного стану, оцінюється достовірність і оптимізуються вирішальні правила. Завершальний етап передбачає безпосереднє розпізнавання станів індивіда на основі побудованих нелінійних динамічних моделей ОРС.

Експериментальні дослідження. Враховуючи фізіологічні особливості ОРС, для ідентифікації використовуються тестові візуальні стимули, що відображаються на екрані монітора комп'ютера у вигляді яскравої точки на різній відстані a_i ($i=1,2,\dots,L$; L – кількість експериментів) від стартової позиції «по-горизонталі». Формально їх можна вважати ступінчастими тестовими сигналами з амплітудами a_i : $x(t)=a_i\theta(t)$ ($\theta(t)$ – функція Гевісайда). Відгуки ОРС реєструвалися айтрекером і використовувалися для побудови багатовимірних перехідних характеристик $h_1(t)$, $h_2(t,t)$, $h_3(t,t)$. Для ідентифікації застосовуються набори відгуків на стимули, що відображаються на моніторі на різних відстанях x_j ($j = 1, 2, 3$): $x_1=(1/3)X$, $x_2=(2/3)X$, $x_3=X$ (X – ширина екрана у пікселях). Емпіричні дані отримані від студентів за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 у різний час: "Вранці" (до занять – «немає втоми») і "Ввечері" (після занять – «стан втоми»), а також у різні дні [9]. Повний цикл дослідження для одного респондента складався з трьох експериментів із амплітудами a_1 , a_2 та a_3 , відповідно до відстаней x_1 , x_2 та x_3 .

Для реалізації алгоритму непараметричної ідентифікації здійснено попередню обробку сигналів: нормалізацію, синхронізацію та виділення переднього фронту [12]. Як показано у [13], при побудові квадратичної моделі M2.2/3 методом найменших квадратів використання трьох ступінчастих сигналів зменшує похибку ідентифікації вдвічі порівняно з моделлю M2.2/2. У роботі досліджуються квадратичні інтегральні моделі ОРС: M2.2/2 та M2.2/3, побудовані відповідно на двох і трьох тестових сигналах.

На рис. 2 представлено перехідні характеристики першого та другого порядку моделі M2.2/3 для станів «Вранці» та «Ввечері».

Мінливість (відхилення) усереднених перехідних характеристик різних порядків моделей ОРС 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} :

$$\sigma_{nN} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)|; \quad (8)$$

$$\varepsilon_{nN} = \left(\frac{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m))^2}{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m))^2} \right)^{1/2}, \quad (9)$$

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



Рис.2. Перехідні характеристики першого та другого порядку моделі M2.2/3 для станів: *a* – «Вранці»; *б* – «Ввечері»

Отримані для моделей OPC M2.2/2 та M2.2/3 показники наведено у табл. 1.

Таблиця 1. Показник и мінливості усереднених перехідних характеристик моделей OPC M2.2

Модель	ε_{1N}	σ_{1N}	ε_{2N}	σ_{2N}
M2.2/2: a_1a_2	0.038	0.080	0.149	0.163
M2.2/2: a_1a_3	0.034	0.053	0.160	0.071
M2.2/2: a_2a_3	0.078	0.124	0.466	0.132
M2.2/3	0.045	0.071	0.244	0.080

Редукція інформаційних моделей OPC. Для класифікації психофізіологічного стану використовуються два простори ознак. Евристичні ознаки формуються на основі перехідних характеристик моделей (простір E_0); перелік евристичних ознак, визначених на основі моделі M2.2, є підмножиною ознак $e_k \in E_0, k = 1, 21$, що досліджувалися в роботі [12] (табл. 2). Додатково виділяються ознаки на основі дискретного вейвлет-перетворення перехідних характеристик (простір W). Таке комбінування забезпечує багатовимірне представлення нелінійних та динамічних властивостей OPC для подальшої класифікації.

Таблиця 2. Евристичні ознаки на основі моделей OPC M2.2

Ознака	Формальне визначення	Ознака	Формальне визначення
e_1	$\sum_{m=0}^M \hat{h}_1(t_m) $	e_{11}	$\arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m)$
e_2	$\sum_{m=0}^M \hat{h}_2(t_m, t_m) $	e_{12}	$\min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m)$
e_4	$\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m)$	e_{13}	$\arg \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m)$
e_5	$\arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m)$	e_{16}	$\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) $
e_6	$\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m)$	e_{17}	$\arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1(t_m) $
e_7	$\arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m)$	e_{18}	$\max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2(t_m, t_m) $
e_{10}	$\min_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m)$	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.

Для побудови простору ознак W застосовується дискретне вейвлет-перетворення (DWT) [14], реалізоване за допомогою бібліотеки PyWavelets у середовищі Python. В якості базового вейвлету використовувався Coiflet 4 з рівнем декомпозиції 2.

Вектори ознак $w_m \in W, m=1,10$ формуються з коефіцієнтів апроксимації масиву ca : $w_1=ca[1], \dots, w_5=ca[5]$; та детальних коефіцієнтів масиву cd : $w_6=cd[1], \dots, w_{10}=cd[5]$.

Побудова SVM-класифікатора. Побудовано класифікатор на основі датасетів для класів «Вранці» та «Ввечері» у просторах ознак E_0 та W . Для оцінки інформативності ознак проведено повний перебір усіх пар із визначенням ІПР та їх робастності. Класифікація виконана методом опорних векторів (SVM) з ядром Гауса [15] у середовищі Python із використанням функцій бібліотеки sklearn та за допомогою вбудованих в платформу засобів візуалізації.

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

- M2.2/2: a_1a_2 : e_{10} & e_{12} :

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

- M2.2/2: a_2a_3 : e_2 & e_5 :

$$\left(e_2 = \sum_{m=0}^M |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left(e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right); \quad (11)$$

- M2.2/3 : e_{10} & e_{12} :

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

Для простору ознак E_0 , сформованого на основі моделі M2.2/3 (12), розміщення об'єктів датасету в площині e_{10} & e_{12} показано на рис. 3.

SVM класифікатори, що побудовані в просторі ознак W , мають максимальне значення ІПР 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 .

Для простору ознак W , сформованого на основі моделі M2.2/2: a_2a_3 , розміщення об'єктів датасету в площині w_4 & w_5 показано на рис. 4.

SVM класифікатори у просторі ознак W мають значення ІПР 87,5 % для наступних робастних наборів ознак, визначених на основі моделей:

- 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 .

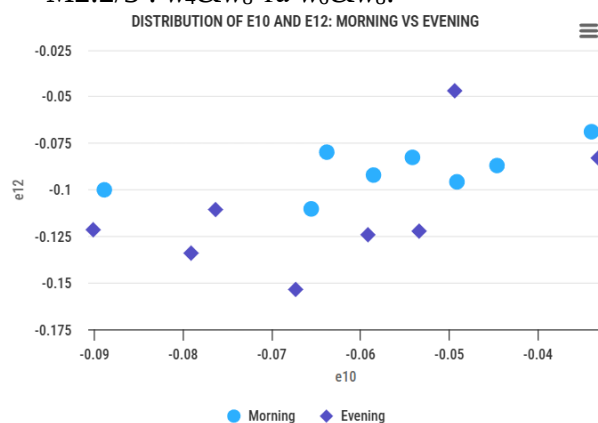


Рис. 3. Розміщення об'єктів датасету e_{10} & e_{12} , побудованого на основі моделі OPC M2.2/3

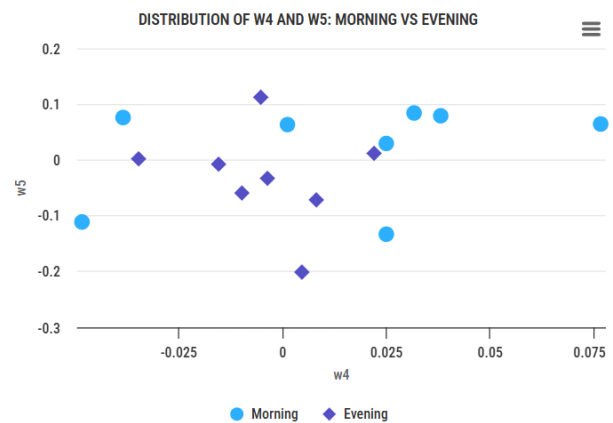


Рис. 4. Розміщення об'єктів датасету w_4 & w_5 , побудованого на основі моделі OPC M2.2/2: a_2a_3

Висновки. У роботі досліджено діагностичні можливості квадратичних моделей око-рухової системи (ОРС) людини у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, що враховують нелінійні та динамічні властивості досліджуваного об'єкта.

Побудовано простори ознак на основі експериментальних перехідних характеристик «вхід-вихід». Використано два підходи: виділення евристичних ознак і формування ознак на основі коефіцієнтів вейвлет-декомпозиції. Для відбору ознак проводився аналіз усіх можливих пар з оцінкою їх інформативності щодо класифікації психофізіологічного стану.

Для реалізації процедур ідентифікації ОРС, побудови ознак і навчання класифікаторів використано інноваційну платформу для організації хмарних обчислень, що істотно підвищило продуктивність досліджень.

Важливою особливістю розроблених програмних засобів є їх мінімальні вимоги до клієнтського обладнання за рахунок виконання обчислень на сервері. Модульна структура забезпечує гнучке масштабування, а поєднання сервісів PaaS та SaaS робить їх універсальними. Також, вони мають переваги над такими рішеннями, як Project Jupyter та Google Colab, завдяки можливості роботи з популярними мовами програмування Python і JavaScript; інтеграції відлагоджених програмних засобів через спеціалізовані GUI-інтерфейси; підвищеному рівню абстракції та розширеній соціальній складовій. Це дає можливість підвищити продуктивність наукових досліджень та освітнього процесу.

За допомогою методів машинного навчання здійснено класифікацію психофізіологічного стану людини у побудованих просторах діагностичних ознак із використанням методу опорних векторів (SVM). У просторі ознак, сформованому на основі коефіцієнтів вейвлет-декомпозиції, максимальна імовірність правильного розпізнавання досягла 93,75%, тоді як у просторі евристичних ознак зафіксовано нижчу точність, яка не перевищувала 87,5 %. Таким чином, проведене на платформі хмарних обчислень дослідження підтверджує ефективність використання квадратичних інтегральних моделей для оцінки психофізіологічного стану людини.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

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; 15: 1123456. DOI: <https://doi.org/10.3389/fnagi.2023.1123456>.
2. Ranjana J., Rajendran M. “ADET MODEL: Real time autism detection via eye tracking model using retinal scan images”. *Technology and Health Care*. 2025. DOI: <https://doi.org/10.1177/09287329241301678>.
3. 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; 11 (23): 4724. DOI: <https://doi.org/10.3390/math11234724>.
4. 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; 70 (1): 97–104.
5. Doyle F. J., Pearson R. K., Ogunnaike B. A. “Identification and control using Volterra models”. *London: Springer. Communications and Control Engineering*. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4471-0107-9>.
6. Weiss K., Kolbe M., Lohmeyer Q., Meboldt M. “Measuring teamwork for training in healthcare using eye tracking and pose estimation”. *Frontiers in Psychology*. 2023; 14: 1169940. DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1169940>.
7. 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; 10 (16): e26789. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e26789>.
8. Waisberg E., Ong J., Paladugu P., Kamran S. A., Zaman N., Lee A. G., Tavakkoli A. “Dynamic Visual Acuity as a Biometric for Astronaut Performance and Safety”. *Life Sciences in Space Research*. 2023; 37: 3–6. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.lssr.2023.01.002>.

9. 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; 1603: 012011. DOI: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011>.
10. Pavlenko V., Ilutsa A., Kravchenko Y. “Eye-tracker signals processing in system identification of human oculomotor apparatus with using cloud technologies”. *WSEAS Transactions on Signal Processing*. 2024; 20: 125–137. DOI: <https://doi.org/10.37394/232014.2024.20.13>.
11. Pavlenko V., Pavlenko S. “Deterministic identification methods for nonlinear dynamical systems based on the Volterra model”. *Applied Aspects of Information Technology*, 2018; 1 (1): 9–29. DOI: <https://doi.org/10.15276/aaIT.01.2018.1>.
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; 1: 187–193. DOI: <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”*. 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”. In *2018 26th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU), IEEE*. 2018. p. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/SIU.2018.8404418>.
15. Cortes C., Vapnik V. “Support-Vector Networks”. *Machine Learning*. 1995; 20 (3): 273–297. DOI: <https://doi.org/10.1007/BF00994018>.

DOI: <https://doi.org/10.15276/ict.02.2025.46>

UDC 004.942

Neurophysiological assessment using a cloud computing platform

Vitaliy D. Pavlenko¹⁾

Doctor of Engineering Sciences, Professor of the Department Computerized Systems and Software Technologies
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5655-4171>; pavlenko_vitalij@ukr.net

Denys K. Lukashuk¹⁾

PhD of the Department Computerized Systems and Software Technologies
ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-3149-3741>; user111228322@gmail.com

Andrii S. Ilutsa¹⁾

PHD student of the Department Computerized Systems and Software Technologies
ORCID: <https://orcid.org/0009-0007-3445-8481>; ilutsa.a.s@op.edu.ua

¹⁾ Odesa Polytechnic National University, 1, Shevchenko Ave. Odesa, 65044, Ukraine

ABSTRACT

A methodology for the identification of the human eye movement system (EMS) using integral Volterra models in the form of first- and second-order transient characteristics and the formation of diagnostic features based on these characteristics for the classification of the neurophysiological state is proposed. Identification was carried out using experimental “input-output” data obtained under visual test stimuli with different distances from the initial position on the monitor screen and the corresponding responses recorded by the Tobii Pro TX300 eye tracker. The least squares method was applied for model construction. A feature space of heuristic features and a feature space derived from wavelet decomposition coefficients were formed. To assess the fatigue state, the Support Vector Machine method with a Gaussian kernel was used. The reliability of the assessment was determined by the probability of correct recognition (PCR) on constructed datasets through an exhaustive search of all possible pairs of features. The computations were performed on a cloud computing platform combining PaaS and SaaS services, which enables effective work in research and educational tasks both with program code in multiple programming languages and with implemented identification methods via GUI interfaces. The research results demonstrate a maximum PCR of 93.75% when using features obtained through wavelet decomposition, confirming the practical applicability of the proposed approach for the intelligent diagnosis of the human neurophysiological state.

Keywords: Neurophysiological state; eye movement system; modeling; identification; eye-tracking; machine learning; cloud computing platform