

В. Д. ПАВЛЕНКО, д-р техн. наук, професор, Національний університет "Одеська політехніка", м. Одеса,

Д. К. ЛУКАШУК, аспірант, Національний університет "Одеська політехніка", м. Одеса

МОДЕЛЮВАННЯ ОКО-РУХОВОЇ СИСТЕМИ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ МОДЕЛЕЙ ВОЛЬТЕРРИ У НЕЙРОФІЗІОЛОГІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

Розвивається метод моделювання око-рухової системи (ОРС) людини на основі моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, отриманих з експериментальних досліджень "вхід-вихід" ОРС із застосуванням інноваційної технології айтрекінгу. Дослідження респондента здійснювалося у ранковий та вечірній час, що дозволило встановити мінливість характеристик ОРС в станах до роботи (норма) та після роботи (втома). Встановлено, що для ідентифікації ОРС в практичних застосуваннях у нейронауках доцільно використовувати квадратичний поліном Вольтерри, який визначається за допомогою методу найменших квадратів із використанням трьох ступінчатих тестових сигналів з різними амплітудами. Сформовано датасети для машинного навчання у різних просторах діагностичних ознак: евристичних ознак та ознак, які отримані на основі семплінгу перехідних характеристик. За допомогою комп'ютерного моделювання визначено робастні за показником імовірності правильного розпізнавання набори ознак. Для оцінки психофізіологічних станів застосовано байєсівський класифікатор і метод SVM. Іл.: 11. Табл. 3. Бібліогр.: 31 назв.

Ключові слова: око-рухова система, моделювання, моделі Вольтерри, багатовимірні перехідні характеристики, технологія айтрекінгу, психофізіологічний стан, машинне навчання, метод Байєса, метод SVM

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 моделей, що описують динаміку ОРС, набуває особливого значення для фундаментальних та прикладних досліджень.

Значна кількість сучасних робіт присвячена використанню айтрекінгу для вивчення когнітивних розладів. Так, у [1 – 3] досліджено особливості рухів очей у пацієнтів з хворобою Альцгеймера, у [4, 5]

наведено аналіз параметрів око-рухової активності при хворобі Паркінсона. У роботі [6] запропоновано використання айтрекінгу для діагностики аутизму, а в [7, 8] досліджено характеристики рухів очей у пацієнтів із дислексією, що дозволяє оцінювати особливості у них когнітивної обробки зорової інформації. У дослідженнях [9 – 11] встановлено зв'язок між параметрами руху очей, когнітивним навантаженням і втомою, що дозволяє використовувати айтрекінг для оцінки психофізіологічного стану, зокрема у представників фізично та інтелектуально напружених професій. У роботі [12] проаналізовано особливості змін око-рухової активності при тривалій роботі, що може бути корисним для моніторингу втоми та продуктивності.

Крім того, значна увага приділяється використанню методів штучного інтелекту для аналізу даних досліджень ОРС. У роботах [2, 13, 14] досліджено можливості застосування глибокого навчання для автоматичного розпізнавання патологічних змін у рухах очей, а також для прогнозування неврологічних та психічних порушень на основі комплексного аналізу показників око-рухової активності. У роботі [15] представлено базу даних GazeBase, яка містить записи айтрекінгу від різних респондентів у різних умовах, що дозволяє покращити навчання моделей машинного навчання для розпізнавання психофізіологічних станів.

Одним із перспективних підходів у моделюванні ОРС є використання інтегральних моделей, які дозволяють представляти в явній формі зв'язок "вхід-вихід" неперервної нелінійної динамічної системи (НДС) з невідомою структурою (типу "чорний ящик"). У роботі [16] запропоновано застосування поліномів Вольтерри для аналізу нейрофізіологічних станів людини, а в [17] використовуються моделі Вольтерри-Лагерра для опису плавних рухів очей. Фундаментальні аспекти ідентифікації в системах управління на основі моделей Вольтерри викладено у класичній праці [18].

Практичні аспекти айтрекінгу розглядаються у різних сферах: командна робота в медицині [19], біометрична ідентифікація [20], аналіз інформації відстеження рухів очей [21], дослідження когнітивних процесів у навчанні [22], оцінка станів уваги під час онлайн-навчання [23], обробка артефактів у мозко-комп'ютерному інтерфейсі (Brain-Computer Interface) [24], оцінка візуальної уваги при пошуку дефектів у програмному коді [25]

та для підтримки професійного навчання у візуально-інтенсивних професіях, таких як авіація [26]. Дослідження, присвячені аналізу рухів очей та їх моделюванню, мають широкий спектр застосувань — від медичної діагностики до освітніх технологій та штучного інтелекту.

У даному дослідженні набув подальшого розвитку метод моделювання рухів очей людини на основі моделей Вольтерри, що дозволяє підвищити точність ідентифікації ОРС та розширити можливості застосування моделей в різних галузях науки та технологій.

Постановка проблеми. Око-рухова система відіграє важливу роль у відображенні когнітивних та психофізіологічних процесів людини, а її моделювання дозволяє оцінювати функціональний стан центральної нервової системи. Традиційні методи аналізу рухів очей зазвичай базуються на емпіричних підходах та параметричних моделях, які мають обмежену здатність відображати нелінійні ефекти властивостей ОРС. Проте, використання моделей Вольтерри першого і другого порядку у вигляді перехідних характеристик відкриває нові можливості для діагностичних досліджень психофізіологічного стану людини [27].

Мета роботи полягає в дослідженні ефективності використання моделей Вольтерри першого і другого порядку у вигляді перехідних характеристик ОРС, які визначаються за експериментальними даними "вхід-вихід" із застосуванням технології айтрекінгу, що розширює діагностичні можливості традиційних засобів діагностики у нейронауках.

Предметом дослідження є обчислювальні алгоритми та програмні засоби визначення діагностичних ознак на основі моделей ОРС у вигляді перехідних характеристик першого і другого порядку та побудови байєсівських та SVM класифікаторів у вибраних просторах ознак.

Дане дослідження є продовженням розробки інтелектуальної інформаційної технології діагностики психофізіологічних станів [28], що ґрунтується на непараметричній ідентифікації ОРС у вигляді нелінійних динамічних моделей Вольтерри. Запропонована технологія охоплює кілька ключових етапів.

На *першому етапі* здійснюється ідентифікація ОРС, що передбачає побудову інформаційної моделі ОРС у вигляді багатовимірних перехідних характеристик (БПХ). Для цього на вхід ОРС подаються тестові візуальні стимули з різними відстанями від стартової позиції у горизонтальному,

вертикальному або діагональному напрямках. Відгуки системи на тестові стимули реєструються за допомогою айтрекера, після чого на основі отриманих експериментальних даних "вхід-вихід" за допомогою методу ідентифікації обчислюються БПХ.

На *другому етапі* здійснюється побудова діагностичної моделі, що включає формування простору діагностичних ознак за допомогою параметризації (стискання) отриманих БПХ. Після чого визначається діагностична значимість окремих ознак (вибраних параметрів) та їх всіляких поєднань. Визначається оптимальна за показником достовірності класифікації система робастних (стійких до шумів) ознак (редукція діагностичної моделі). Вибір простору ефективних діагностичних ознак має вирішальний вплив на точність діагностичної моделі і, як наслідок, на достовірність розпізнавання станів індивіда.

На *третьому етапі* здійснюється навчання класифікатора психофізіологічного стану індивіда у вибраному просторі діагностичних ознак. На даному етапі визначається сукупність вирішальних правил оптимальної класифікації, знаходяться оцінки достовірності класифікації, здійснюється оптимізація діагностичної моделі.

На *четвертому етапі* здійснюється діагностика психофізіологічного стану індивіда: за даними айтрекінгу визначаються багатовимірні перехідні характеристики ОРС; розраховуються значення діагностичних ознак; за допомогою навченого класифікатора виконується розпізнавання психофізіологічного стану індивіда.

Теоретичні передумови. В даному дослідженні для побудови моделі на основі поліному Вольтерри використовується метод найменших квадратів (МНК) [29].

Ідентифікація НДС за допомогою метода найменших квадратів. Метод ідентифікації НДС у часовій області ґрунтується на апроксимації відгуку НДС $y(t)$ на довільний детермінований сигнал $x(t)$ у вигляді інтегро-степеневого поліному N -го порядку (N – порядок апроксимаційної моделі):

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

де $\hat{y}_n(t)$ – парціальні складові відгуку моделі (n – вимірна згортка); $w_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n)$ – вагова функція (ядро Вольтерри) n -го порядку.

Справедливе твердження [29].

Твердження. Нехай на вхід НДС по черзі подаються тестові сигнали $a_1x(t), a_2x(t), \dots, a_Lx(t); L \geq N; a_1, a_2, \dots, a_L$ – різні дійсні числа, що задовольняють умові $0 < a_j \leq 1$, для $\forall j=1, 2, \dots, L$; $x(t)$ – довільний детермінований сигнал, тоді

$$\begin{aligned} \tilde{y}_N(a_jx(t)) &= \sum_{n=1}^N \hat{y}_n(a_jx(t)) = \\ &= \sum_{n=1}^N a_j^n \int_0^t \dots \int_0^t w_n(t - \tau_1, \dots, t - \tau_n) \prod_{i=1}^n x(\tau_i) d\tau_i = \sum_{n=1}^N a_j^n \hat{y}_n(t). \end{aligned} \quad (2)$$

Парціальні складові в апроксимаційній моделі $\hat{y}_n(t)$ знаходяться за допомогою МНК. Це дозволяє отримати такі їх оцінки, при яких сума квадратів відхилень відгуків НДС, що ідентифікується, $y(a_jx(t)) = y(t | a_j)$ від відгуків моделі $\tilde{y}_N(a_jx(t))$ буде мінімальною, тобто забезпечує мінімум середньоквадратичного критерію. Мінімізація критерію зводиться до вирішення системи нормальних рівнянь Гауса, яку в векторно-матричній формі можна записати у вигляді

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

де

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

де A' – транспонована матриця.

З рівняння (3), отримуємо

$$\hat{y} = (A'A)^{-1}A'y = T_N y, \quad (4)$$

де T_N – матричне перетворення

$$T_N = (A'A)^{-1}A' \quad (5)$$

Якщо на вхід системи, що ідентифікується, подавати тестові сигнали у вигляді ступінчатих функцій з амплітудами $a_1, a_2, \dots, a_L$, отримуємо оцінки перехідних характеристик $\hat{h}_1^{(N)}(t)$ та діагональних перетинів перехідних характеристик НДС: $\hat{h}_2^{(N)}(t, t), \hat{h}_3^{(N)}(t, t, t), \dots, \hat{h}_N^{(N)}(t, \dots, t)$ [29]. Так в окремих випадках маємо:

при $N=1$

$$\hat{h}_1^{(1)}(t) = \hat{y}_1^{(1)}(t) = \frac{\sum_{j=1}^L a_j y_j(t | a_j)}{\sum_{j=1}^L a_j^2}; \quad (6)$$

при $N=2$

$$\hat{h}_1^{(2)}(t) = \hat{y}_1^{(2)}(t) = \frac{\sum_{j=1}^L a_j^4 \sum_{j=1}^L a_j y(t | a_j) - \sum_{j=1}^L a_j^3 \sum_{j=1}^L a_j^2 y(t | a_j)}{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^4 - \left(\sum_{j=1}^L a_j^3 \right)^2}; \quad (7)$$

$$\hat{h}_2^{(2)}(t, t) = \hat{y}_2^{(2)}(t) = \frac{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^2 y(t | a_j) - \sum_{j=1}^L a_j^3 \sum_{j=1}^L a_j y(t | a_j)}{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^4 - \left(\sum_{j=1}^L a_j^3 \right)^2}. \quad (8)$$

Відгуки досліджуваних моделей ОРС у загальному випадку розраховуються на основі виразів:

$$\tilde{y}_j(t | a_j) = a_j \hat{y}_1(t) + a_j^2 \hat{y}_2(t) + \dots + a_j^N \hat{y}_N(t), \quad (9)$$

або

$$\tilde{y}(t | a_j) = a_j \hat{h}_1^{(N)}(t) + a_j^2 \hat{h}_2^{(N)}(t, t) + \dots + a_j^N \hat{h}_N^{(N)}(t, \dots, t), \quad j = \overline{1, L}. \quad (10)$$

Структурну схему обчислення перехідних характеристик ОРС за допомогою МНК на основі моделі Вольтерри другого порядку, наведено на рис. 1. Блок T_N на схемі здійснює розрахунки перехідних характеристик

першого $\hat{h}_1^{(2)}(t)$ та другого $\hat{h}_2^{(2)}(t, t)$ порядків на основі системи нормальних рівнянь (3).

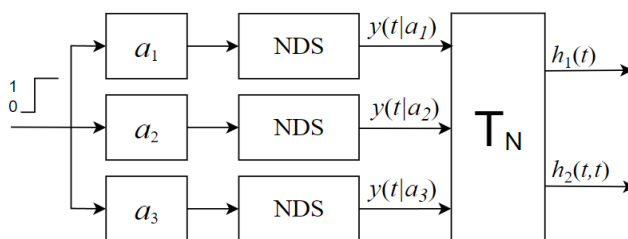


Рис. 1. Структурна схема визначення перехідних характеристик ОРС першого та другого порядків на основі МНК

Дослідження точності моделей ОРС. В роботі [27] досліджено відгуки ОРС на тестові ступінчасті сигнали $x(t)=a_j\theta(t)$ ($\theta(t)$ – функція Гевісайда) з амплітудами a_j ($j=1, 2, 3$): $a_1=(1/3)X$, $a_2=(2/3)X$, $a_3=X$ (X – ширина екрана монітора комп'ютера в пікселях), які використовувалися при побудові моделей Вольтерри. Детально проаналізовано застосування трьох методів ідентифікації: апроксимаційного методу: $M1.N/L:<a_1, \dots, a_L>$, методу найменших квадратів: $M2.N/L:<a_1, \dots, a_L>$ та компенсаційного методу: $M3.N/L:<a_1, \dots, a_L>$, де N – порядок апроксимаційної моделі; L – кількість тестових сигналів; $a_1, \dots, a_L$ – амплітуди тестових ступінчатих сигналів.

Для ідентифікації ОРС використовуються дані, які отримано в результаті експериментів з ОРС "вхід-вихід" із застосуванням інноваційної технології айтрекінгу. 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". Тестовий сигнал еквівалентний вхідному ступінчастому сигналу $a_j\theta(t)$ з амплітудою a_j , яка визначається значенням відстані x_j .

Емпіричні дані отримано за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 у різні моменти часу протягом дня, зокрема "Вранці" (до роботи) і "Ввечері" (після роботи), а також у різні дні [30]. Один повний цикл дослідження ОРС для одного респондента складається з трьох експериментів при різних амплітудах тестових сигналів a_1, a_2 та a_3 ($a_1 < a_2 < a_3$).

Відгуки ОРС одного респондента, які отримано "Вранці" та "Ввечері" приведені до спільного початку (стартова позиція) і наведено на рис. 1. При цьому для реалізації алгоритму непараметричної ідентифікації ОРС додатково здійснено попередню обробку відгуків: нормалізацію, синхронізацію та виділення переднього фронту у вихідних сигналах айтрекера.

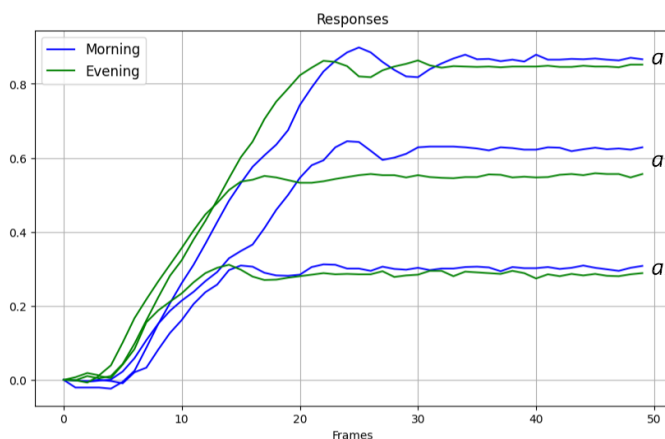


Рис. 4. Відгуки ОРС респондента "Вранці" і "Ввечері" при різних амплітудах тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3

В дослідженні [27] встановлено, що моделі ОРС, побудовані за допомогою апроксимаційного методу та методу найменших квадратів при використанні однакових тестових сигналів, мають однакові перехідні характеристики, оскільки в області збіжності ряду Вольтерри моделі співпадають. Точність моделей залежить від кількості використаних тестових сигналів. Для квадратичної моделі M2.2/3 застосування методу найменших квадратів із трьома ступінчастими тестовими сигналами дозволяє зменшити вдвічі похибку ідентифікації порівняно з моделями, побудованими за допомогою двох тестових сигналів.

Компенсаційний метод хоча потребує мінімальних обчислювальних ресурсів порівняно з іншими методами. Однак моделі, побудовані за допомогою цього методу, мають значні похибки. Це не дозволяє застосовувати компенсаційний метод ідентифікації у діагностичних дослідженнях. Таким чином, для ідентифікації ОРС людини в практичних застосуваннях доцільно використовувати квадратичну модель M2.2/3, що

визначається за допомогою методу найменших квадратів із використанням трьох ступінчатих тестових сигналів.

Моделі ОРС у вигляді перехідних характеристик. Вивчаються особливості використання отриманих емпіричних даних для побудови моделей ОРС, визначаються оцінки мінливості (варіативності) отриманих усереднених перехідних характеристик в залежності від стану "Вранці" і "Ввечері". Згідно алгоритму ідентифікації (3) для побудови моделей ОРС відгуки приведено до спільного початку (здійснено синхронізацію). На рис. 2 представлено набори відгуків ОРС при різних амплітудах тестових сигналів a_1, a_2, a_3 в станах "Вранці" – рис.2, а та "Ввечері" – рис. 2, б.

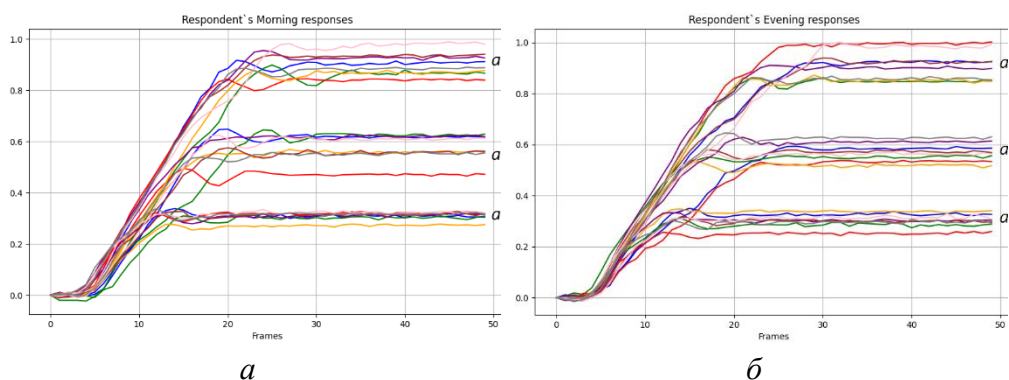


Рис. 2. Відгуки ОРС при різних амплітудах тестових сигналів a_1, a_2, a_3 в станах:

a – "Вранці"; $б$ – "Ввечері"

Моделі ОРС на основі даних айтрекінгу. На основі даних експериментів побудовані моделі М2.1/3 та М2.2/3. Графіки перехідних характеристик першого та другого порядку моделей М2.2/3 ОРС та їх усереднені значення в станах "Вранці" та "Ввечері" наведено на рис. 3.

Девіація усереднених перехідних характеристик ОРС. Мінливість (відхилення) усереднених перехідних характеристик різних порядків моделей М2.1/3 й М2.2/3 ОРС для станів респондента "Вранці" $\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m)$ та "Ввечері" $\hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)$ визначаються за допомогою показників:

σ_{nN} – максимальне відхилення

$$\sigma_{nN} = \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m)|; \quad (11)$$

ε_{nN} – нормоване середньоквадратичне відхилення (НСКВ)

$$\varepsilon_{nN} = \left(\frac{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m) - \hat{h}_{nN}^{(E)}(t_m))^2}{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{nN}^{(M)}(t_m))^2} \right)^{1/2}. \quad (12)$$

де $n=1, 2, \dots, N$.

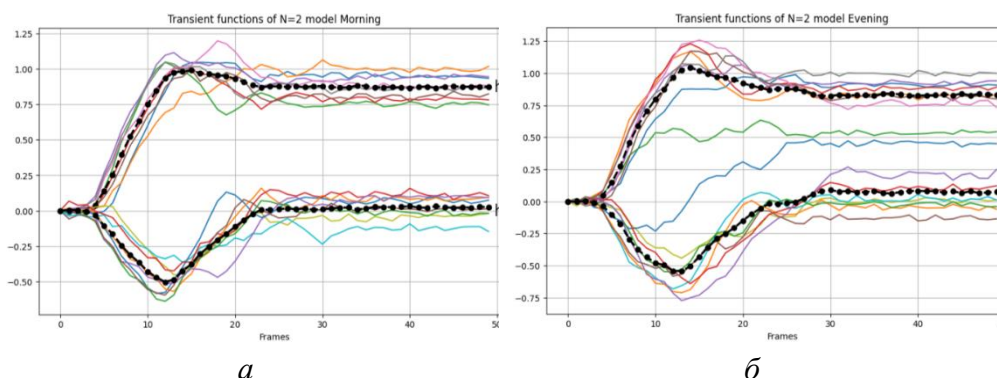


Рис. 3. Перехідні характеристики першого та другого порядку моделей M2.2/3 OPC та їх усереднені значення в станах: *a* – "Вранці"; *б* – "Ввечері"

На рис. 4 наведено усереднені перехідні характеристики першого та другого порядку моделей M2.2/3 для станів "Вранці" та "Ввечері", на рис. 5 – усереднені перехідні характеристики першого порядку моделей M2.1/3 та M2.2/3 для двох станів.

Показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей першого порядку M2.1/3 та моделей другого порядку M2.2/3 наведено в табл. 1.

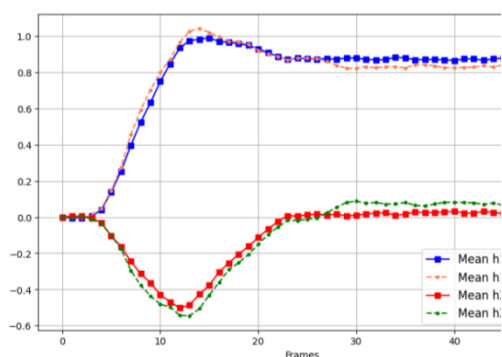


Рис. 4. Усереднені значення перехідних характеристик першого та другого порядку моделі M2.2/3 в станах "Вранці" та "Ввечері"

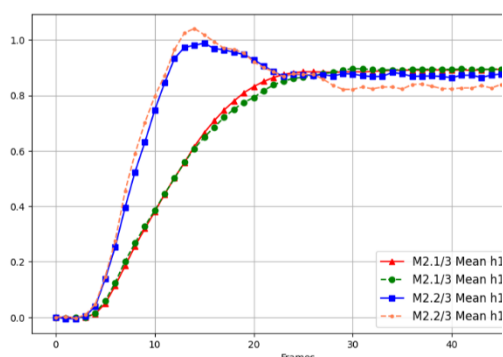


Рис. 5. Усереднені значення перехідних характеристик першого порядку моделей M2.1/3 та M2.2/3 в станах "Вранці" та "Ввечері"

Таблиця 1

Показники мінливості усереднених перехідних характеристик моделей M2.1/3 та M2.2/3

Модель, N	ε_{1N}	σ_{1N}	ε_{22}	σ_{22}
M2.1/3	0.0187	0.0395	—	—
M2.2/3	0.045	0.0706	0.2444	0.0796

Побудова діагностичної моделі. У дослідженні використовуються методи машинного навчання класифікатора психофізіологічного стану індивіда у вибраному просторі діагностичних ознак. Для побудови простору ознак застосовується параметризація отриманих БПХ ОРС на основі формальних співвідношень, наведених у роботі [31] – простір евристичних ознак E_0 , та ознак, визначених на основі семплінгу БПХ моделей ОРС – простір ознак S_0 .

Для формування простору евристичних ознак E_0 обрані перехідні характеристики моделей Вольтерри другого порядку M2.2. Вибір евристичних ознак ґрунтується на попередніх дослідженнях, де доведено їх інформативність та здатність відображати зміни у психофізіологічному стані респондента. Перелік евристичних ознак ОРС, визначених на основі моделі M2.2, є підмножиною ознак $e_k \in E_0, k = \overline{1, 21}$, що досліджувалися в роботі [31], наведено в таблиці 2.

Таблиця 2

Евристичні ознаки для моделей ОРС М2.2

№	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.

Простір ознак S_0 формується шляхом вибірки значень перехідних характеристик моделей ОРС М2.1/3 та М2.2/3 у фіксовані моменти часу (семплінг), які визначаються за формулою:

$$s_m = \begin{cases} \hat{h}_1(t_k), k = 3 + 5(m-1), m = \overline{1, 5}; \\ \hat{h}_2(t_k, t_k), k = 3 + 5(m-1), m = \overline{6, 10}; \end{cases} \quad (13)$$

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; $s_m \in S_0, m = \overline{1, 10}$.

Побудова байєсівського класифікатора для оцінки психофізіологічного стану людини. На основі навчальних датасетів респондента для класів "Вранці" і "Ввечері" побудовано байєсівський класифікатор психофізіологічного стану. Аналіз достовірності класифікації психофізіологічних станів в просторі запропонованих ознак полягає у формуванні всіх можливих комбінацій ознак та оцінці їх

інформативності на основі результатів класифікації досліджуваної вибірки даних з використанням критерію імовірності правильного розпізнавання (ІПР) [31]. Таким чином, методом повного перебору досліджені всі можливі пари ознак. Оскільки маємо невеликий об'єм навчального датасету, досліджувалася діагностична цінність лише всіх можливих пар ознак.

Здійснено аналіз стабільності показника ІПР в просторах ознак E_0 і S_0 . За допомогою комп'ютерного моделювання визначено робастні за показником ІПР пари ознак.

Простір ознак E_0 . Аналіз інформативності пар ознак із простору E_0 з врахуванням їх стійкості до шуму в 1% та 5% показав, що для моделей M2.1/3 максимальне значення ІПР не перевищує 87,5%.

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

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

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

ознаки, які визначено на основі перехідних характеристик першого порядку:

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

ознаки, які визначено на основі перехідних характеристик другого порядку:

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

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

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

$$\begin{aligned}
& \left(e_2 = \sum_{m=0}^M |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right) \& \left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right); \\
& \left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_6 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \\
& \left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \\
& \left(e_4 = \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{19} = \arg \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_2(t_m, t_m)| \right); \\
& \left(e_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} \hat{h}_1'(t_m) \right) \& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right); \\
& \left(e_{12} = \min_{m \in [0, M]} \hat{h}_2'(t_m, t_m) \right) \& \left(e_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |\hat{h}_1(t_m)| \right).
\end{aligned}$$

Розташування об'єктів навчального датасету з простору ознак E_0 , визначених на основі моделі M2.2/3, з відображенням впливу шуму на ознаки в 1% та 5%, наведено на рис. 6 – для пари ознак e_4 & e_{11} , на рис. 7 – для пари e_2 & e_4 .

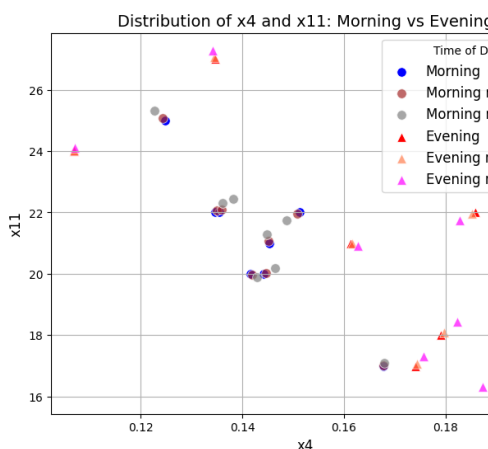


Рис. 6. Розташування об'єктів навчального датасету в просторі e_4 & e_{11} з відображенням впливу на ознаки шумів в 1 та 5%

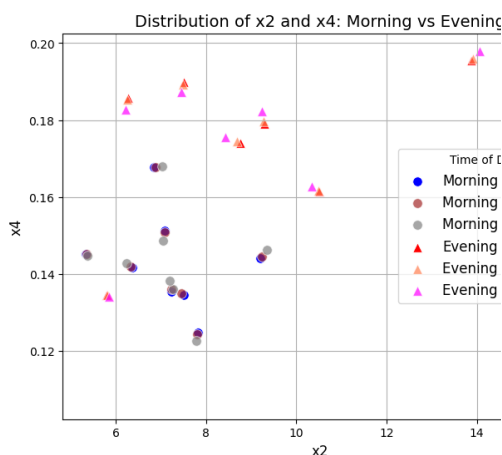


Рис. 7. Розташування об'єктів навчального датасету в просторі e_2 & e_4 з відображенням впливу на ознаки шумів в 1 та 5%

Простір ознак S_0 . В результаті дослідження інформативності ознак з простору S_0 , визначених на основі моделей М2.1/3, отримано робастну пару ознак із максимальною ІПР 81,25%:

$$\left(s_3 = \hat{h}_1(t_{13}) \right)_{m \in [0, M]} \& \left(s_5 = \hat{h}_1(t_{23}) \right)_{m \in [0, M]}$$

Для ознак, які визначаються на основі моделей М2.2/3, отримано робастні пари ознак із найвищим показником ІПР 87,5%:

$$\left(s_1 = \hat{h}_1(t_3) \right) \& \left(s_3 = \hat{h}_1(t_{13}) \right);$$

$$\left(s_6 = \hat{h}_2(t_3, t_3) \right) \& \left(s_9 = \hat{h}_2(t_{18}, t_{18}) \right).$$

Розташування об'єктів навчального датасету s_1 & s_3 з відображенням впливу шумів в 1 та 5% наведено на рис. 8.

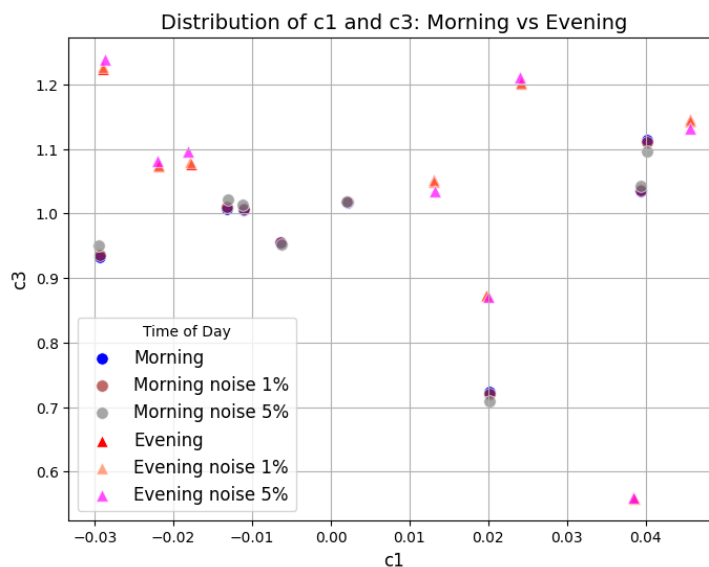


Рис. 8. Розташування об'єктів навчального датасету в просторі s_1 & s_3 з відображенням впливу на ознаки шумів в 1 та 5%

Побудова SVM класифікатора. Для побудови класифікатора психофізіологічного стану застосовано також метод опорних векторів (SVM) з ядром Гауса. Програмна реалізація виконана у середовищі Python із використанням класу `sklearn.svm.SVC` бібліотеки Scikit-learn. Оцінка

показників надійності класифікації проводилася за допомогою функцій модуля `sklearn.metrics`.

В результаті досліджень SVM класифікатора, побудованого на основі датасету у просторі ознак E_0 , які визначено на основі моделі ОРС М2.2/3, знайдено найвищий показник ППР 87,5% у робастної пари ознак:

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

В табл. 3 наведено метрики SVM класифікатора з ядром Гауса для простору ознак e_{10} & e_{12} .

Таблиця 3

Метрики SVM класифікатора з ядром Гауса для простору ознак e_{10} & e_{12}

Error Type	Type I	Type II	PCR	Recall	Precision	F1- Score
Metrics	1	1	0.875	0.875	0.875	0.875

Висновки. Досліджено моделі око-рухової системи людини на основі поліномів Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних характеристик з використанням експериментальних даних "вхід-вихід" отриманих за допомогою інноваційної технології айтрекінгу. Емпіричні дані отримано з участю в дослідженнях респондента у ранковий (до роботи) та вечірній (після роботи) час, що дозволило оцінити зміни характеристик ОРС, зумовлені втомою від трудової діяльності протягом дня.

Для ідентифікації ОРС використано квадратичний поліном Вольтерри, який визначається за допомогою методу найменших квадратів із використанням трьох ступінчатих тестових сигналів з різними амплітудами. Визначено оцінки мінливості усереднених перехідних характеристик моделей ОРС для станів "Вранці" та "Ввечері".

Для оцінки психофізіологічного стану індивіда використовуються статистичні методи машинного навчання моделі класифікатора у вибраному просторі ознак. Досліджується інформативність просторів евристичних ознак та ознак, визначених на основі семплінгу перехідних характеристик моделей "вхід-вихід" ОРС. Створено датасети для машинного навчання у різних просторах діагностичних ознак. За допомогою комп'ютерного моделювання визначено робастні пари ознак з

максимальним значенням показника імовірності правильного розпізнавання.

Побудовані класифікатори психофізіологічного стану на основі методу Байєса та методу опорних векторів (SVM). При цьому найкращий результат класифікації за показником ППР, близьким до 100 %, отримано за допомогою байєсівського класифікатора в просторі евристичних ознак та 87,5% – в просторі ознак, визначених на основі семплінгу перехідних характеристик. Найкращий результат класифікації в просторі евристичних ознак за показником ППР, який отримано з використанням SVM класифікатора з ядром Гауса, становить 87,5%.

Виконані дослідження та отримані результати є базовими для подальшого підвищення функціональної ефективності машинного навчання системи класифікації психофізіологічних станів людини на основі технології айтрекінгу.

References:

1. Opwonya, J., Doan, D. N. T., Kim, S. G., et al., "Saccadic Eye Movement in Mild Cognitive Impairment and Alzheimer's Disease: A Systematic Review and Meta-Analysis," *Neuropsychol Rev*, vol. 32, pp. 193–227, 2022. <https://doi.org/10.1007/s11065-021-09495-3>.
2. Sun, J., Liu, Y., Wu, H., Jing, P., and Ji, Y., "A novel deep learning approach for diagnosing Alzheimer's disease based on eye-tracking data," *Front. Hum. Neurosci*, vol. 16, Article 972773, 2022. <https://doi.org/10.3389/fnhum.2022.972773>.
3. Tokushige, S. I., Matsumoto, H., Matsuda, S. I., et al., "Early Detection of Cognitive Decline in Alzheimer's Disease Using Eye Tracking," *Front. Aging Neurosci.*, vol. 15, Article 1123456, 2023. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2023.1123456>.
4. Ștefănescu, E., Chelaru, V. F., Chira, D., and Mureșanu, D., "Eye Tracking Assessment of Parkinson's Disease: a Clinical Retrospective Analysis," *J. Med. Life*, vol. 17, no. 3, pp. 360, 2024. <https://doi.org/10.25122/jml-2024-0270>.
5. Jansson, D., Rosén, O., and Medvedev, A., "Parametric and nonparametric analysis of eye-tracking data by anomaly detection," *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 23, pp. 1578–1586, 2015. <https://doi.org/10.1109/TCST.2014.2364958>.
6. Keehn, B., Monahan, P., Enneking, B., et al., "Eye-Tracking Biomarkers and Autism Diagnosis in Primary Care," *JAMA Netw Open*, vol. 7, no. 5, e2411190, pp. 1-14, 2024. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.11190>.
7. Dostálová, N., Pátková Daňšová, P., Ježek, S., Vojtechovska, M., and Šašinka, Č., "Towards the Intervention of Dyslexia: a Complex Concept of Dyslexia Intervention System using Eye-Tracking," in *Proc. of the 2024 Symp. on Eye Tracking Research and Applications (ETRA '24)*, Article 84, pp. 1-6. <https://doi.org/10.1145/3649902.3656490>.

8. Kasprowski, P., "Utilizing Gaze Self Similarity Plots to Recognize Dyslexia when Reading," in Proc. of the 2024 Symp. on Eye Tracking Research and Applications (ETRA '24), Article 85, pp. 1–5. <https://doi.org/10.1145/3649902.3656494>.
9. Sun, W., Wang, Y., Hu, B., and Wang, Q., "Exploring the Connection between Eye Movement Parameters and Eye Fatigue," J. Phys.: Conf. Ser., vol. 2722, 012013, 2024. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2722/1/012013>.
10. Sun, W., Wang, Y., Hu, B., and Wang, Q., "Exploration of Eye Fatigue Detection Features and Algorithm Based on Eye-Tracking Signal," Electronics, vol. 13, no. 10, Article 1798, pp. 1–19, 2024. <https://doi.org/10.3390/electronics13101798>.
11. Hao, S., Jiaxin, J., Siping, F., et al., "Evaluating the Impact of Mental Workload on Drillers' Risk Perception Using Wearable Eye-Tracking Technology," SSRN, Article 4925093, 2024. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4925093>.
12. Jyotsna, C., Amudha, J., Ram, A., Fruet, D., and Nollo, G., "PredictEYE: Personalized Time Series Model for Mental State Prediction Using Eye Tracking," IEEE Access, vol. 11, pp. 128383-128409, 2023. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3332762>.
13. Kalla, B. V., Mandava, N., and Surya, C., "Eye Disease Detection Using Deep Learning Models with Transfer Learning Techniques," ICST Trans. on Scalable Inf. Syst., vol. 11, 2024. <https://doi.org/10.4108/eetsis.5971>.
14. Mukherjee, P., RS, G., and Godse, M., "Examination of AI Algorithms for Image and MRI-based Autism Detection," WSEAS Trans. on Comput., vol. 22, pp. 243-252, 2023. <https://doi.org/10.37394/23205.2023.22.28>.
15. Griffith, H., Lohr, D., Abdulin, E., and Komogortsev, O., "GazeBase, a large-scale, multi-stimulus, longitudinal eye movement dataset," Sci. Data, Nature, vol. 8, Article 13, pp. 1–9, 2021. <https://doi.org/10.1038/s41597-021-00959-y>.
16. Solodusha, S., Kokonova, Y., and Dudareva, O., "Integral Models in the Form of Volterra Polynomials and Continued Fractions in the Problem of Identifying Input Signals," Mathematics, vol. 11, no. 23, 4724, 2023. <https://doi.org/10.3390/math11234724>.
17. Bro, V., and Medvedev, A., "Continuous and Discrete Volterra-Laguerre Models with Delay for Modeling of Smooth Pursuit Eye Movements," IEEE Trans. Biomed. Eng., vol. 70, no. 1, pp. 97–104, 2023.
18. Doyle, F. J., Pearson, R. K., and Ogunnaike, B. A., Identification and Control Using Volterra Models, Communications and Control Engineering, Springer, London, 2001.
19. Weiss, K., Kolbe, M., Lohmeyer, Q., and Meboldt, M., "Measuring teamwork for training in healthcare using eye tracking and pose estimation," Front. Psychol., vol. 14, Article 1169940, 2023. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1169940>.
20. Yin, J., Sun, J., Li, J., and Liu, K., "An Effective Gaze-Based Authentication Method with the Spatiotemporal Feature of Eye Movement," Sensors, vol. 22, Article 3002, pp. 1–18, 2022. <https://doi.org/10.3390/s22083002>.
21. Lanata, L., Sebastian, L., Di Gruttola, F., et al., "Nonlinear Analysis of Eye-Tracking Information for Motor Imagery Assessments," Front. Neurosci., vol. 13, Article 1431, 2020. <https://doi.org/10.3389/fnins.2019.01431>.

22. Porras, M. M., Campen, C. A. N. Kv., González-Rosa, J. J., et al., "Eye Tracking Study in Children to Assess Mental Calculation and Eye Movements," *Sci Rep.*, vol. 14, Article 18901, 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-69800-x>.
23. Chandran, P., Huang, Y., Munsell, J., et al., "Characterizing Learners' Complex Attentional States During Online Multimedia Learning Using Eye-tracking, Egocentric Camera, Webcam, and Retrospective recalls," in *Proc. of the 2024 Symp. on Eye Tracking Research and Applications (ETRA '24)*, 2024. <https://doi.org/10.1145/3649902.3653939>.
24. Pardhu, T., and Deevi, N., "EEG Artifact Removal Strategies for BCI Applications: A Survey," *Int. J. Electr. Eng. Comput. Sci.*, vol. 5, pp. 57-72, 2023. <https://doi.org/10.37394/232027.2023.5.8>
25. Tablatin, C. L. S., "Visual Attention Patterns in Finding Source Code Defects," *WSEAS Trans. on Inf. Sci. and Appl.*, vol. 20, pp. 375-389, 2023. <https://doi.org/10.37394/23209.2023.20.40>.
26. Härmäläinen, R., De Wever, B., Sipiläinen, K., & Zemblys, R., "Using eye tracking to support professional learning in vision-intensive professions: A case of aviation pilots," *Educ. Inf. Technol.*, 2024. <https://doi.org/10.1007/s10639-024-12814-9>.
27. Pavlenko, V., Lukashuk, D., "Studying the Precision of Identification of the Oculo-Motor System based on Volterra Models via Eye-Tracking Data," *IEEE Xplore Proc. of the 9th Int. Conf. on Math. and Comput. in Sci. and Ind. (MCSI)*, pp. 121-127, 2024. <https://doi.org/10.1109/MCSI63438.2024.00028>.
28. Pavlenko, V., Shamanina, T., and Chori, V., "Nonlinear Dynamics Identification of the Oculo-Motor System Based on Eye Tracking Data," *International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing*, vol. 15, pp. 569–577, 2021. <https://doi.org/10.46300/9106.2021.15.63>.
29. Pavlenko, V., and Pavlenko, S., "Deterministic Identification Methods for Nonlinear Dynamical Systems Based on the Volterra Model," *Applied Aspects of Information Technology*, vol. 1, no. 1, pp. 9-29, 2018. <https://doi.org/10.15276/aait.01.2018.1>.
30. Pavlenko, V., Milosz, M., and Dzienkowski, M., "Identification of the Oculo-Motor System Based on the Volterra Model Using Eye Tracking Technology," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1603, 2020, pp. 1–8. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1603/1/012011>.
31. Pavlenko, V., Shamanina, T., and 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, pp. 187–193. <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348754>

Статтю представив д-р техн. наук, проф. НТУ "ХПІ" С. Ю. Леонов

Надійшла (Received) 01.04.2025

Pavlenko Vitaliy, Dr. Sci. Tech, Professor
Odesa Polytechnic National University
Shevchenko ave., 1, Odesa, Ukraine, 65044
Tel./phone: +3(8-048) 705-8-436, e-mail: pavlenko_vitalij@ukr.net
ORCID ID: 0000-0002-5655-4171

Lukashuk Denys, PhD student

Odesa Polytechnic National University

Shevchenko ave., 1, Odesa, Ukraine, 65044

Tel./phone: +3(8-050) 066-02-77, e-mail: user111228322@gmail.com

ORCID ID: 0009-0003-3149-3741

УДК 004.942

Моделювання око-рухової системи людини на основі моделей Вольтерри у нейрофізіологічних дослідженнях / Павленко В.Д., Лукашук Д.К. // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2025. – № 1 (13). – С. 149 – 169.

Розвивається метод моделювання око-рухової системи (ОРС) людини на основі моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних характеристик, отриманих з експериментальних досліджень "вхід-вихід" ОРС із застосуванням інноваційної технології айтрекінгу. Дослідження респондента здійснювалося у ранковий та вечірній час, що дозволило встановити мінливість характеристик ОРС в станах до роботи (норма) та після роботи (втома). Встановлено, що для ідентифікації ОРС в практичних застосуваннях у нейронауках доцільно використовувати квадратичний поліном Вольтерри, який визначається за допомогою методу найменших квадратів із використанням трьох ступінчатих тестових сигналів з різними амплітудами. Сформовано датасети для машинного навчання у різних просторах діагностичних ознак: евристичних ознак та ознак, які отримані на основі семплінгу перехідних характеристик першого і другого порядку. За допомогою комп'ютерного моделювання визначено робастні за показником імовірності правильного розпізнавання набори ознак. Для оцінки психофізіологічних станів застосовано байєсівський класифікатор і метод SVM. Іл.: 11. Табл. 3. Бібліогр.: 31 назв.

Ключові слова: око-рухова система, моделювання, моделі Вольтерри, багатовимірні перехідні характеристики, технологія айтрекінгу, психофізіологічний стан, машинне навчання, метод Байєса, метод SVM

UDC 004.942

Simulating the Human Eye Movement System based on the Volterra Models in neurophysiological studies / Pavlenko V.D., Lukashuk D.K. // Herald of the National Technical University "KhPI". Series of "Informatics and Modeling". – Kharkov: NTU "KhPI". – 2025. – № 1 (13). – P. 149 – 169.

A method for modeling the human eye movement system (EMS) based on Volterra models in the form of multidimensional transient characteristics has been further developed. These characteristics were obtained from experimental "input-output" EMS studies using innovative eye-tracking technology. The respondent was studied in the morning and evening, which made it possible to identify the variability of EMS characteristics in the before-work (normal) and after-work (fatigue) states. It has been established that for EMS identification in practical neuroscience applications, it is advisable to use the quadratic Volterra polynomial, determined using the least squares method with three step test signals of different amplitudes. Datasets for machine learning were formed in different diagnostic feature spaces: heuristic features and features derived from sampling the first- and second-order transient characteristics. Using computer modeling, feature sets that are robust according to the probability of correct recognition criterion were identified. To assess psychophysiological states, a Bayesian classifier and the SVM method were applied. Figs.: 11. Tabl. 3. Refs.: 31 titles.

Keywords: eye movement system; simulation; Volterra models; multidimensional transient characteristics; eye-tracking technology; psychophysiological state, machine learning; Bayesian method; SVM method.