

**В. Д. ПАВЛЕНКО**, д.т.н., професор, "Одеська політехніка", Одеса,  
**Т. В. ШАМАНІНА**, д-р філософії, "Одеська політехніка", Одеса,  
**В. В. ЧОРИ**, аспірант, "Одеська політехніка", Одеса

## ДІАГНОСТИКА ТА МОНІТОРИНГ ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ НА ОСНОВІ БАГАТОВИМІРНИХ ПЕРЕХІДНИХ ФУНКЦІЙ ОКУЛО- МОТОРНОЇ СИСТЕМИ

Розв'язано важливу науково-практичну задачу, яка полягає у створенні методів та інструментальних засобів нелінійної динамічної ідентифікації "вхід-вихід" окуло-моторної системи (ОМС) людини на основі моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних функцій ( $n$ -вимірних інтегралів від ядер Вольтерри) з використанням інноваційної технології айтрекінгу. В якості тестових сигналів застосовуються візуальні стимули, які відображаються на екрані монітора на різних відстанях від стартової позиції, що формально відповідає дії ступінчатих сигналів з різними амплітудами на вході ОМС. Здійснено експериментальні дослідження ОМС фізичних осіб за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 та визначені на основі даних окулографічних досліджень перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого та третього порядку. Моделі відрізняються від відомих тим, що надають можливість моделювання ОМС у заданому інтервалі вхідних сигналів за межею радіуса збіжності ряду Вольтерри. Отримані багатовимірні функції використовуються в якості джерела первинних даних при реалізації інтелектуальної інформаційної технології діагностики та моніторингу психофізіологічних станів людини. Запропоновано множину евристичних ознак, які визначаються за допомогою інтегральних і диференціальних перетворень отриманих перехідних функцій ОМС. Досліджено інформативність окремих ознак та їх всіх можливих поєднань в пари за показником імовірності правильного розпізнавання. Результати досліджень отримано за допомогою побудови байєсівських класифікаторів у різних просторах запропонованих ознак. Іл.: 7. Табл.: 2. Бібліогр.: 28 назв.

**Ключові слова:** психофізіологічний стан; діагностика; моніторинг; окуло-моторна система; ідентифікація; модель Вольтерри; багатовимірні перехідні функції; тестові візуальні стимули; технологія айтрекінгу.

**Вступ.** Високотехнологічна інновація айтрекінг (Eye-tracking) в останні роки отримала подальший розвиток та ефективно застосовування при побудові математичної моделі процесу неперервного відстеження руху ока з метою виявлення аномалій у даних відстеження для кількісної оцінки рухових симптомів хвороби Паркінсона [1 – 3]. При цьому використовуються нелінійні динамічні моделі Вінера і Вольтерри-Лагерра [4] та ідентифікація окуло-моторної системи (ОМС) заснована на використанні тестових випадкових впливів, що потребує застосування

методів кореляційного аналізу та отримання великого обсягу експериментальних даних (великої тривалості експериментальних досліджень).

Для побудови моделі Вольтерри ОМС людини можна використовувати детерміновані тестові впливи, наприклад, ступінчасті сигнали (найбільш придатні для дослідження динаміки ОМС) [5, 6], що дозволить спростити обчислювальний алгоритм ідентифікації та істотно зменшити час обробки експериментальних даних [7 – 11].

В роботах [12 – 14] розроблено метод детермінованої ідентифікації ОМС у вигляді багатовимірних перехідних функцій (БПФ) з використанням ступінчастих тестових сигналів, подібний компенсаційному методу ідентифікації НДС за допомогою імпульсних тестових сигналів [15, 16]. Хоча метод потребує мінімальної кількості тестових сигналів для ідентифікації ОМС, але точність його недостатня для побудови моделей Вольтерри більш ніж другого порядку, що заважає його практичному застосуванню.

Переваги детермінованих методів щодо порівняння з методами статистичної ідентифікації – порівняльна простота обробки експериментальних даних та реалізації тестових сигналів. Проте, на результати детермінованої ідентифікації істотно впливають похибки вимірів [5, 17]. Отримані оцінки перехідних характеристик виявляються нестійкими до похибок вимірів відгуків ОМС, що обмежує застосування методів в умовах реального експерименту [6].

Аналіз літературних джерел показав, що на поточний час не розроблено ефективних методів побудови моделей ОМС на основі поліному Вольтерри за експериментальними даними, отриманими за допомогою айтрекінгу. Немає і належних інструментальних алгоритмічних та програмних засобів підтримки методів ідентифікації ОМС із застосуванням технології айтрекінгу.

Існує потреба підвищення точності та обчислювальної стійкості оцінювання багатовимірних перехідних функцій ОМС, розробки апаратно-програмних засобів управління процесом ідентифікації, а також створення інформаційної технології та інтелектуальних обчислювальних систем класифікації в просторі ознак, що визначаються за результатами ідентифікації ОМС за даними айтрекінгу.

*Мета* даної роботи полягає в реалізації методів та засобів нелінійної динамічної ідентифікації "вхід-вихід" окуло-моторної системи за даними айтрекінгу на основі моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних функцій та їх застосуванню в інформаційних системах діагностики психофізіологічного стану людини, що розширюють

діагностичні можливості інструментальних засобів інформаційної технології оцінювання стану.

**1. Ідентифікація ОМС на основі дискретного поліному Вольтерри.** Співвідношення "вхід–вихід" для НДС з невідомою структурою (типу "чорний ящик") з одним входом і одним виходом може бути представлено дискретним кубічним поліномом Вольтерри у вигляді [4]:

$$y[m] = \sum_{n=1}^{N=3} \hat{y}_n[m] = \sum_{k_1=0}^m w_1[k_1]x[m-k_1] + \sum_{k_1=0}^m \sum_{k_2=0}^m w_2[k_1, k_2]x[m-k_1]x[m-k_2] + \sum_{k_1=0}^m \sum_{k_2=0}^m \sum_{k_3=0}^m w_3[k_1, k_2, k_3]x[m-k_1]x[m-k_2]x[m-k_3], \quad (1)$$

де  $w_1[k_1]$ ,  $w_2[k_1, k_2]$ ,  $w_3[k_1, k_2, k_3]$  – дискретні вагові функції – ядра Вольтерри (ЯВ) першого, другого та третього порядків;  $x[m]$ ,  $y[m]$  – вхідна (стимул) і вихідна (відгук) функції (сигнали) системи, яка моделюється, відповідно;  $\hat{y}_n[m]$  – парціальні складові відгуку  $n$ -го порядку (згортка послідовностей  $n$ -го порядку);  $m$  – дискретна змінна часу.

Задача ідентифікації полягає в виборі тестових впливів  $x[m]$  і розробці алгоритму, який дозволяє за вимірюваними реакціями  $y[m]$  виділяти парціальні складові  $\hat{y}_n[m]$  ( $n = 1, 2, 3$ ) і визначати на їх основі ЯВ  $w_1[k_1]$ ,  $w_2[k_1, k_2]$ ,  $w_3[k_1, k_2, k_3]$  [4, 6].

Якщо тестовий сигнал  $x[m] = \theta[m]$ , де  $\theta[m]$  – одинична функція (функція Гевісайда), тоді парціальні складові відгуку  $\hat{y}_1[m]$ ,  $\hat{y}_2[m]$ ,  $\hat{y}_3[m]$  дорівнюватимуть перехідної функції першого порядку  $h_1[m]$  і діагональним перетинам перехідних функцій другого і третього порядків  $h_2[m, m]$ ,  $h_3[m, m, m]$ , відповідно:

$$\begin{aligned} \hat{y}_1[m] &= \hat{h}_1[m] = \sum_{k_1=0}^m w_1[m-k_1], \\ \hat{y}_2[m] &= \hat{h}_2[m, m] = \sum_{k_1, k_2=0}^m w_2[m-k_1, m-k_2], \\ \hat{y}_3[m] &= \hat{h}_3[m, m, m] = \sum_{k_1, k_2, k_3=0}^m w_3[m-k_1, m-k_2, m-k_3]. \end{aligned} \quad (2)$$

Для ідентифікації використовуються тестові багатоступінчасті сигнали з різними амплітудами  $a_j$  ( $j=1, 2, \dots, L$ ;  $L$  – кількість експериментів,  $L \geq N$ )  $x_j(t) = a_j \theta(t)$  [18]. Відгуки ОМС, які при цьому вимірюються, позначимо як  $y_1[m]$ ,  $y_2[m]$ , ...,  $y_L[m]$ . Якщо визначити парціальні складові

відгуку моделі  $\hat{y}_1[m]$ ,  $\hat{y}_2[m]$ ,  $\hat{y}_3[m]$ , то це призведе до оцінки перехідних функцій першого порядку  $\hat{h}_1[m]$  та діагональних перетинів перехідних функцій  $\hat{h}_2[m, m]$ ,  $\hat{h}_3[m, m, m]$  (2).

Відгуки поліноміальної моделі Вольтерри дорівнюють

$$\tilde{y}_i[m] = a_i \hat{y}_1[m] + a_i^2 \hat{y}_2[m] + a_i^3 \hat{y}_3[m], \quad i=1, 2, \dots, L. \quad (3)$$

Для визначення перехідних функцій  $h_1[m]$ ,  $h_2[m, m]$ ,  $h_3[m, m, m]$  використовується метод найменших квадратів (МНК) [18], який забезпечує мінімум середньоквадратичної похибки відхилення відгуків моделі від відгуків ОМС на один і той же стимул:

$$J_N = \sum_{j=1}^L \left( y_j[m] - \sum_{n=1}^3 a_j^n \hat{y}_n[m] \right)^2 \rightarrow \min. \quad (4)$$

Мінімізація критерію (4) зводиться до розв'язку системи нормальних рівнянь Гауса, яку в векторно-матричній формі можна записати у вигляді

$$A' A \hat{y} = A' y, \quad (5)$$

де

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & a_1^2 & a_1^3 \\ a_2 & a_2^2 & a_2^3 \\ \dots & \dots & \dots \\ a_L & a_L^2 & a_L^3 \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_1[m] \\ y_2[m] \\ \dots \\ y_L[m] \end{bmatrix}, \quad \hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1[m] \\ \hat{y}_2[m] \\ \hat{y}_3[m] \end{bmatrix}.$$

Розв'язавши систему рівнянь (5) щодо  $\hat{y}_1[m]$ ,  $\hat{y}_2[m]$ ,  $\hat{y}_3[m]$ , отримуємо оцінки багатовимірних перехідних функцій ОМС  $h_1[m]$ ,  $h_2[m, m]$ ,  $h_3[m, m, m]$  в кожен момент часу  $m$  на інтервалі спостереження. З рівняння (5), отримуємо

$$\hat{y} = (A' A)^{-1} A' y. \quad (6)$$

Виконавши в (6) матричні операції, отримуємо

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1^{(3)}[m] \\ \hat{h}_2^{(3)}[m, m] \\ \hat{h}_3^{(3)}[m, m, m] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1[m] \\ \hat{y}_2[m] \\ \hat{y}_3[m] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L a_j^2 & \sum_{j=1}^L a_j^3 & \sum_{j=1}^L a_j^4 \\ \sum_{j=1}^L a_j^3 & \sum_{j=1}^L a_j^4 & \sum_{j=1}^L a_j^5 \\ \sum_{j=1}^L a_j^4 & \sum_{j=1}^L a_j^5 & \sum_{j=1}^L a_j^6 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L a_j y_j[m] \\ \sum_{j=1}^L a_j^2 y_j[m] \\ \sum_{j=1}^L a_j^3 y_j[m] \end{bmatrix}. \quad (7)$$

Таким чином, для моделі на основі кубічного поліному Вольтерри для  $N = 3$  (1), дістанемо оцінки перехідних функцій першого  $\hat{h}_1^{(3)}[m]$ , другого  $\hat{h}_2^{(3)}[m, m]$  і третього  $\hat{h}_3^{(3)}[m, m, m]$  порядків (7).

Аналогічно отримуємо формули для оцінки перехідних функцій першого порядку  $\hat{h}_1^{(1)}[m]$  – при  $N = 1$ ; першого і другого порядків  $\hat{h}_1^{(2)}[m]$ ,  $\hat{h}_2^{(2)}[m, m]$  – при  $N = 2$ :

$$\hat{h}_1^{(1)}[m] = \hat{y}_1^{(1)}[m] = \frac{\sum_{j=1}^L a_j y_j[m]}{\sum_{j=1}^L a_j^2}, \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} \hat{h}_1^{(2)}[m] \\ \hat{h}_2^{(2)}[m, m] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1^{(2)}[m] \\ \hat{y}_2^{(2)}[m] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L a_j^2 & \sum_{j=1}^L a_j^3 \\ \sum_{j=1}^L a_j^3 & \sum_{j=1}^L a_j^4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^L a_j y_j[m] \\ \sum_{j=1}^L a_j^2 y_j[m] \end{bmatrix}. \quad (9)$$

Система нормальних рівнянь Гауса (6) дає хороші результати щодо апроксимації функцій, якщо кількість вимірювань  $L$  досить велика (набагато більша за ступінь апроксимуючого полінома  $N$ ) або похибки вимірювань малі. В іншому випадку визначник системи виявляється близьким до нуля, і система стає невизначеною. У цьому випадку можливі великі похибки в оцінці параметрів апроксимуючого полінома.

Для отримання стійкого до похибок вимірювань розв'язку СЛАР (6) використовується метод регуляризації А.М. Тихонова [19], який базується на варіаційному методі побудови регуляризуючого оператора. Цей метод зводиться до знаходження наближеного вектора розв'язку, який мінімізує певний функціонал згладжування. Єдиний вектор, що задовольняє умові мінімуму функціоналу згладжування, можна визначити з розв'язку СЛАР:

$$(A'A + \alpha I)\hat{y}_\alpha = A' y, \quad (10)$$

де  $A'$  – транспонована матриця;  $I$  – одинична матриця;  $\alpha$  – параметр регуляризації А.М. Тихонова [20].

Отриманий на основі (10) наближений розв'язок відповідає нульовому порядку регуляризації (слабка регуляризація). Для підвищення гладкості розв'язків використовується матриця регуляризації  $R$  та обчислюється розв'язок СЛАР:

$$(A'A + \alpha R) \hat{y}_\alpha = A' y \quad (11)$$

з вибраним значенням параметра  $\alpha$ . Матриця регуляризації  $R$  має структуру [19]:

$$R = \begin{bmatrix} 1-h^{-2} & -h^{-2} & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 \\ -h^{-2} & 1-h^{-2} & -h^{-2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -h^{-2} & 1-h^{-2} & -h^{-2} & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & -h^{-2} & \ddots & -h^{-2} & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & -h^{-2} & 1-h^{-2} & -h^{-2} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & -h^{-2} & 1-h^{-2} & -h^{-2} \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & -h^{-2} & 1-h^{-2} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

де  $h$  – другий параметр регуляризації, зазвичай збігається з кроком дискретизації амплітуди тестових сигналів  $\Delta a$ .

При  $N = 2$

$$R = \begin{bmatrix} 1-h^{-2} & -h^{-2} \\ -h^{-2} & 1-h^{-2} \end{bmatrix}.$$

При  $N = 3$

$$R = \begin{bmatrix} 1-h^{-2} & -h^{-2} & 0 \\ -h^{-2} & 1-h^{-2} & -h^{-2} \\ 0 & -h^{-2} & 1-h^{-2} \end{bmatrix}.$$

При реалізації цього алгоритму параметр регуляризації  $\alpha$  вибирається достатньо малим з аналізу наявної інформації про похибку вихідних даних і похибку розрахунку. У роботі відповідне значення параметра регуляризації  $\alpha$  визначається підбором, тобто повторними обчисленнями, для різних значень  $\alpha$ . Квазіоптимальне значення параметра  $\alpha = \alpha_0$  вибирається з умови:

$$\|\hat{y}_{a_{i+1}} - \hat{y}_{a_i}\| \rightarrow \min, \quad (13)$$

де  $\alpha_{i+1} = \mu\alpha_i$ ,  $0 < \mu < 1$ ,  $i = 0, 1, 2, \dots$  [6].

Слід зазначити, що різні способи визначення параметра регуляризації можуть давати різні результати і, як наслідок, різні регуляризовані розв'язки.

**2. Інтелектуальна інформаційна технологія діагностування психофізіологічних станів людини.** Запропонована інтелектуальна інформаційна технологія для діагностики і моніторингу психофізіологічних станів, що ґрунтується на непараметричній ідентифікації ОМС у вигляді нелінійних динамічних моделей на основі поліномів Вольтерри. Технологія передбачає послідовне розв'язання наступних завдань:

*1. Ідентифікація ОМС.* Метою є побудова інформаційної моделі ОМС у вигляді БПФ – інтегральних перетворень ядер Вольтерри. Етапи реалізації: подача тестових сигналів (візуальних стимулів) з різною амплітудою на вході ОМС (по горизонталі, по вертикалі, по діагоналі); вимірювання відгуків ОМС на тестові візуальні стимули за допомогою айтрекера; обчислення БПФ на основі даних експериментальних досліджень ОМС "вхід-вихід".

*2. Побудова діагностичної моделі ОМС.* Мета – формування простору діагностичних ознак. Етапи реалізації: параметризація (стискання) БПФ; визначення діагностичної значимості ознак; вибір оптимальної системи ознак (редукція діагностичної моделі).

*3. Побудова класифікатора психофізіологічного стану індивіда на основі моделі ОМС.* Метою є побудова сукупності вирішальних правил оптимальної класифікації. Етапи реалізації: побудова вирішальних правил за результатами ідентифікації ОМС (машинне навчання); оцінка достовірності класифікації (екзамен); оптимізація діагностичної моделі.

*4. Діагностика психофізіологічних станів ОМС;* оцінка діагностичних ознак; класифікація – віднесення досліджуваного індивіда до певного класу.

Етапи реалізації модельно-орієнтованої технології класифікації проілюстровано на рис. 1.



Рис. 1. Етапи реалізації модельно-орієнтованої технології класифікації

Застосування інтелектуальної інформаційної технології пов'язані з розв'язанням задач параметризації багатовимірних перехідних функцій [21, 22]. Вибір простору ефективних діагностичних ознак має вирішальний вплив на точність діагностичної моделі і, як наслідок, на достовірність розпізнавання станів об'єктів моніторингу [23, 24].

Діагностичну цінність ознак, отриманих на основі БПФ, можна визначити на основі різних критеріїв достовірності розпізнавання – максимальної імовірності правильного розпізнавання  $P_{max}$ , мінімуму середнього ризику  $R_{min}$  та ін., що реалізується побудованою системою класифікації.

**3. Експериментальні дослідження ОМС "вхід-вихід": визначення багатовимірних перехідних функцій.** Для реалізації запропонованих методів побудови непараметричних нелінійних динамічних моделей ОМС на основі поліному Вольтерри із застосуванням інноваційної технології айтрекінгу використовуються тестові візуальні стимули, що відображаються на моніторі комп'ютера на різних відстаннях  $x_j$  від стартової позиції  $x_0$  (рис. 2). Такий тестовий сигнал еквівалентний вхідному ступінчастому сигналу відповідної амплітуди  $a_j$ , що визначається значенням відстані  $x_j$ .

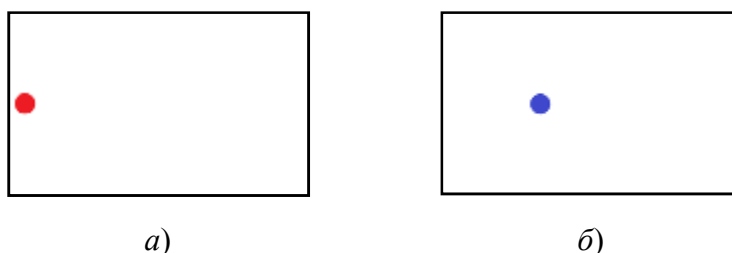


Рис. 2. Тестовий стимул: а) – стартова позиція; б) – позиція тестового стимула

За допомогою розробленого програмного забезпечення здійснено дослідження психофізіологічних станів людини. Експерименти були організовані з метою класифікації досліджуваних (інформантів) за станом втоми.

Експериментальні дослідження ОМС здійснено з використанням високотехнологічного обладнання – айтрекера Tobii Pro TX300 (300 Hz), наданого Центром інновацій та просунутих технологій Люблінського технологічного університету (Люблін, Польща), Організація та методика експериментальних досліджень із застосуванням технології айтрекінга детально описані в [11].



Дані для побудови моделі ОМС – відгуки ОМС на однакові тестові сигнали, отримані за допомогою айтрекера у різний час доби: "Вранці" (до роботи) і "Ввечері" (після роботи), та в різні дні. Один повний цикл досліджень ОМС для одного респондента складається з трьох експериментів при різних амплітудах тестових сигналів  $a_1$ ,  $a_2$  та  $a_3$ . На рис. 3 наведено відгуки ОМС одного респондента на виході айтрекера в координатах "Координата зіниці ока по горизонталі – Час" в процесі слідування за візуальними стимулами. На рис. 4 наведено розташування респондента при дослідженнях ОМС за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300.

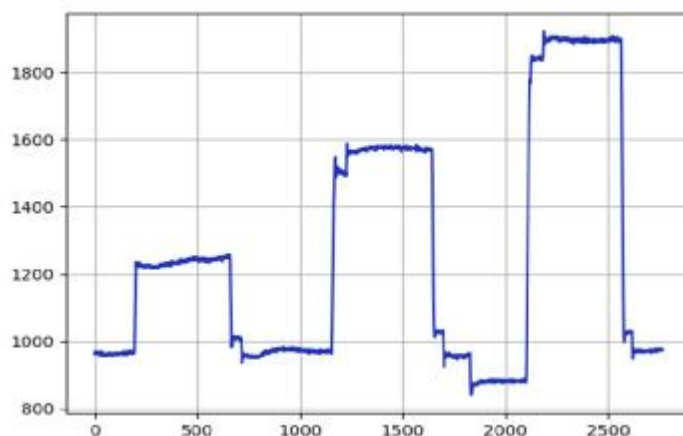


Рис. 3. Відгуки ОМС індивіда на візуальні стимули різної амплітуди



Рис. 4. Розташування респондента при дослідженнях ОМС за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300

Отримані експериментальні дані від айтрекера для одного респондента при різних амплітудах тестових сигналів для стану "Вранці" здійснено 8 і для стану "Вечері" – 8 повних циклів досліджень.

За усередненими даними відгуків ОМС на візуальні стимули з різною відстанню  $x_j$  від стартової позиції на основі обчислень за формулами (7) – (9) визначено перехідні функції ОМС при використанні апроксимаційних моделей (1) різного ступеня  $N$  ( $N=1, 2, 3$ ):  $\hat{h}_1^{(1)}[m]$  – при  $N=1$  (8);  $\hat{h}_1^{(2)}[m]$  і  $\hat{h}_2^{(2)}[m, m]$  – при  $N=2$  (9);  $\hat{h}_1^{(3)}[m]$ ,  $\hat{h}_2^{(3)}[m, m]$  і  $\hat{h}_3^{(3)}[m, m, m]$  – при  $N=3$  (7).

**4 Аналіз варіативності перехідних функцій ОМС людини в різних станах.** Мінливість (відхилення) перехідних функцій різних порядків  $n$  апроксимаційної моделі ОМС ступеня  $N$  ( $N=1, 2, 3$ ): для станів респондента "Вранці"  $\hat{h}_{mn}^{(N)}[m]$  та "Вечері"  $\hat{h}_{en}^{(N)}[m]$ , що отримано за даними усереднених відгуків, кількісно визначається за допомогою показника – нормованого середньоквадратичного відхилення (НСКВ)

$$\varepsilon_{nN} = \left( \frac{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{mn}^{(N)}[m] - \hat{h}_{en}^{(N)}[m])^2}{\sum_{m=0}^M (\hat{h}_{mn}^{(N)}[m])^2} \right)^{1/2}, \quad (14)$$

де  $n = 1, 2, \dots, N$ ;  $M$  – інтервал спостереження.

Результати розрахунку показників відхилень перехідних функцій ОМС різних порядків  $\varepsilon_{nN}$  респондентів в станах "Вранці" та "Вечері" для  $N = 1, 2, 3$  представлені діаграмою на рис. 5.

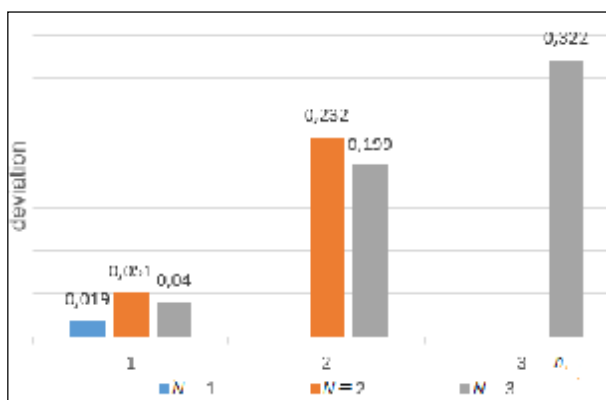


Рис. 5. Діаграма показників відхилень  $\varepsilon_{nN}$

Як можна бачити на рис. 5, отримані перехідні функції першого порядку для станів "Вранці" та "Ввечері" практично не залежать від стану індивіда. Однак, діагональні перетини перехідних функцій другого і третього порядку істотно змінюється за величиною. Отже, вони можуть ефективно використовуватися як джерело початкових даних при побудові класифікаторів психофізіологічних станів людини за допомогою машинного навчання.

**5 Побудова байєсівського класифікатора для оцінки психофізіологічного стану людини.** Для оцінки психофізіологічного стану індивіда на основі моделі ОМС у вигляді перехідних функцій першого порядку  $h_1(m)$ , та діагональних перетинів перехідних функцій другого та третього порядку  $h_2(m,m)$  та  $h_3(m,m,m)$ , було сформовано тренувальні вибірки даних для двох станів респондента за допомогою запропонованих евристичних ознак, що визначаються на основі отриманих БПФ. Тренувальні вибірки даних використовуються для побудови класифікаторів психофізіологічних станів індивіда за допомогою засобів машинного навчання [25, 26].

На основі навчальних вибірок даних для об'єктів класів  $\Omega_1$  ("Вранці") і  $\Omega_2$  ("Ввечері") побудовано класифікатор психофізіологічного стану. Для розпізнавання об'єктів двох класів (випадок дихотомії), використовується зміщена дискримінантна функція байєсівського класифікатора виду [26]:

$$d(x) = \frac{1}{2} x'(S_2^{-1} - S_1^{-1})x + (S_1^{-1}m_1 - S_2^{-1}m_2)'x + \frac{1}{2} (m_1'S_1^{-1}m_1 - m_2'S_2^{-1}m_2 + \ln \frac{|S_2|}{|S_1|}) + \lambda_{\max} \quad (15)$$

де  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)'$  – вектор ознак,  $n$  – розмірність простору ознак,  $m_i$  – вектор математичних очікувань ознак класу  $i$ ,  $i=1, 2$ ;  $S_i = M[(x-m_i)(x-m_i)']$  – коваріаційна матриця для класу  $i$  ( $M[\ ]$  – операція математичного очікування).  $S_i^{-1}$  – матриця, обернена до  $S_i$ ,  $|S_i|$  – визначник матриці  $S_i$ ,  $\lambda_{\max}$  – поріг класифікації об'єктів, що забезпечує максимальне значення критерію імовірності правильного розпізнавання (ІПР).

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 ІПР [27, 28]. Таким чином, методом повного перебору були досліджені всі можливі пари ознак.

Байєсівський класифікатор психофізіологічних станів у двовимірному просторі ознак, що забезпечує максимальну ІПР  $P_{max}=0,938$  при наступних комбінаціях ознак, які визначено на основі моделі Вольтерри при  $N=3$ :

$$\left( x_3 = \sum_{m=0}^M |h_3[m, m, m]| \& x_{12} = \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \right) \text{ або} \quad (16)$$

$$\left( x_3 = \sum_{m=0}^M |h_3[m, m, m]| \& x_{14} = \min_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \right), \text{ або} \quad (17)$$

$$\left( x_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \& x_{11} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_1'[m] \right), \text{ або} \quad (18)$$

$$\left( x_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \& x_{15} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \right), \text{ або} \quad (19)$$

$$\left( x_9 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \& x_6 = \max_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \right), \text{ або} \quad (20)$$

$$\left( x_9 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \& x_{10} = \min_{m \in [0, M]} h_1'[m] \right), \text{ або} \quad (21)$$

$$\left( x_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \& x_6 = \max_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \right), \text{ або} \quad (22)$$

$$\left( x_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \& x_{10} = \min_{m \in [0, M]} h_1'[m] \right), \text{ або} \quad (23)$$

$$\left( x_6 = \max_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \& x_8 = \max_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \right), \text{ або} \quad (24)$$

$$\left( x_{12} = \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \& x_{14} = \min_{m \in [0, M]} h_3'[m, m, m] \right), \text{ або} \quad (25)$$

Здійснено аналіз стабільності показника інформативності різних просторів ознак. Для цього було створено випадкові вибірки із гаусівським розподілом щільності імовірності, де стандартне відхилення розподілу дорівнює добутку середнього значення вектора ознак на рівні шуму (1% і 5%). Результати аналізу стійкості ІПР представлено в табл. 1 та на рис. 6.

Таблиця 1

Середні значення ІПР (%) для класифікаторів в просторах ознак з різним рівнем адитивного шуму

| Поєднання ознак  | Рівень шуму, % |       |       |
|------------------|----------------|-------|-------|
|                  | 0              | 1     | 5     |
| $x_3, x_{12}$    | 93.75          | 91.25 | 77.50 |
| $x_3, x_{14}$    | 93.75          | 93.75 | 91.25 |
| $x_5, x_{11}$    | 93.75          | 92.19 | 85.00 |
| $x_5, x_{15}$    | 93.75          | 91.25 | 90.00 |
| $x_9, x_6$       | 93.75          | 93.75 | 87.50 |
| $x_9, x_{10}$    | 93.75          | 93.75 | 93.75 |
| $x_{13}, x_6$    | 93.75          | 93.75 | 87.50 |
| $x_{13}, x_{10}$ | 93.75          | 93.75 | 90.63 |
| $x_6, x_8$       | 93.75          | 91.25 | 87.50 |
| $x_{12}, x_{14}$ | 93.75          | 93.75 | 85.00 |

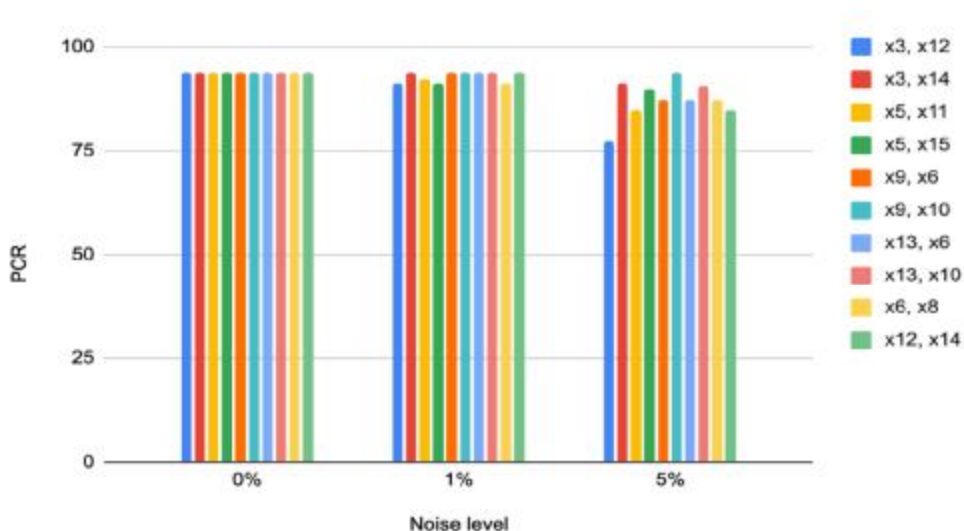


Рис. 6. ІПР для класифікаторів в просторах вибраних ознак при впливі на ознаки різних рівнів шуму

Отже, найбільш завадостійкими комбінаціями ознак за показником ІПР  $P_{max}$  при рівні шуму 1% маємо такі:  $(x_3, x_{14})$ ,  $(x_9, x_6)$ ,  $(x_{13}, x_6)$ ,  $(x_{13}, x_{10})$ ,

( $x_{12}$ ,  $x_{14}$ ) (виділено в табл. 1); при рівні шуму 5% – ( $x_9$ ,  $x_{10}$ ). На рис. 7 представлено розташування об'єктів навчальної множини в просторі ознак ( $x_9$ ,  $x_{10}$ ).

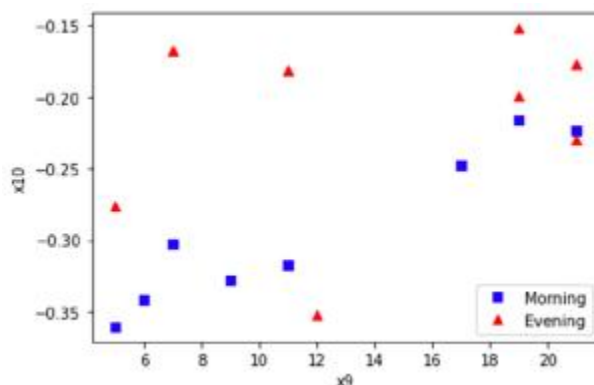


Рис. 7. Розташування об'єктів навчальної множини в просторі ознак ( $x_9$ ,  $x_{10}$ )

Для окремих ознак маємо такі значення критерію ППР:  $x_9$ ,  $x_{13}$  –  $P_{max} = 0.625$ ;  $x_3$  –  $P_{max} = 0.688$ ;  $x_{12}$  –  $P_{max} = 0.75$ ;  $x_6$ ,  $x_{10}$ ,  $x_{14}$  –  $P_{max} = 0.813$ .

Для побудови класифікатора використовувався також метод опорних векторів (SVM, Support Vector Machine) [26]. Найкращі результати оцінки ефективності класифікаторів, що побудовано за допомогою SVM, отримано у просторах ознак ( $x_5$ ,  $x_{15}$ ), ( $x_9$ ,  $x_{10}$ ), ( $x_{13}$ ,  $x_{10}$ ) і які наведено у табл. 2.

Таблиця 2

Метрики оцінки ефективності класифікаторів, що побудовано у двовимірних просторах ознак за допомогою SVM

| Метрики                                                        | $x_5$ & $x_{15}$ | $x_9$ & $x_{10}$ | $x_{13}$ & $x_{10}$ |
|----------------------------------------------------------------|------------------|------------------|---------------------|
| Error Type I, $\alpha$                                         | 1                | 2                | 2                   |
| Error Type II, $\beta$                                         | 1                | 1                | 1                   |
| PCR, $\frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN}$                       | 0.875            | 0.813            | 0.813               |
| Recall, $\frac{TP}{TP + FN}$                                   | 0.875            | 0.875            | 0.875               |
| Precision, $\frac{TP}{TP + FP}$                                | 0.875            | 0.778            | 0.778               |
| F1- Score, $\frac{2 * precision * recall}{precision + recall}$ | 0.875            | 0.824            | 0.824               |

При цьому застосовується SVM з використанням ядра другого порядку:

$$K(x, x') = (\langle x, x' \rangle + 1)^d, \quad (26)$$

де  $d$  – параметр,  $d = 2$ . Обчислення показників з табл. 2 [24] було отримано за допомогою бібліотеки Scikit-learn (клас `sklearn.svm.SVC`) і функцій модуля `sklearn.metrics`.

**Висновки.** Розроблено та реалізовано методику експериментальних досліджень ОМС людини з використанням інноваційної технології айтрекінга для реєстрації відгуків ОМС на тестові візуальні стимули. Отримані емпіричні дані досліджень "вхід-вихід" застосовуються для ідентифікації ОМС на основі поліномів Вольтерри. Експериментальні дослідження ОМС респондента здійснювались до початку та після робочого дня. На основі даних, отриманих за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300, визначено перехідні функції першого, другого та третього порядків ОМС.

Виявлено варіативність перехідних функцій другого та третього порядків для різних психофізіологічних станів респондента (за рівнем втоми). Таким чином, представляється доцільним використовувати багатовимірні перехідні функції в діагностичних дослідженнях в галузях нейронаук та психології.

Отримала подальший розвиток інформаційна технологія діагностування психофізіологічних станів людини за рахунок використання в якості джерела первинних даних інформаційних моделей ОМС на основі поліномів Вольтерри. Це дозволяє підвищити точність моделювання ОМС і, як наслідок, підвищити достовірність діагностування в просторі запропонованих евристичних ознак.

Запропоновано множину евристичних ознак, які визначаються за допомогою інтегральних і диференціальних перетворень БПФ ОМС. Досліджено інформативність окремих ознак та їх всіх можливих поєднань в парах за показником ППР. Знайдено двовимірні простори ознак з максимальним значенням показника ППР при вирішенні задач оцінки психофізіологічного стану (стану втоми) людини ( $P_{\max}=0,938$ ).

#### **Подяка.**

Автори вдячні проф. М. Мілошу (M. Milosz) за надану можливість провести експериментальні дослідження в Лабораторії аналізу руху та ергономіки інтерфейсу Люблінського технологічного університету (Польща), а також д-ру М. Дзенковському (M. Dzienkowski) за допомогу у використанні високотехнологічного обладнання – айтрекера Tobii Pro TX300.

**Список літератури:**

1. *Базиян Б. Х.* Использование анализа траекторий движения глаз, головы и руки для ранней функциональной диагностики болезни Паркинсона / *Б. Х. Базиян, Л. А. Чигалейчик, Е. Л. Тестенко, Д. Р. Лачинова* // Бюллетень экспериментальной биологии и медицины. – 2007. – Т. 143, № 5. – С. 484–486.
2. *Jansson D.* Stochastic Anomaly Detection in Eye-Tracking Data for Quantification of Motor Symptoms in Parkinson's Disease / *D. Jansson, A. Medvedev, H. Axelson, D. Nyholm* // Signal and Image Analysis for Biomedical and Life Sciences. – Cham, 2014. – P. 63–82.
3. *Jansson D.* Parametric and Nonparametric Analysis of Eye-Tracking Data by Anomaly Detection / *D. Jansson, O. Rosen, A. Medvedev* // IEEE Transactions on Control Systems Technology. – 2015. – Vol. 23, No. 4. – P. 1578–1586.
4. *Doyle F. J.* Identification and Control Using Volterra Models (Communications and Control Engineering) / *F. J. Doyle, R. K. Pearson, B. A. Ogunnaike*. –Springer, 2001. – 314 p.
5. *Apartsyn A. S.* Modeling of Nonlinear Dynamic Systems with Volterra Polynomials / *A. S. Apartsyn, S. V. Solodusha, V. A. Spiryaev* // International Journal of Energy Optimization and Engineering. – 2013. – Vol. 2, No. 4. – P. 16–43.
6. *Pavlenko V.* Deterministic identification methods for nonlinear dynamical systems based on the Volterra model / *V. Pavlenko, S. Pavlenko* // Applied Aspects of Information Technology. – 2018. – Vol. 01, No. 01. – P. 9–29.
7. *Pavlenko V.* Estimation of the multidimensional transient functions oculo-motor system of human / *V. Pavlenko, D. Salata, M. Dombrovskiy, Yu. Maksymenko* // Mathematical Methods and Computational Techniques in Science and Engineering, AIP Conf. Proc. MMCTSE, Cambridge, UK. – 2017. – Vol. 1872. – Melville, New York. – pp. 110-117.
8. *Pavlenko V. D.* Identification of a Oculo-Motor System Human Based on Volterra Kernels / *V. D. Pavlenko, D. V. Salata, H. P. Chaikovskiy* // International Journal of Biology and Biomedical Engineering. – 2017. – Vol. 11. – P. 121-126.
9. *Pavlenko V.* Nonlinear Dynamic Model of a Oculo-Motor System Human based on Volterra Kernels / *V. Pavlenko, D. Salata, Yu. Maksymenko* // WSEAS Transactions on Systems. – 2017. – P. 234–241.
10. *Pavlenko V.* Estimation of the Multidimensional Dynamical Characteristic Eye-Motor System / *V. Pavlenko, I. Ivanov, E. Kravchenko* // 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), Bucharest, 21–23 September. – 2017. – Vol. 2. – P. 645–650.
11. *Pavlenko V. D.* Identification of the Oculo-Motor System Based on the Volterra Model Using Eye Tracking Technology / *V. D. Pavlenko, M. Milosz, M. Dzienkowski* // Journal of Physics: Conference Series. – 2020. – Vol. 1603. – P. 012011.
12. *Фомин А. А.* Метод и информационная технология построения непараметрической динамической модели глазо-двигательного аппарата / *А. А. Фомин, М. М. Масри, В. Д. Павленко, А. Н. Фёдорова* // Східно-Європейський журнал передових технологій. – 2015. – Том 4, вып. 2/9 (74). – С. 64–69.
13. *Фомин А. А.* Метод построения многомерной модели Вольтерра глазо-двигательного аппарата / *А. А. Фомин, В. Д. Павленко, А. Н. Фёдорова* // Електротехнічні та комп'ютерні системи. – 2015. – №19 (95). – С. 296–302.
14. *Pavlenko V. D.* Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model / *V. D. Pavlenko, O. O. Fomin, A. N. Fedorova, M. M. Dombrovskiy* // Herald of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling". – 2016. – No. 21(1193). – P. 74–85.



15. Павленко В. Д. Компенсационный метод идентификации нелинейных динамических систем в виде ядер Вольтерра / В. Д. Павленко // Тр. Одес. политехн. ун-та. Одесса. – 2009. – Вып. 2 (32). – С. 121–129.
16. Павленко С. В. Методи ідентифікації нелінійних систем на основі моделей Вольтерра за допомогою тестових поліімпульсних впливів / С. В. Павленко, В. Д. Павленко, С. А. Положаєнко // Вісник НТУ "ХПІ". Серія: Інформатика та моделювання. – 2012. – № 62 (968). – Харків : НТУ "ХПІ", 2012. – С. 155–161.
17. Апарцин А. С. К исследованию устойчивости решения полиномиального уравнения Вольтерра I рода / А. С. Апарцин // Автоматика и телемеханика. – 2011. – № 6. – С. 95–102.
18. Павленко В. Д. Побудова моделі Вольтерри око-рухової системи людини на основі даних айтрекінгу / В. Д. Павленко, Т. В. Шаманіна // Вісник НТУ "ХПІ". Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2020. – №1 (3). – С. 15–29.
19. Тихонов А. Н. Численные методы решения некорректных задач / А. Н. Тихонов, А. В. Гончарский, В. В. Степанов, А. Г. Ягола – М.: Наука, 1990. – 230 с.
20. Pavlenko V. Nonlinear Dynamics Identification of the Oculo-Motor System based on Eye Tracking Data / V. Pavlenko, T. Shamanina, V. Chori // International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing. – 2021. – Vol. 15. – P. 569–577.
21. Файнзильберг Л. С. Информационная технология для диагностики функционального состояния оператора / Л. С. Файнзильберг // Управляющие системы и машины. – 1998. – № 4. – С. 40–45.
22. Medvedew A. Diagnostic features space construction using Volterra kernels wavelet transforms / A. Medvedew, O. Fomin, V. Pavlenko, V. Speransky // 2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), 21–23 September 2017, Bucharest, Romania. – Vol. 2. – P. 1077–1081. DOI: 10.1109/IDAACS.2017.8095251
23. Файнзильберг Л. С. Математические методы оценки полезности диагностических признаков / Л. С. Файнзильберг – К.: Освіта України, 2010. – 152 с.
24. Tharwat A. Classification assessment methods / A. Tharwat // Applied Computing and Informatics. – 2020. – P. 1-13.
25. Vapnik V. N. Complete Statistical Theory of Learning / V. N. Vapnik // Automation and Remote Control. – 2019. – Vol. 80, No. 11. – P. 1949–1975.
26. Vapnik V. N. The Nature of Statistical Learning Theory. Statistics for Engineering and Information Science / V. N. Vapnik. – Springer, 1999. – 314 p.
27. Pavlenko V. D. Identification of the Oculo-Motor System in the Form Volterra Model Based on Eye-Tracking Data / V. D. Pavlenko, T. V. Shamanina, V. V. Chori // EPJ Web of Conferences. – 2021. – Vol. 248. – P. 01009.
28. Chori V. Building a classifier in the personality recognition system based on eye tracking data / V. Chori, T. Shamanina, V. Pavlenko // Bulletin of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling". – 2021. – Vol. 1, No. 2 (6). – P. 44–58.

## References

1. Baziyan, B. Kh., Chigaleichik, L. A., Testenko, E. L., and Lachinova, D. R. (2007), "Using eye, head and hand trajectory analysis for early functional diagnosis of Parkinson's disease", *Bulletin of Experimental Biology and Medicine*, Vol. 143, No 5, pp. 484–486.
2. Jansson, D., Medvedev, A., Axelson, H., and Nyholm, D. (2014), "Stochastic Anomaly Detection in Eye-Tracking Data for Quantification of Motor Symptoms in Parkinson's Disease", *Signal and Image Analysis for Biomedical and Life Sciences*, Springer International Publishing, Cham, pp. 63–82.

3. Jansson, D., Rosen, O., and Medvedev, A. (2015), "Parametric and Nonparametric Analysis of Eye-Tracking Data by Anomaly Detection", *IEEE Transactions on Control Systems Technolog*, Vol. 23, No. 4, pp. 1578–1586.
4. Doyle, F. J. , Pearson, R. K., and Ogunnaike, B. A. (2001), *Identification and Control Using Volterra Models (Communications and Control Engineering)*, Springer London, 314 p.
5. Apartsyn, A. S., Solodusha, S. V., and Spiryaev, V. A. (2013), "Modeling of Nonlinear Dynamic Systems with Volterra Polynomials", *International Journal of Energy Optimization and Engineering*, Vol. 2, No. 4, pp. 16–43.
6. Pavlenko, V., and Pavlenko, S. (2018), "Deterministic identification methods for nonlinear dynamical systems based on the Volterra model", *Applied Aspects of Information Technology*, Vol. 01, No. 01, pp. 9–29.
7. Pavlenko, V., Salata, D., Dombrovskiy, M., and Maksymenko, Yu. (2017), "Estimation of the Multidimensional Transient Functions Oculo-Motor System of Human", *Mathematical Methods and Computational Techniques in Science and Engineering*, pp. 110–117.
8. Pavlenko, V. D., Salata, D. V., and Chaikovskiy, H. P. (2017), "Identification of a Oculo-Motor System Human Based on Volterra Kernels", *International Journal of Biology and Biomedical Engineering*, Vol. 11, pp. 121–126.
9. Pavlenko, V., Salata, D., and Maksymenko, Yu. (2017), "Nonlinear Dynamic Model of a Oculo-Motor System Human based on Volterra Kernels", *WSEAS Transactions on Systems*, pp. 234–241.
10. Pavlenko, V., Ivanov, I., and Kravchenko, E. (2017), "Estimation of the Multidimensional Dynamical Characteristic Eye-Motor System", *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, 21–23 September 2017, Bucharest, Romania, Vol. 2, pp. 645–650.
11. Pavlenko, V. D., Milosz, M., and Dzieńkowski, M. (2020), "Identification of the oculo-motor system based on the Volterra model using eye tracking technology", *Journal of Physics: Conference Series*, Vol. 1603, pp. 012011.
12. Fomin, O. O., Masri, M. M., Pavlenko, V. D. and Fedorova, A. N. (2015), "Method and information technology for constructing a non-parametric dynamic model of the oculomotor system", *Eastern European Journal of Advanced Technologies*, Vol. 4, pp. 64–69.
13. Fomin, O. O., Pavlenko, V. D., and Fedorova, A. N. (2015), "Method for constructing a multidimensional Volterra model of the oculomotor apparatus", *Electrical and computer systems*, No.19 (95), pp. 296–302.
14. Pavlenko, V. D., Fomin, O. O., Fedorova, A. N., and Dombrovskiy, M. M. (2016), "Identification of Human Eye-Motor System Base on Volterra Model", *Herald of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling"*, No. 21 (1193), pp. 74–85.
15. Pavlenko, V. D. (2009), "Compensation Method for Identification of Nonlinear Dynamic Systems in the Form of Volterra Kernels", *Proceedings of the Odessa Polytechnic University*, 2 (32), pp. 121–129.
16. Pavlenko, S. V., Pavlenko, V. D., and Polozhaenko, S. A. (2012), "Methods of identification of nonlinear systems based on Volterra models using test polypulse actions", *Herald of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling"*, No. 62 (968), pp. 155–161.
17. Apartsyn, A. S. (2011), "On the study of the stability of a solution to a polynomial Volterra equation of the first kind", *Automation and telemekhanics*, No. 6, pp. 95–102.
18. Pavlenko, V. D., and Shamanina, T. V. (2020), "Construction of the Volterra model of the human eye-motor system based on eye-tracking data", *Herald of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling"*, No.1 (3), pp. 15–29.

19. Tikhonov, A. N., Goncharkyy, A. V., Stepanov, V. V., and Yagola, A. G. (1990), *Numerical methods for solving ill-posed problems*, Moscow, Nauka, 230 p.
20. Pavlenko, V., Shamanina, T., and Chori, V. (2021), "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.
21. Fainzilberg, L. S. (1998), "Information technology for diagnosing the functional state of the operator", *Control systems and machines*, No. 4, pp. 40–45.
22. Medvedew, A., Fomin, O., Pavlenko, V. and Speransky, V. (2017), "Diagnostic features space construction using Volterra kernels wavelet transforms", *2017 9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, 21–23 September 2017, Bucharest, Romania, Vol. 2, pp. 1077–1081.
23. Fainzilberg, L. S. (2010), *Mathematical methods for evaluating the usefulness of diagnostic features*, Kiev, Osvita of Ukraine, 152 p.
24. Tharwat, A. (2020), "Classification assessment methods", *Applied Computing and Informatics*, pp. 1–13.
25. Vapnik, V. N. (2019), "Complete Statistical Theory of Learning", *Automation and Remote Control*, Vol. 80, No. 11, pp. 1949–1975.
26. Vapnik, V. N. (2000), *The Nature of Statistical Learning Theory. Statistics for Engineering and Information Science*, Springer, 314 p.
27. Pavlenko, V. D., Shamanina, T. V. and Chori, V. V. (2021), "Identification of the oculo-motor system in the form Volterra model based on eye-tracking data", *EPJ Web of Conferences*, 248, 01009 (MNPS-2020), pp. 1–6.
28. Chori, V. V., Shamanina, T. V., and Pavlenko, V. D. (2021), "Building a classifier in the personality recognition system based on eye tracking data", *Bulletin of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling"*, Vol. 1, No. 2 (6), pp. 44–58.

*Статтю представив д-р. техн. наук, проф. НТУ "ХПІ" О. А. Серков.*

*Надійшла (Received) 15.12.2022*

Pavlenko Vitaliy, Dr.Sci.Tech, Professor  
Odessa Polytechnic National University  
Ave. Shevchenko, 1, Odessa, Ukraine, 65044  
tel./phone: +3(8-048) 705-8-436, e-mail: pavlenko\_vitalij@ukr.net  
ORCID ID: 0000-0002-5655-4171

Shamanina Tatiana, PhD Eng  
Odessa Polytechnic National University  
Ave. Shevchenko, 1, Odessa, Ukraine, 65044  
tel./phone: +3(8-096) 959-65-65, e-mail: tatanatv8@gmail.com  
ORCID ID: 0000-0002-3857-1867

Chori Vladyslav, Graduate student  
Odessa Polytechnic National University  
Ave. Shevchenko, 1, Odessa, Ukraine, 65044  
Tel./phone: +3(8-096) 611-71-21, e-mail: vladyslav.chori@gmail.com  
ORCID ID: 0000-0001-7823-8383

УДК 004.942

**Діагностика та моніторинг психофізіологічного стану людини на основі багатовимірних перехідних функцій окуло-моторної системи / Павленко В.Д., Шаманіна Т.В., Чорі В.В. // Вісник НТУ "ХПІ". Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2022. – № 1 – 2 (7 – 8). – С. 155 – 174.**

Розв'язано важливу науково-практичну задачу, яка полягає у створенні методів та інструментальних засобів нелінійної динамічної ідентифікації «вхід-вихід» окуло-моторної системи (ОМС) людини на основі моделей Вольтерри у вигляді багатовимірних перехідних функцій ( $n$ -вимірних інтегралів від ядер Вольтерри) з використанням інноваційної технології айтрекінгу. В якості тестових сигналів застосовуються візуальні стимули, які відображаються на екрані монітора на різних відстанях від стартової позиції, що формально відповідає дії ступінчатих сигналів з різними амплітудами на вході ОМС. Здійснено експериментальні дослідження ОМС фізичних осіб за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 та визначені на основі даних окулографічних досліджень перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого та третього порядку. Моделі відрізняються від відомих тим, що надають можливість моделювання ОМС у заданому інтервалі вхідних сигналів за межею радіусу збіжності ряду Вольтерри. Отримані багатовимірні функції використовуються в якості джерела первинних даних при реалізації інтелектуальної інформаційної технології діагностики та моніторингу психофізіологічних станів людини. Запропоновано множину евристичних ознак, які визначаються за допомогою інтегральних і диференціальних перетворень отриманих перехідних функцій ОМС. Досліджено інформативність окремих ознак та їх всіх можливих поєднань в пари за показником імовірності правильного розпізнавання. Результати досліджень отримано за допомогою побудови байєсівських класифікаторів у різних просторах запропонованих ознак. Іл.: 7. Табл.: 2. Бібліогр.: 28 назв.

**Ключові слова:** психофізіологічний стан; діагностика, моніторинг; окуло-моторна система; ідентифікація; модель Вольтерри; багатовимірні перехідні функції; тестові візуальні стимули; технологія айтрекінгу.

UDC 004.942

**Diagnosis and monitoring of a person's psychophysiological state based on multidimensional transient functions of the oculo-motor system / Pavlenko V.D., Shamanina T.V., Chori V.V. // Herald of the National Technical University "KhPI". Subject issue: Information Science and Modelling. – Kharkov: NTU "KhPI". – 2022. – №. № 1 – 2 (7 – 8).. – P. 155 – 174 .**

An important scientific and practical problem has been solved, which consists in the creation of methods and tools for nonlinear dynamic identification "input-output" of the human oculomotor system (OMS). Identification is carried out based on Volterra models in the form of multidimensional transient functions ( $n$ -dimensional integrals from Volterra kernels) using innovative eye tracking technology. As test signals, visual stimuli are used, which are displayed on the monitor screen at different distances from the starting position, which formally corresponds to the action of step signals with different amplitudes at the OMS input. Experimental studies of the OMS of individuals were carried out using the Tobii Pro TX300 eye tracker. The transient functions of the first and diagonal intersections of the transient functions of the second and third order were determined based on the data of oculographic studies. The models differ from the known ones in that they provide the possibility of modeling the OMS in each interval of input signals beyond the radius of convergence of the Volterra series. The obtained multidimensional functions are used as a source of primary data in the implementation of intelligent information technology for the diagnosis and monitoring of human psychophysiological states. A set of heuristic features are proposed, which are determined using integral and differential transformations of the obtained transient functions of the OMS. The informativeness of individual signs and all their possible combinations in pairs according to the indicator of the probability of correct recognition was studied. The research results were obtained using the construction of Bayesian classifiers in different spaces of the proposed features. Refs.: 7. Table: 2. Refs.: 28 titles.

**Keywords:** psychophysiological state; diagnosis, monitoring; oculo-motor system; identification; Volterra model; multidimensional transient functions; test visual stimuli; eye-tracking technology.