

УДК 004.942

DOI: 10.20998/2411-0558.2023.01.09

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

ВИКОРИСТАННЯ КВАДРАТИЧНОЇ МОДЕЛІ ВОЛЬТЕРРИ ОКУЛО-МОТОРНОЇ СИСТЕМИ В ДІАГНОСТИЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ ПСИХОФІЗІОЛОГІЧНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ

Містяться результати дослідження ефективності застосування апроксимаційних моделей Вольтерри першого і другого порядку окуло-моторної системи в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу. В якості тестових сигналів використовуються візуальні стимули, які відображаються на екрані монітора на різних відстанях від початкової позиції, що формально відповідає дії ступінчатих сигналів з різними амплітудами на вході ОМС. Здійснено експериментальні дослідження "вхід-вихід" ОМС за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 та визначені за даними айтрекінга перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого порядку. Отримані перехідні функції використовуються для формування просторів діагностичних ознак. Досліджено діагностичну цінність всіх можливих поєднань ознак в пари за показником імовірності правильного розпізнавання (ІПР). Результати досліджень отримано за допомогою навчання байєсівського класифікатора та з використанням метода опорних векторів у різних просторах запропонованих ознак. Здійснено дослідження робастності ознак за показником ІПР, виділені сполучення ознак з максимальним і найбільш стабільним показником ІПР. Іл.: 13. Табл.: 5. Бібліогр.: 28 назв.

Ключові слова: окуло-моторна система; айтрекінг; психофізіологічний стан; діагностика; квадратична модель Вольтерри; ідентифікація; тестові візуальні стимули; перехідні функції.

Постановка проблеми. Аналіз взаємозв'язку окорохової і центральної нервової системи, з вмістом психічних процесів, з різними формами активності (поведінка, діяльність, спілкування), сприяє вивченню механізмів роботи мозку та їх порушень, виявленню динаміки психофізіологічних станів людини, моделей сприйняття, мислення, уявлень, диференціації особистих намірів. Розкрити структуру взаємовідносин індивіда з середовищем, людини зі світом дозволяють дослідження рухів очей людини і траєкторії їх переміщення за допомогою інноваційної технології айтрекінгу [1].

Внаслідок бойових дій, стихійних лих, що відбуваються сьогодні, значна кількість людей отримують психологічні травми різного ступеня, які часто призводять до посттравматичного стресового розладу (ПТСР) і

© В.Д. Павленко, Т.В. Шаманіна, В.В. Чорі, 2023

потребують постійної психологічної підтримки та допомоги [2]. Оскільки ПТСР є комплексним розладом, який проявляється одночасно на психологічному, біологічному та соціальному рівнях, лікування, залежить від його глибини, включає психотерапію, а іноді й використання психофармакологічних препаратів [3]. Запропонована в [4] модель окуломоторної системи (ОМС) дозволяє визначити наявність синдрому ПТСР, а також отримати кількісну оцінку глибини ПТСР і на основі цих досліджень обрати найбільш ефективну тактику лікування.

Найбільш ефективними методами допомоги при ПТСР є два психотерапевтичні методи: когнітивно-поведінкова терапія (Cognitive behavioral therapy – CBT) [5 – 7] і метод десенсибілізації (тобто зниження чутливості) та репроцесуалізації травми за допомогою руху очей (Eye movement desensitization and reprocessing – EMDR) [8 – 10]. Тому для успішності лікування важливо діагностувати поточний психофізіологічний стан людини.

EMDR-терапія використовує біполярні (по горизонтальній осі) стимулюючі рухи очей (подібні рухи очей відбуваються у людини під час сну). В результаті подібної стимуляції, шляхом близьким до природного, на нейрофізіологічному рівні, психіка травмованої особи звільняє себе від заблокованих "застиглих" спогадів викликаних психотравмою. Коли людина проживає якусь травмуючу подію, дистрес, інформація про це також складається в мозку, проходить переробку і перетворюється в життєвий досвід. Важливо відстежувати динаміку змін запропонованої моделі ОМС і таким чином визначати термін припинення сеансів EMDR-терапії.

Аналіз літератури. В останні роки високотехнологічна інновація айтрекінг отримала подальший розвиток і ефективно застосування при побудові математичної моделі процесу неперервного відстеження рухів очей з метою виявлення аномалій у даних відстеження для кількісної оцінки рухової активності симптомів хвороби Паркінсона [11, 12]. При цьому використовуються нелінійні динамічні моделі Вінера та Вольтерри-Лагерра [13], а ідентифікація ОМС базується на використанні тестових випадкових стимулів, що вимагає використання методів кореляційного аналізу та отримання великої кількості експериментальних даних (велика тривалість експериментальних досліджень).

Для побудови моделі Вольтерри ОМС людини можуть бути використані детерміновані тестові стимули, наприклад, ступінчаті сигнали (найбільш придатні для дослідження динаміки ОМС) [14, 15], що спрощує обчислювальний алгоритм ідентифікації та значно скорочує час обробки експериментальних даних [4, 16 – 19].

У роботі [20] розроблено метод детермінованої ідентифікації ОМС у вигляді багатовимірних перехідних функцій (БПФ) за допомогою ступінчатих тестових сигналів, аналогічний компенсаційному методу ідентифікації нелінійних динамічних систем за допомогою імпульсних тестових впливів [14]. Хоча метод вимагає мінімальної кількості тестових сигналів для ідентифікації ОМС, його точність недостатня для побудови моделей Вольтерри вище другого порядку, що ускладнює його практичне застосування.

Перевагами детермінованих методів у порівнянні з методами статистичної ідентифікації є порівняльна простота обробки експериментальних даних і реалізації тестових сигналів. Проте на результати детермінованої ідентифікації суттєво впливають похибки вимірювань [21, 22]. Отримані оцінки перехідних функцій нестійкі до похибок вимірювань відгуків ОМС, що обмежує застосування методів в умовах реального експерименту.

В [23] розглядається процес діагностики та моніторингу психофізіологічного стану особистості на основі інформаційних моделей Вольтерри ОМС "вхід-вихід". В якості тестових сигналів використовуються 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. Для реєстрації відгуків ОМС застосовуються програмно-апаратні засоби інноваційної технології айтрекінгу. Визначені на основі даних окулографічних досліджень перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого та третього порядку при моделюванні ОМС кубічним поліном Вольтерри. Отримані багатовимірні перехідні функції використовуються в якості джерела первинних даних при реалізації інтелектуальної інформаційної технології діагностики та моніторингу психофізіологічного стану людини (стану втоми). Досліджується інформативність всіх можливих сполучень ознак в парах за показником імовірності правильного розпізнавання (ІПР). Результати досліджень отримано за допомогою побудови байєсівських класифікаторів у різних просторах запропонованих ознак і визначення пар ознак з максимальними значеннями ІПР та найбільш стійких до завад.

Виникає інтерес здійснити подібні дослідження при використанні лінійного та квадратичного поліному Вольтерри ОМС в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини на тих самих експериментальних даних, що отримано в роботі [23].

Мета даної роботи полягає в дослідженні ефективності використання апроксимаційних моделей Вольтерри першого і другого порядку окуло-

моторної системи у вигляді одновимірних і двовимірних перехідних функцій в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу із застосуванням розроблених методів та засобів нелінійної динамічної ідентифікації "вхід-вихід" окуло-моторної системи, що розширює діагностичні можливості традиційних засобів діагностики у нейронауках.

Предметом дослідження є обчислювальні алгоритми та програмні засоби визначення діагностичних ознак на основі ідентифікаційних даних ОМС у вигляді перехідних функцій першого і другого порядку та побудови байєсівських класифікаторів у вибраних просторах ознак.

1. Ідентифікація ОМС на основі дискретного квадратичного поліному Вольтерри. Співвідношення "вхід – вихід" для НДС з невідомою структурою (типу "чорний ящик") з одним входом і одним виходом може бути представлено дискретним квадратичним поліномом Вольтерри у вигляді [23, 24]:

$$y[m] = \sum_{n=1}^{N=2} \hat{y}_n[m] = \sum_{k_1=0}^m w_1[k_1] x[m-k_1] + \sum_{k_1=0}^m \sum_{k_2=0}^m w_2[k_1, k_2] x[m-k_1] x[m-k_2], \quad (1)$$

де $w_1[k_1]$, $w_2[k_1, k_2]$ – дискретні вагові функції – ядра Вольтерри (ЯВ) першого та другого порядків; $x[m]$, $y[m]$ – вхідна (стимул) і вихідна (відгук) функції 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 $\hat{y}_n[m]$ ($n = 1, 2$) і визначати на їх основі ЯВ $w_1[k_1]$, $w_2[k_1, k_2]$ [23].

Якщо тестовий сигнал $x[m] = \theta[m]$, де $\theta[m]$ – одинична функція (функція Гевісайда), тоді парціальна складова відгуку $\hat{y}_1[m]$ дорівнює перехідній функції першого порядку $h_1[m]$ і $\hat{y}_2[m]$ – діагональному перетину перехідній функції другого порядку $h_2[m, m]$:

$$\hat{y}_1[m] = \hat{h}_1[m] = \sum_{k_1=0}^m w_1[m-k_1], \quad \hat{y}_2[m] = \hat{h}_2[m, m] = \sum_{k_1, k_2=0}^m w_2[m-k_1, m-k_2]. \quad (2)$$

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 $\hat{y}_1[m]$, $\hat{y}_2[m]$, то це призведе до оцінки

перехідних функцій першого порядку $\hat{h}_1[m]$ та діагонального перетину перехідної функції $\hat{h}_2[m, m]$ (2).

Відгуки квадратичної моделі Вольтерри дорівнюють

$$\tilde{y}_j[m] = a_j \hat{y}_1[m] + a_j^2 \hat{y}_2[m], \quad j = \overline{1, L}; \quad \forall m > 0. \quad (3)$$

Для визначення перехідних функцій $h_1[m], h_2[m, m]$ використовується метод найменших квадратів (МНК) [4], який забезпечує мінімум середньоквадратичної похибки відхилення відгуків моделі від відгуків ОМС на один і той же стимул:

$$J_N = \sum_{j=1}^L \left(y_j[m] - \sum_{n=1}^N a_n^n \hat{y}_n[m] \right)^2 \rightarrow \min, \quad \forall m > 0; \quad N = 1, 2. \quad (4)$$

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

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

Розв'язавши систему рівнянь (5) щодо $\hat{y}_1[m], \hat{y}_2[m]$, отримуємо оцінки перехідних функцій ОМС $h_1[m], h_2[m, m]$ 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

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

Таким чином, для моделі на основі квадратичного поліному Вольтерри для $N = 2$ (1), дістанемо оцінки перехідних функцій першого $\hat{h}_1^{(2)}[m]$ і другого $\hat{h}_2^{(2)}[m, m]$ порядків:

$$\hat{h}_1^{(2)}[m] = \hat{y}_1^{(2)}[m] = \frac{\sum_{j=1}^L a_j^4 \sum_{j=1}^L a_j y_j[m] - \sum_{j=1}^L a_j^3 \sum_{j=1}^L a_j^2 y_j[m]}{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^4 - \left(\sum_{j=1}^L a_j^3 \right)^2}, \quad (8)$$

$$\hat{h}_2^{(2)}[m, m] = \hat{y}_2^{(2)}[m] = \frac{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^2 y_j[m] - \sum_{j=1}^L a_j^3 \sum_{j=1}^L a_j y_j[m]}{\sum_{j=1}^L a_j^2 \sum_{j=1}^L a_j^4 - \left(\sum_{j=1}^L a_j^3 \right)^2}. \quad (9)$$

Аналогічно отримуємо формулу для оцінки перехідної функції першого порядку $\hat{h}_1^{(1)}[m]$ для лінійної моделі (при $N = 1$):

$$\hat{h}_1^{(1)}[m] = \hat{y}_1^{(1)}[m] = \frac{\sum_{j=1}^L a_j y_j[m]}{\sum_{j=1}^L a_j^2}. \quad (10)$$

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 [21, 22].

2. Експериментальні дослідження ОМС з використанням технології айтрекінгу та обчислення перехідних функцій. За допомогою розробленого програмного забезпечення було проведено дослідження психофізіологічних станів людини. Метою проведення експериментів було класифікувати досліджуваних (інформантів) за рівнем їх втоми.

Дані, які отримано для побудови моделей ОМС, складаються з відгуків ОМС на ідентичні 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". На рис. 1 наведено стартова позиція (рис. 1, а) та тестовий стимул (рис. 1, б). Такий тестовий сигнал еквівалентний вхідному ступінчатому сигналу $a_j \theta(t)$ з амплітудою a_j , яка визначається значенням відстані x_j

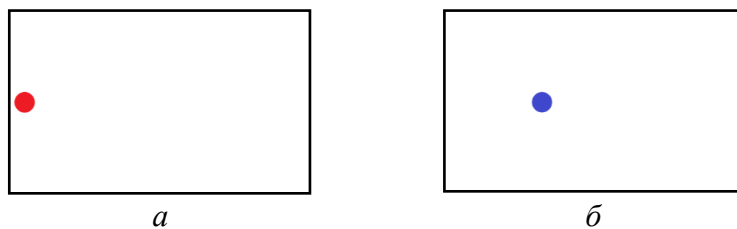


Рис. 1. Тестовий стимул: a – стартова позиція; b – позиція тестового стимула

Емпіричні дані були отримані 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 [4]. Один повний цикл дослідження ОМС для одного респондента складається з трьох експериментів при різних амплітудах тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3 . Вихідні дані айтрекера наведено на рис. 2 і рис. 3.

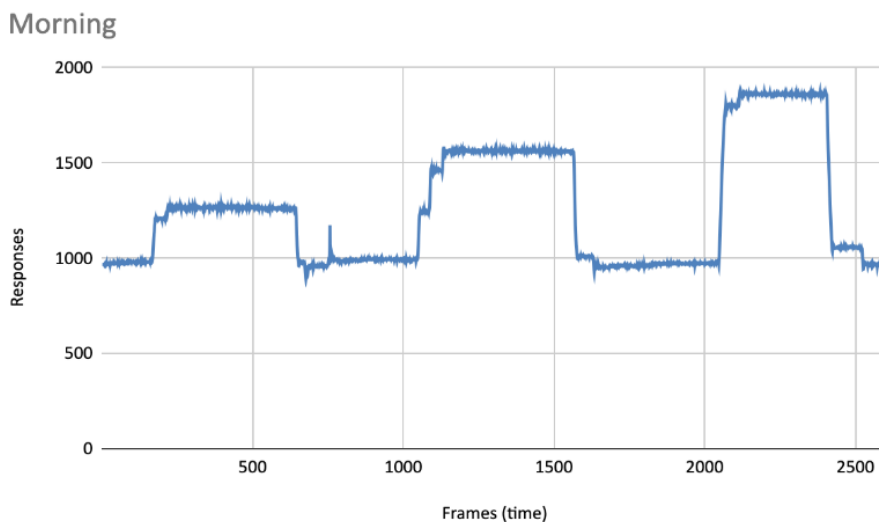


Рис. 2. Вихідні сигнали айтрекера для стану респондента "Вранці"

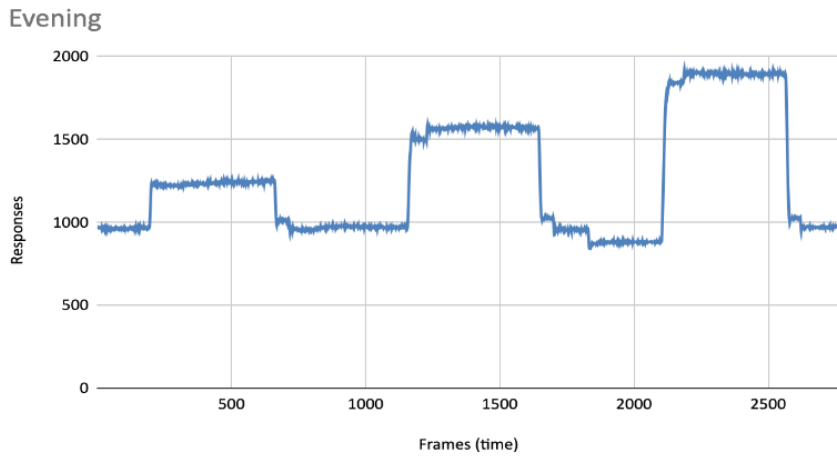


Рис. 3. Вихідні сигнали айтрекера для стану респондента "Вечері".

Графіки відгуків ОМС одного респондента, які отримано "Вранці" та "Вечері", приведені до спільного початку (стартова позиція) і наведено на рис. 4. При цьому для реалізації алгоритму непараметричної ідентифікації ОМС додатково було здійснено попередню обробку відгуків: нормалізацію, синхронізацію та виділення переднього фронту у відгуках.

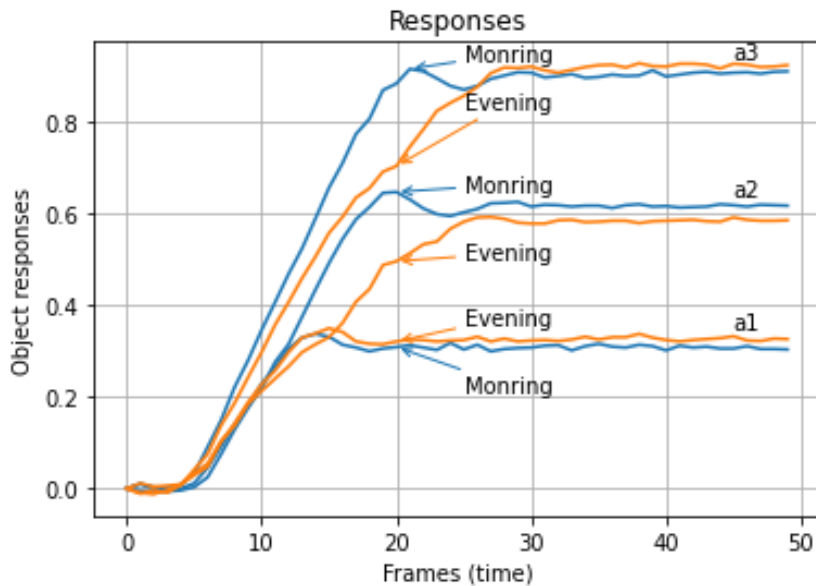


Рис. 4. Відгуки ОМС респондента "Вранці" і "Вечері" при різних амплітудах тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3

На основі даних експериментальних досліджень ОМС при амплітудах тестових сигналів $a_1 = 1/3$, $a_2 = 2/3$ та $a_3 = 1$ обчислені перехідні функції ОМС "Вранці" і "Ввечері". Для моделі на основі квадратичного поліному Вольтерри при $N = 2$ за допомогою (8) і (9) отримано оцінки перехідних функцій першого $\hat{h}_1^{(2)}[m]$ і діагонального перетину перехідної функцій другого $\hat{h}_2^{(2)}[m, m]$ порядку. Для моделі при $N = 1$ за допомогою (10) отримано оцінки перехідних функцій першого порядку $\hat{h}_1^{(1)}[m]$.

Графіки перехідних функцій та відповідних відгуків ОМС на основі моделі при $N = 1$ (3) при різних амплітудах вхідних сигналів для стану респондента "Вранці" та "Ввечері" наведено на рис. 5 і рис. 6.

Подібні результати отримані на основі моделі при $N = 2$ і наведені на рис. 7 та рис. 8 – для стану респондента "Вранці" та "Ввечері".

Нормовані середньо-квадратичні похибки (НСКП) моделі Вольтерри ОМС розраховано для різних амплітуд вхідних сигналів a_1 , a_2 та a_3 для станів респондента "Вранці" та "Ввечері" і наведено в табл. 1 при $N = 1$ і в табл. 2 при $N = 2$.

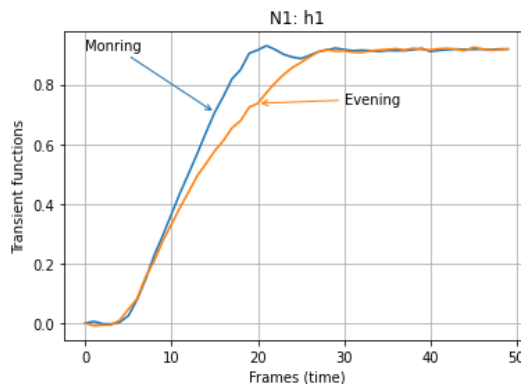


Рис. 5. Перехідні функції моделей ОМС при $N = 1$ для стану респондента "Вранці" та "Ввечері"

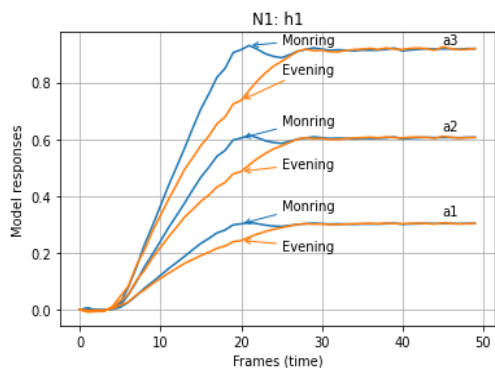


Рис. 6. Відгуки моделей ОМС при $N = 1$ для різних амплітуд тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3 у станах респондента "Вранці" і "Вечері"

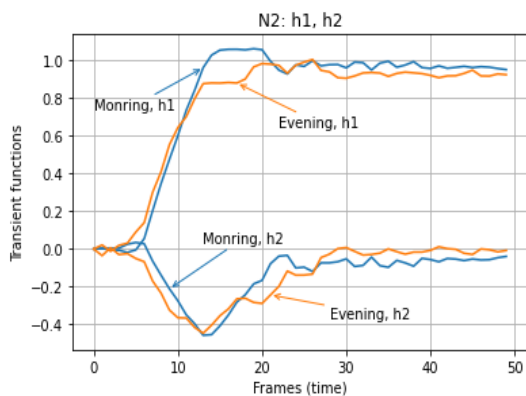


Рис. 7. Перехідні функції моделей ОМС при $N = 2$ для стану респондента "Вранці" та "Вечері"

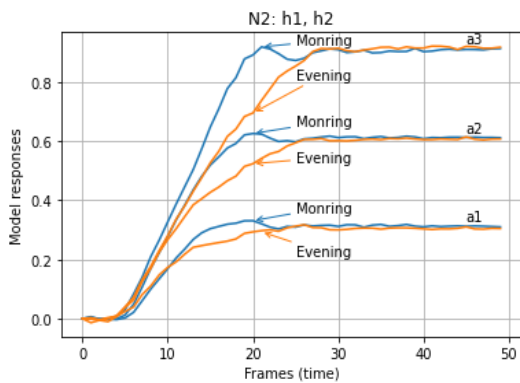


Рис. 8. Відгуки моделей ОМС при $N = 2$ для різних амплітуд тестових сигналів a_1 , a_2 та a_3 у станах респондента "Вранці" і "Вечері"

Таблиця 1

НСКП моделі ОМС при $N = 1$

Стан респондента	Амплітуди вхідних сигналів			Середня НСКП
	a_1	a_2	a_3	
"Вранці"	0.0468	0.0185	0.0193	0.0282
"Ввечері"	0.0670	0.0215	0.0162	0.0349

Таблиця 2

НСКП моделі ОМС при $N = 2$

Стан респондента	Амплітуди вхідних сигналів			Середня НСКП
	a_1	a_2	a_3	
"Вранці"	0.0230	0.0230	0.0077	0.0179
"Ввечері"	0.0379	0.0379	0.0126	0.0295

Як видно з таблиць 1 і 2 точність квадратичної моделі Вольтерри ($N = 2$) вище лінійної моделі ($N = 1$) у 1.5 – 2 рази.

3. Побудова байєсівського класифікатора для оцінки психофізіологічного стану людини. Для оцінки психофізіологічного стану на основі моделі Вольтерри виконано 8 повних циклів дослідження одного респондента за допомогою айтрекера для стану "Вранці" та 8 – для стану "Ввечері". Графіки відгуків ОМС, що отримані "Вранці" та "Ввечері", були приведені до спільного початку (точка старту) і наведені на рис. 9, а та рис. 9, б, відповідно.

За даними відгуків ОМС на основі розрахунків за формулами (8), (9) та (10) визначено перехідні функції ОМС "Вранці" та "Ввечері" при використанні апроксимаційних моделей різного ступеня N ($N = 1, 2$). На основі лінійної та квадратичної моделі Вольтерри було сформовано тренувальні вибірки даних для двох станів респондента "Вранці" та "Ввечері" за допомогою запропонованих евристичних ознак, що визначаються на основі отриманих перехідних функцій: $\hat{h}_1^{(1)}[m]$ та $\hat{h}_1^{(2)}[m]$, $\hat{h}_2^{(2)}[m, m]$ [25]. Тренувальні вибірки даних використовуються для побудови класифікаторів психофізіологічних станів індивіда за допомогою засобів машинного навчання [25, 26].

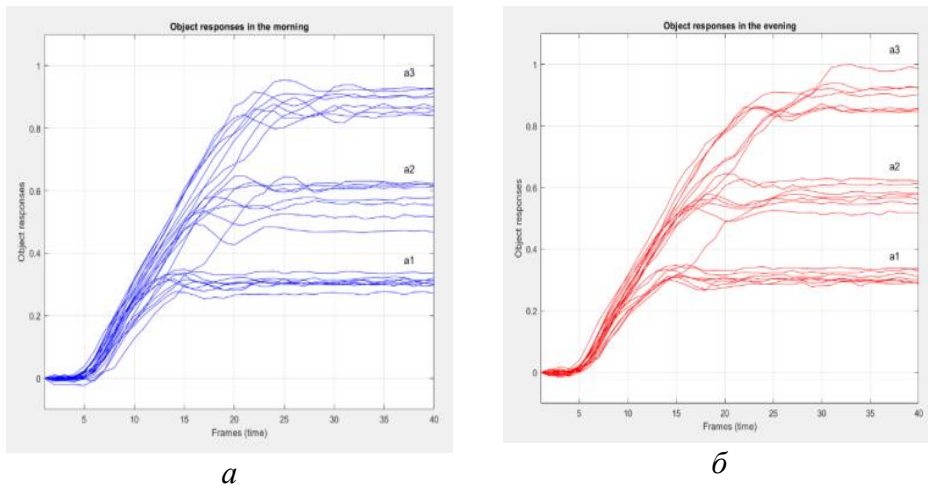


Рис. 9. Відгуки ОМС при різних амплітудах тестових сигналів:
 а – "Вранці"; б – "Вечері"

На основі навчальних вибірок даних для об'єктів класів Ω_1 ("Вранці") і Ω_2 ("Вечері") 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 (ПР) [27, 28]. Таким чином, методом повного перебору були досліджені всі можливі пари ознак. Оскільки маємо невеликий об'єм навчальної вибірки, досліджується діагностична цінність лише всіх можливих пар ознак.

Побудовано байєсівські класифікатори психофізіологічного стану у двовимірному просторі ознак, що забезпечують максимальну ПР при наступних комбінаціях ознак, які визначено на основі моделі Вольтерри при $N = 1$:

$$\left(x_1 = \sum_{m=0}^M |h_1[m]| \ \& \ x_4 = \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \right), \text{ or}$$

$$\left(x_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_{11} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_4 = \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_{10} = \min_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \ \& \ x_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right),$$

тут $h_2'[m, m]$ – похідна перехідної функції другого порядку.

Для окремих ознак маємо такі значення критерію ІПР: $x_{16} - P_{\max} = 0.625$; $x_{10}, x_{11} - P_{\max} = 0.688$; $x_4, x_5 - P_{\max} = 0.75$; $x_1, x_{17} - P_{\max} = 0.876$.

Для моделі Вольтерри при $N = 2$ отримано наступні комбінації ознак:

$$\left(x_5 = \arg \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_{13} = \arg \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_4 = \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{12} = \min_{m \in [0, M]} h_2'[m, m] \right), \text{ or}$$

$$\left(x_4 = \max_{m \in [0, M]} h_1'[m] \ \& \ x_{16} = \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right), \text{ or}$$

$$\left(x_{18} = \max_{m \in [0, M]} |h_2[m, m]| \ \& \ x_{17} = \arg \max_{m \in [0, M]} |h_1[m]| \right),$$

тут $h_2'[m, m]$ – похідна перехідної функції другого порядку.

Для окремих ознак маємо такі значення критерію ІПР: $x_5 - P_{\max} = 0.625$; $x_{12}, x_{13}, x_{17}, x_{18} - P_{\max} = 0.75$; $x_4 - P_{\max} = 0.813$; $x_{16} - P_{\max} = 0.875$.

4. Дослідження робастності ознак за показником ІПР. 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 для ознак, що отримано на моделі при

$N = 1$ представлено в табл. 3 та на рис. 10, а – для ознак, що отримано на моделі при $N = 2$ – в табл. 4 та на рис. 11.

Таблиця 3

Середні значення ППР (%) для класифікаторів в просторах ознак, що отримані на основі моделі при $N=1$, з різним рівнем шуму

Поєднання ознак	Рівень шуму, %		
	0	1	5
x_1, x_4	93.75	93.75	77.5
x_5, x_{16}	93.75	88.75	88.5
x_{11}, x_{16}	100	96.25	80
x_4, x_{17}	93.75	93.75	81.25
x_{10}, x_{16}	93.75	93.75	75
x_{16}, x_{17}	93.75	93.75	82.25

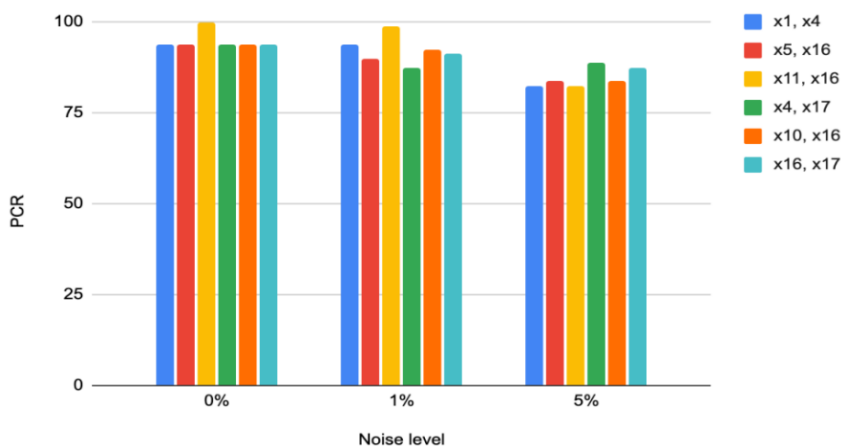


Рис. 10. Значення ППР для класифікаторів у просторах вибраних ознак, що отримані на основі моделі при $N = 1$ при впливі на ознаки різних рівнів шуму

Таблиця 4

Середні значення ППР (%) для класифікаторів в просторах ознак, що отримані на основі моделі при $N = 2$, з різним рівнем шуму

Поєднання ознак	Рівень шуму, %		
	0	1	5
x_5, x_{16}	93.75	95	80
x_{13}, x_{16}	93.75	93.75	85
x_4, x_{12}	100	100	81.25
x_4, x_{16}	93.75	93.75	86.25
x_{18}, x_{17}	100	100	88.75

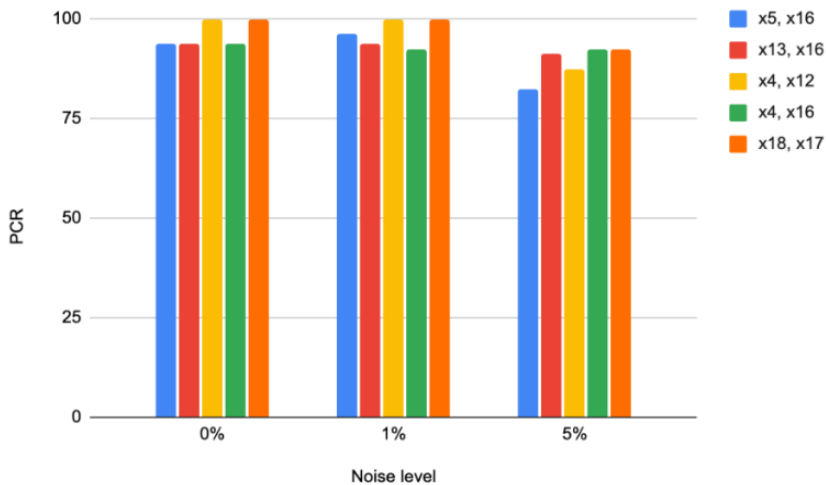


Рис. 11. Значення ППР для класифікаторів у просторах вибраних ознак, що отримані на основі моделі при $N = 2$ при впливі на ознаки різних рівнів шуму

Отже, аналіз табл. 3 та табл. 4 показує, що найбільш інформативними та завадостійкими комбінаціями ознак за показником ППР при рівні шуму в ознаках 1% маємо для лінійної моделі: $(x_{16}, x_{17}) - P_{\max} = 0.9375$ (виділено в табл. 3), для квадратичної моделі: $(x_4, x_{16}) - P_{\max} = 0.9375$ (виділено в табл. 4). Але при рівні шуму 5% для зазначених пар ознак значення ППР значно знижуються. Тому апроксимаційні лінійна та квадратична моделі Вольтерри можуть використовуватися в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини тільки при високоточних вимірюваннях перехідних функцій і невеликих похибках обчислень ознак (не більше 1%).

На рис. 12 і рис. 13 представлено розташування об'єктів навчальних вибірок даних в просторі ознак (x_{16}, x_{17}) та (x_4, x_{16}) , відповідно.

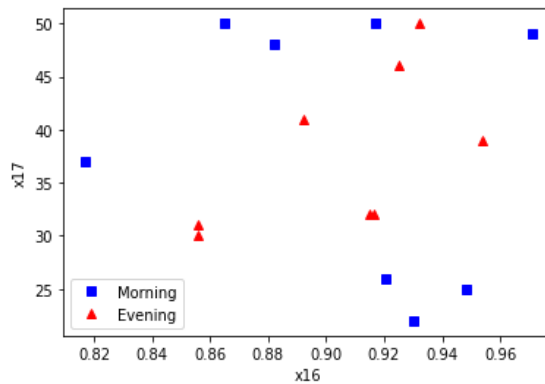


Рис. 12. Розташування об'єктів навчальної вибірки даних в просторі ознак (x_{16} , x_{17})

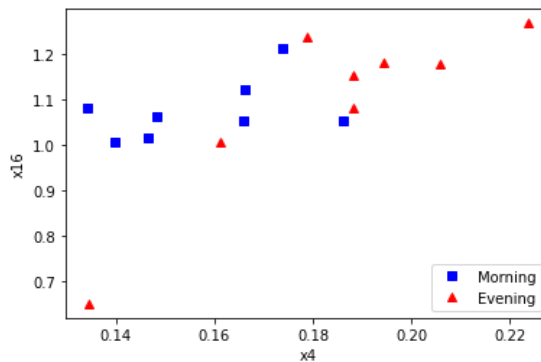


Рис. 13. Розташування об'єктів навчальної вибірки даних в просторі ознак (x_4 , x_{16})

5. Оцінки ефективності класифікаторів, які побудовано у відібраних просторах ознак за допомогою метода SVM [22]. Для побудови класифікатора використовувався також метод опорних векторів (SVM, Support Vector Machine) [27, 28]. Результати оцінки ефективності класифікаторів психофізіологічного стану людини, що побудовано за допомогою SVM у просторах ознак (x_{16} , x_{17}) і (x_4 , x_{16}), наведено у табл. 5. При цьому застосовується SVM з використанням гаусова ядра з радіальною базовою функцією (RBF):

$$K(x, x') = \exp(-\gamma \|x - x'\|^2), \quad (11)$$

де x , x' - вектори; $x, x' \in \mathbb{R}^2$; γ – параметр, який підлягає оптимізації. Обчислення показників з табл. 5 [29] було отримано за допомогою

бібліотеки Scikit-learn (клас `sklearn.svm.SVC`) і функцій модуля `sklearn.metrics`.

Таблиця 5

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

Метрики	Модель $N=1$	Модель $N=2$
	x_{16} & x_{17}	x_4 & x_{16}
Error Type I, α	0	1
Error Type II, β	1	0
Accuracy = $\frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$	0.9375	0.9375
Recall = $\frac{TP}{TP+FN}$	0.875	1
Precision = $\frac{TP}{TP+FP}$	1	0.8889
F1-Scale = $\frac{2*Precision*Recall}{Precision+Recall}$	0.9333	0.9412

Як видно з табл. 5 отримані значення критерію ППР (Accuracy = 0.9375) у класифікаторів, що побудовано за допомогою метода SVM на основі даних лінійної і квадратичної моделі ОМС, однакові і збігаються з показником ППР байєсівських класифікаторів.

Висновки. Приведені результати досліджень ефективності використання апроксимаційних моделей Вольтерри першого і другого порядку ОМС у вигляді одновимірних і двовимірних перехідних функцій в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу із застосуванням розроблених методів та засобів нелінійної динамічної ідентифікації "вхід-вихід" ОМС.

Отримано емпіричні дані спостережень "вхід-вихід" ОМС, що застосовувались для ідентифікації ОМС на основі поліномів Вольтерри. В якості тестових сигналів використовуються візуальні стимули, які відображаються на екрані монітора на різних відстанях від початкової позиції, що формально відповідає дії ступінчатих сигналів з різними амплітудами на вході ОМС. Здійснено експериментальні дослідження "вхід-вихід" ОМС за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 та визначені за даними айтрекінга перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого порядку. Отримані перехідні функції використовуються для формування просторів діагностичних ознак.

Експерименти з ОМС респондента здійснювались до початку та після робочого дня, тобто оцінювався стан втоми. Сформовані тренувальні вибірки даних для двох станів "Норма" та "Утома" у різних двовимірних просторах евристичних ознак, на основі яких побудовано байєсовські класифікатори і вибрано класифікатори (простори ознак) з максимальним значенням імовірності правильного розпізнавання.

Виконано дослідження робастності ознак за показником імовірності правильного розпізнавання, виділені поєднання ознак з максимальним ($P_{\max} = 0.9375$) і найбільш стабільним показником ІПР.

Отримана в [23] на тих самих експериментальних даних пара ознак, які визначено на основі кубічного поліному Вольтерри ($N = 3$), має більшу стабільність ніж ознаки, визначені на основі квадратичного поліному ($N = 2$) при однакових значеннях $P_{\max} = 0.9375$ і впливі на ознаки однакових рівнів шуму.

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 Technology*, Vol. 23, No. 4, pp. 1578-1586.
4. Doyle, F. J. I., 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), IEEE, Vol. 2, pp. 645-650.

11. Pavlenko, V. D., Milosz, M. and Dzienkowski, M. (2020), "Identification of the oculomotor 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*. 2015. 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 Dombrowskyi, 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 effects", *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 telemechanics*, 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 eyetracking data", *Herald of the National Technical University "KhPI". A series of "Information and Modeling"*, No.1 (3), pp. 15-29.

19. Tikhonov, A. N., Goncharskyi, A. V., Stepanov, V. V. and Yagola, A. G. (1990), *Numerical methods for solving ill-posed problems*, 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)*, IEEE.

23. Fainzilberg, L. S. (2010), *Mathematical methods for evaluating the usefulness of diagnostic features*, 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*.

27. Pavlenko, V. D., Shamanina, T. V. and Chori, V. V. (2021), "Identification of the oculomotor 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), p. 44-58.

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

Надійшла (Received) 10.05.2023

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 Tetiana, 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

Використання квадратичної моделі Вольтерри окуло-моторної системи в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини / Павленко В.Д., Шаманіна Т.В., Чорі В.В. // Вісник НТУ "ХПІ". Тематичний випуск: Інформатика і моделювання. – Харків: НТУ "ХПІ". – 2023. – № 1 – 2 (9 – 10). – С. 106 – 126.

Містяться результати дослідження ефективності застосування апроксимаційних моделей Вольтерри першого і другого порядку окуло-моторної системи в діагностичних дослідженнях психофізіологічного стану людини за даними айтрекінгу. В якості тестових сигналів використовуються візуальні стимули, які відображаються на екрані монітора на різних відстанях від початкової позиції, що формально відповідає дії ступінчатих сигналів з різними амплітудами на вході ОМС. Здійснено експериментальні дослідження "вхід-вихід" ОМС за допомогою айтрекера Tobii Pro TX300 та визначені за даними айтрекінга перехідні функції першого та діагональні перетини перехідних функцій другого порядку. Отримані перехідні функції використовуються для формування просторів діагностичних ознак. Досліджено діагностичну цінність всіх можливих поєднань ознак в пари за показником імовірності правильного розпізнавання (ІПР). Результати досліджень отримано за допомогою навчання байєсівського класифікатора у різних просторах запропонованих ознак. Здійснено дослідження робастності ознак за показником ІПР, виділені сполучення ознак з максимальним і найбільш стабільним показником ІПР. Іл: 13. Табл.: 5. Бібліогр.: 28 назв.

Ключові слова: окуло-моторна система, айтрекінг, психофізіологічний стан, діагностика, квадратична модель Вольтерри, ідентифікація, тестові візуальні стимули, перехідні функції,

UDC 004.942

Using quadratic Volterra model of the oculo-motor system in diagnostic research of psychophysiological state of human / 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". – 2023. – № 1 – 2 (9 – 10). – P. 106 – 126.

It contains the results of the study of the effectiveness of the application of approximation Volterra models of the first and second order of the oculo-motor system in diagnostic studies of the psychophysiological state of a person based on eye-tracking data. Visual stimuli are used as test signals, which are displayed on the monitor screen at different distances from the initial position, which formally corresponds to the action of step signals with different amplitudes at the OMS input. Experimental studies of the "input-output" of the OMS were carried out using the Tobii Pro TX300 eyetracker, and the first-order transient functions and the second-order diagonal intersections of the second-order transient functions were determined based on the eye-tracking data. The resulting transient functions are used to form the spaces of diagnostic features. The diagnostic value of all possible combinations of features in pairs according to the indicator of the probability of correct recognition (PCR) was studied. The research results were obtained using Bayesian classifier training in different spaces of the proposed features. A study of the robustness of features according to the PCR indicator was carried out, the combinations of features with the maximum and most stable PCR indicator were selected. Figs.: 13. Tabl.: 5. Refs.: 28 titles.

Keywords: oculo-motor system, eye-tracking, psychophysiological state, diagnostic, quadratic Volterra model, identification, test visual stimuli, transient functions