

В. П. ШАПОВАЛаспірант кафедри інформаційних технологій проектування
Черкаський державний технологічний університет
ORCID: 0009-0000-5334-4841**Я. В. ТАРАСЕНКО**доктор технічних наук, доцент,
провідний науковий співробітник
Державний науково-дослідний інститут випробувань
і сертифікації озброєння та військової техніки
ORCID: 0000-0002-5902-8628

МЕТОД ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИМІРЮВАННЯ ПСИХОЛІНГВІСТИЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ДЛЯ ДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ БЕЗПЕРЕРВНОГО МОНІТОРИНГУ ПСИХОЛОГІЧНОГО СТАНУ

У статті вирішено актуальну науково-практичну задачу психолінгвістичного уточнення, визначених за відеорядом психологічних функціональних станів, яке проводиться за рахунок інтелектуального вимірювання психологічних показників для мультимодальних динамічних систем безперервного моніторингу психологічного стану співробітників. Розроблено та описано у формалізованому вигляді двофазний метод інтелектуального вимірювання психолінгвістичних показників. Фаза первинного психолінгвістичного аналізу забезпечує формування індивідуального психологічного профілю. Фаза глибинного психолінгвістичного дослідження дозволяє на основі регресійного аналізу уточнити результати відеоконтролю первинних ознак психологічного стану при кореляції з визначеним після першої фази психологічним профілем. Вагові коефіцієнти вимірювань у мовній (текстовій) та невербальній (відео) модальностях узгоджуються за рахунок використання адаптивної ф'южн-моделі інтеграції шляхом персоналізації психолінгвістичних показників. Наведено структурно-логічну схему методу для наочної демонстрації передачі параметрів за етапами його функціонування. Було проведено попередню валідацію методу за рахунок симуляційного експерименту. За результатами експерименту запропонований метод демонструє покращене інтегральне значення точності вимірювання психолінгвістичних показників на 4-7% у порівнянні з найбільш ефективними сучасними аналогічними підходами. Отримані експериментальні значення доводять ефективність запропонованого адаптивного вагового узгодження вимірювань у текстовій та відео модальностях з урахуванням персоналізації психолінгвістичних показників. Запропонований метод потребує подальшої валідації на емпіричних даних. Подальші дослідження пропонується проводити у напрямку інтеграції додаткових модальностей та вдосконалення адаптивного оновлення вагових коефіцієнтів. Практичне значення полягає у використанні методу в мультимодальних системах безперервного інтелектуального моніторингу психологічного стану співробітників державних та комерційних структур.

Ключові слова: інтелектуальне вимірювання, психофізіологічний стан, ф'южн-модель, мультимодальні системи, системи безперервного моніторингу, автоматизація психолінгвістики.

V. P. SHAPOVALPostgraduate Student at the Department of Information Technology Design
Cherkasy State Technological University
ORCID: 0009-0000-5334-4841**YA. V. TARASENKO**Doctor of Engineering Science, Associate Professor,
Leading Researcher
State Scientific Research Institute of Armament
and Military Equipment Testing and Certification
ORCID: 0000-0002-5902-8628

METHOD FOR INTELLIGENT MEASUREMENT OF PSYCHOLINGUISTIC INDICATORS FOR DYNAMIC SYSTEMS OF CONTINUOUS PSYCHOLOGICAL STATE MONITORING

This article addresses a relevant scientific and practical problem of psycholinguistic refinement of psychological functional states identified from video data. This refinement is achieved through intelligent measurement of psychological indicators in multimodal dynamic systems for continuous monitoring of employees' psychological states. A two-phase method for intelligent measurement of psycholinguistic indicators is developed and formalized. The first phase, primary psycholinguistic analysis, ensures the formation of an individual psychological profile. The second phase, deep psycholinguistic analysis, allows the refinement of primary psychological state features obtained from video monitoring using regression analysis, correlating them with the psychological profile determined after the first phase. Measurement weights in the linguistic (text) and non-verbal (video) modalities are harmonized via an adaptive fusion integration model, enabling personalization of psycholinguistic indicators. A structural-logical scheme of the method is provided to visually demonstrate the transfer of parameters across its functional stages. Preliminary validation of the method was conducted through a simulation experiment. The results indicate that the proposed method improves the integral accuracy of psycholinguistic indicator measurement by 4–7% compared to the most effective contemporary approaches. Experimental findings confirm the effectiveness of adaptive weight harmonization across text and video modalities with consideration of psycholinguistic personalization. The proposed method requires further validation on empirical data. Future research is suggested in the direction of integrating additional modalities and enhancing adaptive updating of weight coefficients. The practical significance lies in its application for multimodal systems of continuous intelligent monitoring of employees' psychological states in both governmental and commercial organizations.

Key words: intelligent measurement, psychophysiological state, fusion model, multimodal systems, continuous monitoring systems, psycholinguistics automation.

Постановка проблеми

Інциденти, пов'язані з внутрішніми загрозами інформаційній безпеці державних і комерційних підприємств, установ та організацій потребують все більшої уваги з кожним роком. У сучасних умовах в Україні та світі спостерігається значне зростання кількості та вагомості випадків зловмисної чи випадкової діяльності персоналу, яка нанесла шкоду репутації установи чи супроводжувалась фінансовими збитками. Відповідно до звіту дослідницької організації Future Market Insights [1] прогнозоване зростання ринку засобів захисту з 2025 до 2035 року оцінюється в 24433,7 мільйонів доларів із середньорічним зростанням в 17,7%. Прогнозовані значення витрат демонструють актуальність досліджень в напрямку розробки нових інформаційних технологій захисту і моніторингу для запобігання чи виявлення інсайдерських атак.

У роботі [2] проаналізовані причини поведінки персоналу, яку можна розцінювати як загрозу вчинення інсайдерської атаки. Встановлено, що особистісні якості, психологічні стани та ситуативні фактори впливають на реалізації загрози інсайдерських атак. Виникає потреба виконання психологічного моніторингу для виявлення психологічних девіацій в процесі виконання функціональних обов'язків персоналу чи наявності особистісних якостей, які потенційно можуть спричинити реалізацію подібних дій.

Періодичний психологічний моніторинг не може надати точних та своєчасних результатів. Виникає потреба вирішення задачі безперервного психологічного моніторингу із застосуванням інформаційних технологій інтелектуального аналізу психологічного стану співробітників. Важливим при цьому є забезпечення саме адаптивного безперервного моніторингу з урахуванням інтелектуального вимірювання особистісних психологічних показників.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Сучасні методи класичного психологічного тестування проходять етап цифровізації. У роботі [3] розглядаються питання застосування інформаційних систем для нейропсихологічного тестування. Найбільш сучасні технології, включно їх машинним навчанням також використовуються у таких системах з метою забезпечення адаптивності. У роботі [4] використовується підхід автоматичної генерації елементів тестування на основі великих мовних моделей (Large Language Model – LLM). Такі системи безпосередньо орієнтовані на психологічний аналіз відповідно до існуючих шкал. Отримані дані не можуть бути точними та характеризуються періодичністю тестування. Основним обмеженням застосування подібних методів вимірювання психологічних показників є частота моніторингу, яка може бути в одних випадках недостатньою, а в інших – надмірною. Застосування найбільш сучасних технологій при використанні класичних психологічних тестів не забезпечує реалізацію необхідних для задач психологічного моніторингу властивостей, які прямо чи опосередковано впливають на характеристику точності. До таких властивостей належить достовірність результатів, глибина вимірювання параметрів, мультимодальність і динамічність.

Сучасні наукові дослідження виділяють психолінгвістичне тестування як один з інструментів забезпечення перелічених вище властивостей завдяки можливості мультимодального аналізу поведінкових, когнітивних та

мовних ознак. Такий підхід дає змогу виявляти психологічні зміни у процесі мовленнєвої діяльності та характеризується динамічністю вимірювання психологічних характеристик.

Психолінгвістичний аналіз ґрунтується на різних підходах, де текст виступає основним джерелом інформації. Письмові тексти, створені на довільну тематику використовуються у роботі [5]. Непрямі підходи, на основі LLM застосовуються у роботі [6] для аналізу емоційних змін у часі за психолінгвістичною характеристикою. Методи штучного інтелекту застосовуються для визначення психоемоційних відхилень на основі тексту в роботі [7]. Точність таких підходів для безперервного моніторингу є недостатньою, оскільки вимірювання враховує лише один канал збору інформації, яким виступає текст. Існують роботи, присвячені мультимодальним підходам [8], які комбінують аналіз тексту та акустичної інформації. Акустичний сигнал у такому випадку є окремою модальністю, яка доповнює текст, але вимірюються мовні показники, як паралінгвістичні маркери, які належать до одного класу – психолінгвістичних показників. Якщо розглядати інші канали отримання інформації про психологічний стан особи як відеоряд, використаний в роботі [9] для визначення первинних ознак психологічного стану, то виникає проблема мультимодальної інтеграції таких каналів як відео та текстові дані.

Спостерігається недостатня кількість робіт щодо мультимодального калібрування та інтелектуального узгодження каналів отримання інформації про психологічний стан. Згідно отриманих у роботі [10] результатів, не існує єдиної універсальної моделі. Ефективність інтелектуальної складової залежить від задачі та способу обробки інформації. Виникає потреба забезпечення точності вимірювання психологічних показників з мультимодальною інтеграцією відео та текстового каналів отримання інформації для задач динамічного безперервного моніторингу психологічного стану співробітників. Існує необхідність психолінгвістичного уточнення, визначення за відеорядом психологічних функціональних станів.

Формулювання мети дослідження

Метою статті є підвищення точності визначення індивідуальних особистісних якостей на основі інтелектуального вимірювання психолінгвістичних показників у задачах динамічного безперервного моніторингу психологічного стану.

Викладення основного матеріалу дослідження

Метод інтелектуального вимірювання психолінгвістичних показників є двофазним. Перша фаза передбачає проведення первинного психолінгвістичного аналізу. Аналіз виконується з метою формування індивідуального психологічного профілю особи при формуванні вхідного контролю. В якості вхідних параметрів передається написаний співробітником на довільну тему текст у вигляді:

$$T = \{t_1, t_2, \dots, t_N\}, \quad (1)$$

де t_N – речення N тексту T .

Фаза первинного психолінгвістичного аналізу складається з двох етапів: вимірювання індивідуальних психологічних показників (передбачає вимірювання психологічних коефіцієнтів та визначення вагових значень цих коефіцієнтів) і формування індивідуального психологічного профілю.

Для вимірювання лінгвістичних психологічних коефіцієнтів P^l Текст аналізується комплексно на трьох рівнях: синтаксичному (S_i), лексико-семантичному (L_i) та дискурсному (D_i). На синтаксичному рівні аналізується когнітивна складність мовлення. Досліджується складність та довжина мовних конструкцій, частота вживання складнопідрядних та складносурядних речень, імперативних конструкцій. На лексико-семантичному рівні оцінюється емоційне забарвлення та різноманіття вживання мовних конструкцій. На дискурсному рівні досліджується когерентність та логічна єдність тексту.

На першому етапі першої фази здійснюється кількісне вимірювання індивідуальних психолінгвістичних показників. Вимірювання кожного лінгвістичного психологічного коефіцієнта P_i^l виконується за принципом інтеграції результатів тривірневого аналізу тексту:

$$P_i^l = f_i(T; \Theta_i) = w_i^S S_i + w_i^L L_i + w_i^D D_i, \quad (2)$$

де $\Theta_i = \{w_i^S, w_i^L, w_i^D\}$ – множина вагових коефіцієнтів, які визначають вплив синтаксичного, лексико-семантичного та дискурсного рівнів на i -й психологічний коефіцієнт.

Визначення вказаних вагових коефіцієнтів виконується на основі мінімізації середньоквадратичної похибки між еталонними психологічними оцінками психологічних коефіцієнтів P_i^{et} та індивідуальними значеннями лінгвістичних психологічних коефіцієнтів:

$$\min_{\Theta_i} J_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (P_{i,k}^{et} - (w_i^S S_{i,k} + w_i^L L_{i,k} + w_i^D D_{i,k}))^2, \quad (3)$$

при виконанні умов нормування: $w_i^S + w_i^L + w_i^D = 1$, $w_i^S, w_i^L, w_i^D \geq 1$.

Значення вагових коефіцієнтів формуються на основі регресійного аналізу для кількісної оцінки впливу кожного рівня психолінгвістичного аналізу в загальний психологічний коефіцієнт.

Наступним кроком етапу вимірювання індивідуальних психологічних показників є визначення вагових значень для лінгвістичних психологічних коефіцієнтів. Вагові коефіцієнти визначаються за аналогією з ваговими коефіцієнтами при відеомоніторингу [9] на основі факторного аналізу:

$$g_i^l = \frac{q_i n_i}{\sum_{j=1}^m q_j n_j}, \quad (4)$$

де q_i – частка бінарних показників, рівних 1 для i -го фактора; n_i – кількість ознак у групі i -го фактора; m – загальна кількість факторів.

На другому етапі першої фази виконується формування індивідуального психологічного профілю з урахуванням психологічних коефіцієнтів та їх вагових значень, отриманих на першому етапі:

$$H = \{(P_1^l, g_1^l), (P_2^l, g_2^l), \dots, (P_m^l, g_m^l)\}. \quad (5)$$

Сформований індивідуальний психологічний профіль необхідний для формування психологічного відбитку співробітника з метою подальшого динамічного відслідковування девіацій. Дані використовуються як вихідні дані методу та передаються на подальшу обробку до другої фази.

Друга фаза методу передбачає проведення уточнюючого глибинного психолінгвістичного аналізу. Розподіляється на два етапи: проведення повторного психолінгвістичного аналізу з акцентом на змінені психологічні коефіцієнти, виявлені в процесі відеомоніторингу первинних ознак психологічного стану та узгодження вагових коефіцієнтів.

На першому етапі другої фази проводиться повторний аналіз тексту з урахуванням даних відеомоніторингу. На вхід передаються психологічні коефіцієнти P_n , визначені в процесі відеомоніторингу, їх вагові коефіцієнти g_n та новий текст T^{new} для аналізу. Визначення лінгвістичних психологічних коефіцієнтів виконується наступним чином:

$$P_i^{new} = f_i(T^{new}; \Theta_i; \tilde{P}_i) = w_i^S S_i + w_i^L L_i + w_i^D D_i + \gamma_i \tilde{P}_i, \quad (6)$$

де γ_i – ваговий коефіцієнт впливу уточнених психологічних станів \tilde{P}_i на глибинний психолінгвістичний аналіз.

Уточнення психологічних коефіцієнтів виконується за принципом регресійного узгодження з урахуванням лінгвістичних психологічних коефіцієнтів та коефіцієнтів функціональних станів. Формально уточнення описується рівнянням:

$$\tilde{P}_i = \beta_{0i} + \beta_{1i} P_i^l + \beta_{2i} P_i + \varepsilon_i, \quad (7)$$

де P_i – коефіцієнт функціонального психологічного стану; $\beta_{0i}, \beta_{1i}, \beta_{2i}$ – параметри регресійної моделі; ε_i – похибка моделі.

Таке регресійне узгодження забезпечує персоналізацію шляхом кореляції функціональних станів з результатами первинного психолінгвістичного аналізу, що дозволяє адаптивно враховувати індивідуальні психологічні особливості особи при первинній фіксації психологічних девіацій.

Динамічна корекція вагових коефіцієнтів передбачає використання адаптивної ф'южн-моделі, яка забезпечує властивість інтелектуалізації. Така властивість проявляється у здатності автоматичної зміни вагових коефіцієнтів. Формально властивість описується формулою:

$$g_i'(t) = \alpha_i(t) g_i^l + (1 - \alpha_i(t)) g_i, \quad (8)$$

де $g_i'(t)$ – уточнений ваговий коефіцієнт; g_i – ваговий коефіцієнт функціонального стану, визначений на етапі відеоконтролю; $\alpha_i(t)$ – адаптивний параметр узгодження, який змінюється в часі на інтервалі $[0, 1]$ в залежності від достовірності інформації отриманої з різних модальностей.

У результаті інтегральний психологічний коефіцієнт визначається як середнє зважене, що об'єднує текстову та відео модальності. Ваги залежать від поточної достовірності інформації, отриманої з різних модальностей. Психологічні показники формують за формулою:

$$P_i'(t) = g_i'(t) P_i^{new} + (1 - g_i'(t)) \tilde{P}_i. \quad (9)$$

Принцип інтелектуальної адаптації у методі при інтеграції текстової та відео модальностей описується формулою:

$$\Theta_i'(t) = \lambda \Theta_i + (1 - \lambda) \Theta_i^V, \quad (10)$$

де $\Theta_i^l(t)$ – оновлені лінгвістичні вагові коефіцієнти; Θ_i^V – невербальні вагові коефіцієнти; λ – коефіцієнт узгодження, що приймає значення на інтервалі $[0,1]$ в залежності від достовірності інформації у двох модальностях.

Коефіцієнт узгодження $\alpha_i(t) = \lambda$ визначається на основі достовірності каналів за формулою:

$$\lambda_i(t) = \frac{1 - \frac{\sigma^2(P_i^l)}{\max(\sigma^2(P_i^l))}}{1 - \frac{\sigma^2(P_i^l)}{\max(\sigma^2(P_i^l))} + \text{corr}(P_i, \hat{P}_i)}, \tag{11}$$

де $\sigma^2(P_i^l)$ – дисперсія лінгвістичного психологічного коефіцієнта; \hat{P}_i – прогнозоване значення показника на основі відеомоніторингу.

Коефіцієнт узгодження у ф'южн-моделі забезпечує динамічне балансування вагових значень між модальностями відповідно до їх достовірності.

Структурно-логічна схема запропонованого двофазного методу з урахуванням функціональних зв'язків між етапами кожної фази та передачі параметрів між ними представлена на рисунку 1.

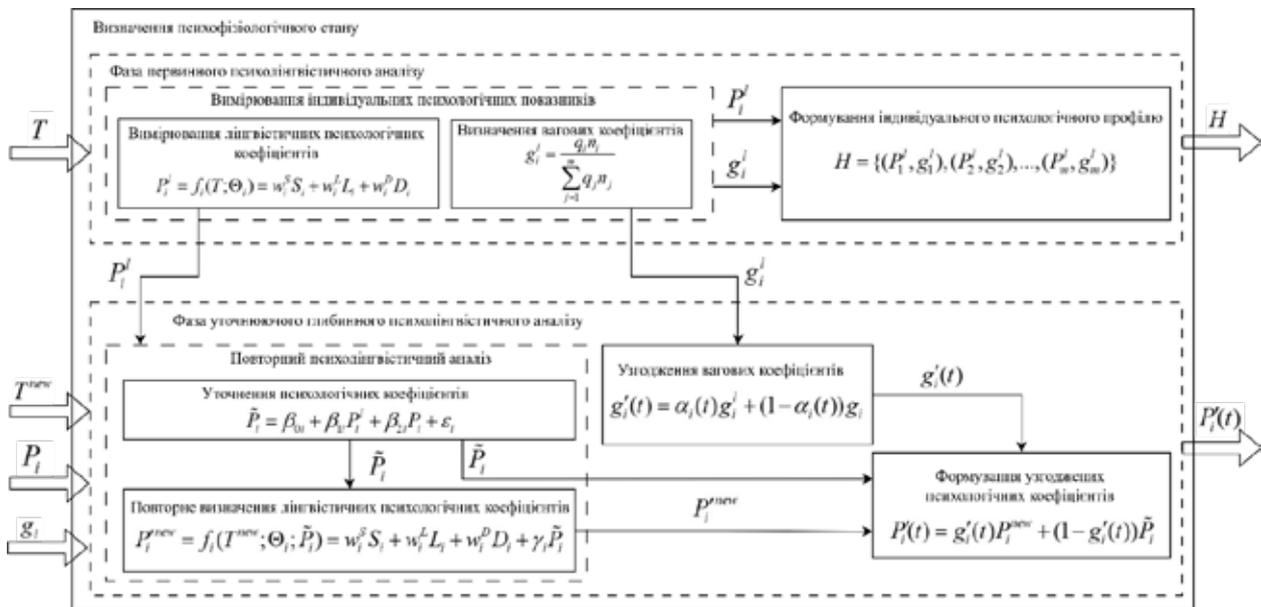


Рис. 1. Структурно-логічна схема методу інтелектуального вимірювання психолінгвістичних показників

З метою оцінювання точності визначення індивідуальних особистісних якостей було проведено симуляційний експеримент у середовищі Python 3.11 із використанням бібліотек NumPy, Pandas, scikit-learn. Моделювалась робота розробленого методу та трьох найбільш релевантних сучасних аналогічних підходів: з урахуванням невизначеності (UA) [11], орієнтований на увагу / знання (DAKG) [12] та мультимодальний з комбінуванням LLM і виразів обличчя (LLMFE) [13].

Симуляції показали, що ключову роль відіграє кількість змодельованих суб'єктів (персоналу). Якщо суб'єкт один, то кращий результат точності демонстрував підхід з урахуванням невизначеності. Для задач безперервного моніторингу психологічного стану персоналу важлива наявність більшої кількості суб'єктів. У ході симуляційного експерименту було змодельовано наступні умови: 213 унікальних суб'єктів, активними з яких були одночасно від 120 до 166 осіб. Завдяки цьому було виконано імітацію динамічної заміни кадрового складу. Було згенеровано 9000 спостережень з додаванням шуму та випадкових психологічних девіацій. Вимірювання виконувались у мовній та невербальній модальності. Було враховано різну ступінь достовірності каналів вимірювання психологічних факторів. Для кожного спостереження виконувались обчислення таких похибок: середньоквадратична (RMSE), середня абсолютна (MAE) та коефіцієнти детермінації (R^2). Також обчислювалось відсоткове значення хибнопозитивних (FP) та хибнонегативних (FN) визначень зміни індивідуальних психологічних характеристик. Візуальне представлення у вигляді порівняльної діаграми зображено на рисунку 2.

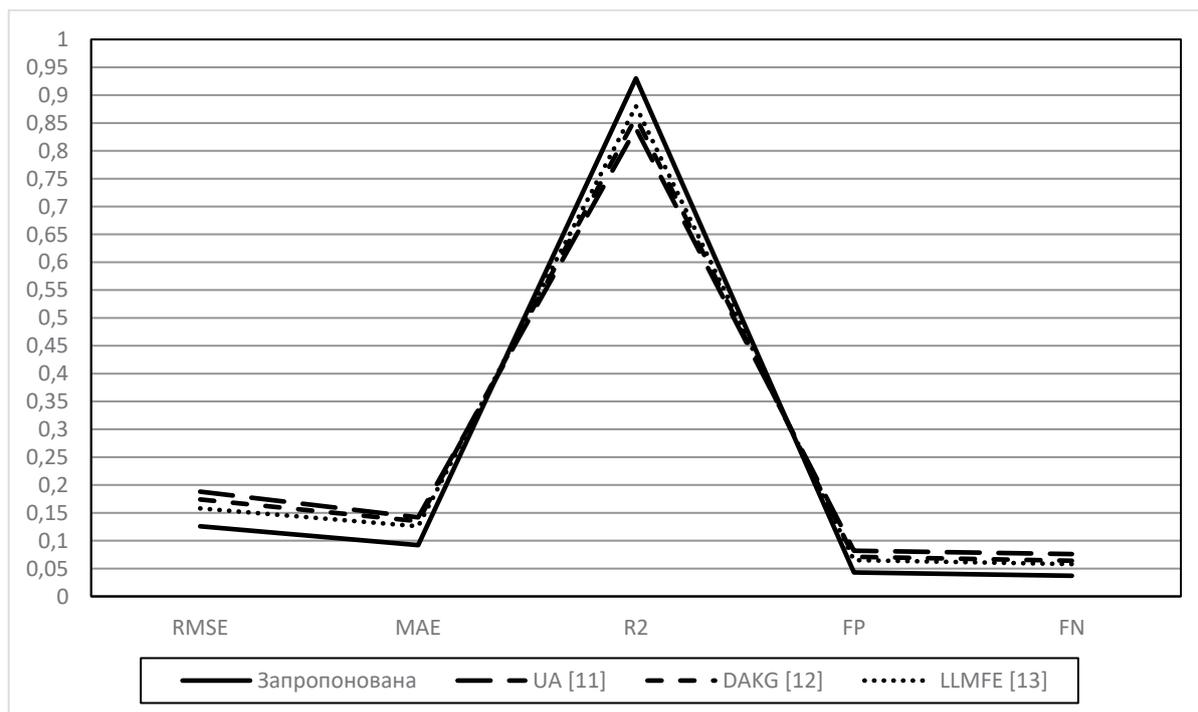


Рис. 2. Порівняльна діаграма показників точності розробленого методу та аналогів

На основі отриманих значень було обчислено інтегральний показник точності за формулою:

$$I_{acc} = 1 - \frac{\omega_1 \cdot RMSE + \omega_2 \cdot MAE + \omega_3 \cdot (FP + FN) / 2}{3} + \omega_4 \cdot R^2, \quad (12)$$

де $\omega_1 = 0,3$; $\omega_2 = 0,3$; $\omega_3 = 0,2$; $\omega_4 = 0,2$.

Інтегральний показник точності для розробленого методу складає 0,935. Для UA – 0,862; DAKG – 0,877; LLMFE – 0,894.

Результати симуляційного експерименту довели підвищення точності для розробленого методу на 4-7% у порівнянні з найкращими сучасними підходами. Низькі значення FP та FN дозволяють використовувати даний метод у системах безперервного моніторингу та зумовлює високий рівень довіри до результатів вимірювань.

Висновки

Таким чином, у роботі було вирішено актуальну науково-практичну задачу психолінгвістичного уточнення, визначених за відеорядом психологічних функціональних станів у безперервному психологічному моніторингу.

Вперше запропоновано двофазний метод інтелектуального вимірювання психолінгвістичних показників на основі вагового узгодження вимірювань у мовній та невербальній модальностях за рахунок використання адаптивної ф'южн-моделі інтеграції шляхом персоналізації психолінгвістичних показників, що забезпечує підвищення точності визначення психологічних коефіцієнтів при динамічному уточненні їх вагових значень відповідно до поточної достовірності каналів спостереження.

Результати попередньої валідації розробленого методу шляхом виконання симуляційного експерименту, який моделює умови динамічного безперервного моніторингу психологічного стану персоналу доводять покращення точності за інтегральним показником оцінювання на 4-7% у порівнянні з найбільш ефективними сучасними аналогічними підходами. Отримані дані дозволили підтвердити ефективність адаптивного вагового узгодження вимірювань у відео та текстовій модальностях з урахуванням персоналізації психолінгвістичних показників.

Практичне значення запропонованого методу полягає у можливості його використання при побудові мультимодальних інформаційних систем безперервного інтелектуального моніторингу психологічного стану співробітників державних та комерційних структур. Існує можливість інтеграції в уже існуючі інформаційні системи моніторингу персоналу.

Запропонований метод потребує подальшої валідації на емпіричних даних. Перспективою подальших досліджень є додавання інших модальностей та вдосконалення адаптивного оновлення ваг на їх основі, а також зменшення похибки дистанційних інтелектуальних вимірювань психологічних коефіцієнтів.

Список використаної літератури

1. Future Market Insights. Insider threat protection market analysis size and share forecast outlook 2025-2035 / S. Saha. Future Market Insights, 2025. 520 p. URL: <https://www.futuremarketinsights.com/reports/insider-threat-protection-market> (дата звернення: 01.11.2025).
2. Saddica M., Ruohonen Ju. SoK: the psychology of insider threats. *EAI Endorsed Transactions on Security and Safety*. 2025. Vol. 9, № 1. URL: <https://doi.org/10.4108/eetss.v9i1.9298>
3. Moving toward the digitalization of neuropsychological tests: an exploratory study on usability and operator perception / M.G. Maggio et al. *Digital Health*. 2025. Vol. 11. URL: <https://10.1177/20552076251334449> (дата звернення: 03.11.2025).
4. Lee P., Son M., Jia Z. AI-powered automatic item generation for psychological tests: a conceptual framework for an LLM-based multiagent AIG system. *Journal of Business and Psychology*. 2025. URL: <https://10.1007/s10869-025-10067-y> (дата звернення: 03.11.2025).
5. Psychometric evaluation of large language model embeddings for personality trait prediction / J. Maharjan et al. *Journal of Medical Internet Research*. 2025. Vol. 27. URL: <https://doi.org/10.2196/75347> (дата звернення: 03.11.2025).
6. Towards dynamic theory of mind: evaluating LLM adaptation to temporal evolution of human states / Y. Xiao et al. *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, Vienna, Austria, Stroudsburg, PA, USA, 2025. P. 24036–24057. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2025.acl-long.1171>
7. Sert B., Ulker S.V. A review of LWIC and machine learning approaches on mental health diagnosis. *Social Review of Technology and Change*. 2023. Vol. 1, № 2. P. 71–92.
8. When LLMs meets acoustic landmarks: an efficient approach to integrate speech into large language models for depression detection / X. Zhang et al. *Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Miami, Florida, USA. Stroudsburg, PA, USA, 2024. P. 146–158. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-main.8>
9. Шаповал В.П., Тарасенко Я.В. Метод інтелектуального відеоконтролю первинних ознак психологічного стану. *Вчені записки ТНУ імені В.І. Вернадського. Серія: технічні науки*. 2025. Том 36 (75), № 2. С. 222–227. DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.2.2/30>
10. Machine learning for multimodal mental health detection: a systematic review of passive sensing approaches / L.S. Khoo et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, № 2. P. 348. DOI: <https://doi.org/10.3390/s24020348>
11. Uncertainty-aware multi-modal random network prediction / H. Wang et al. *Lecture notes in computer science*. Cham, 2022. P. 200–217. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-19836-6_12
12. Knowledge-guided dynamic modality attention fusion framework for multimodal sentiment analysis / X. Feng et al. *Findings of the association for computational linguistics: EMNLP 2024*, Miami, Florida, USA. Stroudsburg, PA, USA, 2024. P. 14755–14766. DOI: <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-emnlp.865>
13. Harnessing multimodal approaches for depression detection using large language models and facial expressions / M. Sadeghi et al. *NPJ Mental Health Research*. Vol. 3, № 1. DOI: <https://doi.org/10.1038/s44184-024-00112-8>

References

1. Saha, S. (2025). *Insider threat protection market analysis size and share forecast outlook 2025-2035*. Future Market Insights. 520 p. <https://www.futuremarketinsights.com/reports/insider-threat-protection-market>
2. Saddica, M., & Ruohonen, Ju. (2025). SoK: the psychology of insider threats. *EAI Endorsed Transactions on Security and Safety*, 9(1). <https://doi.org/10.4108/eetss.v9i1.9298>
3. Maggio, M.G., Giampo, F.M., Barbera, M., De Pasquale, P., Bruno, F., Calderone, A., Rizzo, A., & Calabro, R.S. (2025). Moving toward the digitalization of neuropsychological tests: an exploratory study on usability and operator perception. *Digital Health*, 11. <https://10.1177/20552076251334449>
4. Lee, P., Son, M., & Jia, Z. (2025). AI-powered automatic item generation for psychological tests: a conceptual framework for an LLM-based multiagent AIG system. *Journal of Business and Psychology*. <https://10.1007/s10869-025-10067-y>
5. Maharjan, J., Jin, R., Zhu, J., Kenne, D. (2025). Psychometric evaluation of large language model embeddings for personality trait prediction. *Journal of Medical Internet Research*, 27. <https://doi.org/10.2196/75347>
6. Xiao, Y., Wang, J., Xu, Q., Song, C., Xu, C., Cheng, Y., Li, W., & Liu, P. (2025). Towards dynamic theory of mind: evaluating LLM adaptation to temporal evolution of human states. In *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)* (pp. 24036–24057). <https://doi.org/10.18653/v1/2025.acl-long.1171>
7. Sert, B., & Ulker, S.V. (2023). A review of LWIC and machine learning approaches on mental health diagnosis. *Social Review of Technology and Change*, 1(2), 71–92.
8. Zhang, X., Liu, H., Xu, K., Zhang, Q., Liu, D., Ahmed, B., & Epps, J. (2024). When LLMs meets acoustic landmarks: an efficient approach to integrate speech into large language models for depression detection. In *Proceedings of the*

2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (pp. 146–158). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.emnlp-main.8>

9. Shapoval, V.P., & Tarasenko, Y.V. (2025). Metod intelektualnogo videokontroliu pervynnykh oznak psykhologichnoho stanu [Method of intelligent video monitoring of primary signs of psychological state]. *Vcheni zpyssky TNU imeni V.I. Vernadskoho. Serija: tekhnichni nauky – Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, 36(75), 2, 222-348. <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2025.2.2/30>

10. Khoo, L.S., Lim, M.K., Chong, C.Y., & McNaney, R. (2024). Machine learning for multimodal mental health detection: a systematic review of passive sensing approaches. *Sensors*, 24(2), 348. <https://doi.org/10.3390/s24020348>

11. Wang, H., Zhang, J., Chen, Y., Ma, C., Avery, J., Hull, L., & Carneiro, G. (2022). Uncertainty-aware multi-modal random network prediction. In *Lecture notes in computer science* (pp. 200-217). Springer Nature Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-19836-6_12

12. Feng, X., Lin, Y., He, L., Li, Y., Chang, L., & Zhou, Y. (2024). Knowledge-guided dynamic modality attention fusion framework for multimodal sentiment analysis. In *Findings of the association for computational linguistics: EMNLP 2024* (pp. 14755-14766). Association for Computational Linguistics. <https://doi.org/10.18653/v1/2024.findings-emnlp.865>

13. Sadeghi, M., Richer, R., Egger, B., Schindler-Gmelch, L., Rupp, L.H., Rahimi, F., Berking, M., & Eskofier, B.M. (2024). Harnessing multimodal approaches for depression detection using large language models and facial expressions. *NPJ Mental Health Research*, 3(1). <https://doi.org/10.1038/s44184-024-00112-8>

Дата першого надходження рукопису до видання: 11.11.2025

Дата прийнятого до друку рукопису після рецензування: 08.12.2025

Дата публікації: 31.12.2025