

**МАТЕМАТИЧНІ МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ СТАНУ КОРИСТУВАЧА НА
ОСНОВІ ЩОДЕННОЇ АКТИВНОСТІ**

О. В. Корчмар, Ю. І. Бабич, М. І. Бабич

Національний університет «Одеська політехніка»

1, Шевченка пр., Одеса, 65044, Україна

Emails: akorcmar234@gmail.com, babich.u.i@op.edu.ua, babich.tiger@gmail.com

У сучасних умовах цифровізації інформаційні технології дедалі частіше застосовуються не лише для автоматизації бізнес-процесів, а й у сфері моніторингу здоров'я та психоемоційного стану людини. Одним із перспективних напрямів є побудова математичних моделей, що дозволяють перетворювати повсякденні дії користувача на кількісний показник - умовний «індекс стану». У статті розглянуто три підходи до його визначення. Перша модель (А) базується на простій сумі коефіцієнтів, що забезпечує швидку оцінку, але ігнорує контекст виконання дій. Друга модель (В) вводить вагові коефіцієнти, які змінюються залежно від часу доби, що дозволяє відобразити біоритмічні особливості організму. Третя модель (С) застосовує експоненційне затухання для опису зменшення впливу дій у часі, що забезпечує найбільш реалістичне відображення короткострокових ефектів. Для перевірки адекватності моделей розроблено експериментальну програму, яка дозволяє користувачеві створювати бібліотеку дій, задавати коефіцієнти та обирати модель для розрахунку індексу. Результати виводяться у числовій та графічній формах. Практичні тести підтвердили ефективність моделі С для відображення динамічних процесів, водночас модель А може бути корисною для швидкої оцінки, а модель В виступає проміжним варіантом. Запропонований підхід демонструє можливості поєднання класичних математичних методів із сучасними програмними засобами для створення персоналізованих систем моніторингу добробуту. Перспективним є подальше розширення моделей шляхом включення соціальних, фізіологічних та поведінкових факторів, а також використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування змін стану.

Ключові слова: математичне моделювання, індекс стану, експоненційне затухання, вагові коефіцієнти, цифрове здоров'я, програмні системи, моніторинг добробуту.

Вступ. Сучасні інформаційні системи дедалі частіше використовуються не лише для автоматизації бізнес-процесів, управління технічними комплексами чи оптимізації виробничих операцій, а й для вирішення завдань, пов'язаних із моніторингом стану здоров'я, поведінки та психоемоційного стану людини. У час цифровізації та глобальної інформатизації суспільства все більшої актуальності набувають технології, які дозволяють обробляти значні обсяги даних про діяльність користувача та трансформувати їх у зрозумілі й корисні індикатори.

Однією з перспективних тенденцій розвитку є створення математичних моделей, які здатні узагальнювати інформацію про повсякденні дії (наприклад, сон, фізичну активність, споживання кави, перегляд відео-контенту, роботу за комп'ютером, соціальні взаємодії) і на основі цих дій визначати умовний «індекс стану». Такий індекс може інтерпретуватися, як кількісна характеристика психоемоційної чи фізичної рівноваги користувача, його продуктивності або рівня ресурсності. Важливо підкреслити, що він не є медичним діагнозом, проте може виступати як допоміжний інструмент самоспостереження та підтримки здорового способу життя.

Необхідність у подібних розробках зумовлена декількома чинниками. По-перше, сучасна людина постійно перебуває у середовищі високих інформаційних навантажень, що призводить до зростання рівня стресу та зниження концентрації. По-друге, відсутність своєчасної оцінки власного стану часто спричиняє накопичення негативних

ефектів (наприклад, виснаження, зниження когнітивних здібностей), які важко компенсувати у короткі терміни. По-третє, поява доступних мобільних пристроїв, датчиків і сенсорів відкрила нові можливості для збору персональних даних, але водночас постала проблема їх осмисленого використання.

Таким чином, актуальною науково-практичною задачею є створення системи, що поєднує математичні методи моделювання, обробку часових рядів та програмні інструменти комп'ютерних наук, дозволяючи користувачу в інтерактивному режимі оцінювати свій стан. Запропонований у цій роботі підхід базується на концепції багатомодельного розрахунку, де для одного й того ж набору дій застосовуються різні математичні алгоритми (лінійна модель, модель з урахуванням часу доби, модель експоненційного затухання). Такий підхід дає змогу порівнювати результати та вибирати найбільш адекватний метод для конкретних умов.

У статті також розглянуто програмну реалізацію створеної моделі у вигляді веб-додатку, що містить інтерфейс для введення дій, їх параметрів та візуалізації отриманого індексу у вигляді графіка чи інтерактивного кільцевого індикатора. Це робить розробку придатною для подальшого використання у навчальних цілях, у системах підтримки прийняття рішень, а також як прототип у галузі e-health та цифрового добробуту.

Огляд літератури. Аналіз сучасних досліджень свідчить про зростаючу актуальність математичного моделювання у сфері моніторингу поведінкових та фізіологічних характеристик людини. З поширенням концепцій digital health, quantified self та well-being informatics науковці шукають інструменти, які дозволяють перетворювати повсякденні дії користувача (сон, фізична активність, вживання кофеїну, перегляд відео, спілкування) у кількісні показники, що відображають його психоемоційний або фізіологічний стан.

У класичних роботах [1–3] математичне моделювання використовувалося переважно в індустріальних або технічних процесах, однак аналогічні методи почали застосовувати й у сфері людино-машинної взаємодії. Одним із ключових підходів є використання експоненційних функцій для опису процесів поступового зниження впливу дій у часі. Такий підхід дозволяє моделювати ефект «затухання». Наприклад, після чашки кави рівень бадьорості підвищується, але вже через кілька годин він повертається до базового значення. У статтях [4–5] показано, що експоненційна функція добре апроксимує подібні процеси, а зміна параметра τ (час напіврозпаду) дозволяє підлаштовувати модель під різні індивідуальні сценарії.

Другим важливим напрямом є врахування біоритмів. У працях [6–7] доведено, що ефективність дії залежить від контексту часу. Фізичні вправи зранку стимулюють продуктивність, але ввечері можуть ускладнювати засинання. Перегляд розважального контенту вночі значно сильніше впливає на когнітивні функції, ніж вдень. Для цього застосовуються вагові функції часу доби, які дозволяють гнучко масштабувати коефіцієнти моделей залежно від години виконання дії. Подібні ідеї перегукуються з класичними моделями хроно-біології та циркадних ритмів.

Третім перспективним напрямом є інтеграція математичних моделей у програмні комплекси. У публікаціях [8–9] показано, що реалізація моделей у середовищах JavaScript, Python або мобільних платформах забезпечує можливість інтерактивного розрахунку та візуалізації стану користувача. Використання інтерактивних графіків, кругових діаграм та анімованих індикаторів робить такі системи не лише науково обґрунтованими, але й зручними для повсякденного використання.

Окремий пласт літератури пов'язаний із мультифакторними моделями. Вони комбінують прості адитивні підходи (суму коефіцієнтів), вагові функції часу та експоненційні моделі з методами машинного навчання для прогнозування майбутніх станів. У статтях [2, 7, 10] описано приклади систем, де до математичних моделей додаються алгоритми класифікації і регресії, що підвищує точність і дозволяє індивідуалізувати результат. Таким чином, сучасна тенденція полягає не у виборі однієї

«універсальної» формули, а в побудові комплексних моделей, які поєднують різні підходи та враховують специфіку конкретного користувача.

Отже, сучасний науковий дискурс свідчить, що моделювання психоемоційного та фізичного стану користувача поступово переходить від вузько-спеціалізованих досліджень до практичних програмних реалізацій. Запропонована у даній роботі система базується саме на цій ідеї, поєднати класичні математичні методи (сума коефіцієнтів, вагові функції, експоненційне затухання) з сучасними засобами веб-програмування та інтерактивної візуалізації, створивши доступний інструмент для самоспостереження та аналізу.

Мета роботи. Метою даної роботи є розробка та дослідження математичних моделей, що дозволяють обчислювати умовний індекс стану користувача на основі його повсякденної активності. Під індексом стану розуміється узагальнений показник, який відображає сукупний вплив різних факторів - від відпочинку та фізичної активності до споживання стимулюючих напоїв чи взаємодії з цифровим контентом. Особливістю дослідження є поєднання простих та інтуїтивно зрозумілих методів з більш складними математичними підходами, що враховують часову структуру та динаміку впливів.

Для досягнення поставленої мети запропоновано три моделі. Перша модель ґрунтується на простій сумі коефіцієнтів, що характеризують позитивний або негативний вплив окремих дій. Вона є найпростішою для сприйняття та може використовуватися як базова. Друга модель вводить часову залежність, враховуючи, що ефективність тієї самої дії може змінюватися залежно від періоду доби. Наприклад, сон у нічний час має інший ефект, ніж короткий денний відпочинок. Третя модель відображає процес поступового затухання впливу з часом за допомогою експоненційних функцій, що наближає її до реальних фізіологічних процесів та забезпечує більш гнучкий опис накопичених дій.

Розробка та аналіз цих моделей дозволяє створити адаптивну систему, яка забезпечує користувачеві інструмент для відстеження власного стану у динаміці. Таке рішення може застосовуватися як у сфері особистого моніторингу здоров'я, так і у більш широких контекстах - від досліджень впливу стилю життя на продуктивність до інтеграції в мобільні додатки, орієнтовані на підтримку психоемоційного балансу.

Основний розділ. У межах дослідження було запропоновано три математичні моделі, які відрізняються рівнем складності та глибиною врахування додаткових факторів. Вибір цих моделей зумовлений необхідністю як забезпечення простоти розрахунків для користувача, так і точності у відображенні динаміки змін індексу стану.

Перша модель (А) є базовою і передбачає використання принципу адитивності. Вона спирається на просту суму коефіцієнтів, які характеризують внесок кожної окремої дії у формування інтегрального показника. Формула має вигляд (1):

$$I_A = \sum a_i, \quad (1)$$

де a_i - внесок i -ої дії.

У даному випадку кожна дія розглядається як рівнозначний елемент системи, а її вплив не залежить від зовнішніх чинників. Такий підхід дозволяє отримати швидку оцінку, що може бути використана для початкового моніторингу або як спрощена метрика. Проте недоліком цього підходу є відсутність врахування контексту виконання дій. Наприклад, споживання кави вранці та ввечері впливатиме на організм по-різному, але в моделі А ці впливи будуть оцінені однаково. Аналогічна ситуація може спостерігатися й у випадку фізичних вправ. Ранкова пробіжка сприяє підвищенню працездатності протягом дня, тоді як вечірнє тренування, особливо інтенсивне, може ускладнити засинання та призвести до зниження якості сну. Таким чином, модель А надає базову кількісну оцінку, але не враховує індивідуальні особливості та зовнішні умови, що обмежує її застосування у більш складних сценаріях моделювання.

Друга модель (В) враховує часову залежність, що є ключовим аспектом у дослідженні добових ритмів людини. Відомо, що фізіологічні процеси організму змінюються протягом доби, і саме тому ефект від одних і тих самих дій у різний час може значно відрізнятись. Для моделювання цього явища вводиться вагова функція $w(t_i)$, яка залежить від моменту часу t_i , коли дія була виконана. Розрахунок здійснюється за формулою (2):

$$I_B = \sum (b_i * w(t_i)) , \quad (2)$$

де b_i - коефіцієнт, що описує інтенсивність впливу дії, $w(t_i)$ -ваговий множник, що змінюється залежно від часу доби.

У моделі В кожна дія описується не лише власним коефіцієнтом інтенсивності b_i але й додатковим ваговим множником $w(t_i)$ що залежить від часу доби. Це дозволяє врахувати біологічні ритми та добову циклічність організму. Відомо, що фізіологічні процеси людини мають циркадну природу, змінюється рівень гормонів, температура тіла, активність нервової системи. Тому одна й та сама дія може мати суттєво різний ефект залежно від того, коли вона виконана.

Наприклад, фізичне навантаження, виконане вранці, часто сприяє активації організму, покращує концентрацію уваги та підвищує працездатність у першій половині дня. У моделі В це відображається через ваговий коефіцієнт, який у ранкові години збільшує значущість дії. У свою чергу, аналогічне навантаження пізно ввечері може призвести до збудження нервової системи, утруднення процесу засинання й навіть до зниження якості нічного відпочинку. Для цього випадку ваговий множник має зменшене значення або навіть може змінювати знак впливу, якщо дія визнана шкідливою у даному часовому контексті.

Аналогічно працює і для інших дій. Вживання кави у ранкові години може позитивно впливати на концентрацію уваги та енергійність, але після 18:00 ця ж дія потенційно погіршує якість сну, тому ваговий коефіцієнт у моделі В буде знижуватися. Те саме стосується соціальних активностей. денний контакт з іншими людьми може підвищувати емоційний тонус, але надмірна активність у нічний час здатна стати джерелом перевтоми.

Таким чином, модель В можна розглядати як більш гнучку у порівнянні з моделлю А, адже вона дозволяє враховувати контекст виконання дії. Вона відображає залежність ефективності або шкідливості активності від часу, наближаючи математичну модель до реальних умов функціонування людського організму. У практичному застосуванні це означає, що система може рекомендувати не лише набір дій, але й оптимальний час для їх виконання.

Третя модель (С) спрямована на формалізацію процесу зменшення впливу дій з часом. У реальному житті більшість подій мають тимчасовий ефект, який не є сталим. Наприклад, випита чашка кави бадьорить лише протягом кількох годин, після чого її стимулюючий вплив зникає. Аналогічно, фізичні вправи підвищують рівень енергії та покращують настрій, однак цей ефект триває певний проміжок часу, після чого організм повертається до базового стану. Навіть негативні фактори, такі як стрес або конфлікт, мають схильність до поступового зменшення інтенсивності впливу, якщо не підкріплюються новими подіями.

Для опису цього явища в моделі використовується експоненційна функція затухання, що є універсальним інструментом у багатьох наукових дисциплінах. Використання експоненти дозволяє передати природний закон спадання впливу, коли значення поступово зменшується, але ніколи повністю не зникає.

Математично модель С можна записати у такому вигляді (3):

$$I_C = \sum (c_i * e^{\frac{-\Delta t_i}{\tau}}) , \quad (3)$$

де c_i - коефіцієнт, що характеризує дію, Δt_i - час, що минув після виконання дії, τ - параметр, який задає швидкість зменшення впливу (аналог періоду напіврозпаду).

Якщо τ обрати невеликим, ефекти дій швидко зникають, і індекс буде чутливим до нещодавніх подій. Якщо ж τ великий, тоді минулі події довше зберігають свій внесок у систему, і-індекс відображатиме більш інерційний стан. Це дозволяє гнучко налаштовувати модель залежно від поставлених завдань, чи необхідно фіксувати миттєві зміни, чи важливо враховувати довготривалі ефекти.

У практичному застосуванні експоненційна модель дуже корисна для відстеження динаміки стану користувача впродовж доби. Наприклад, після тренування на ранковому етапі спостерігається високий внесок у індекс, але з часом він плавно зменшується. Або ж негативний вплив стресової події, що стався вдень, у вечірні години ще зберігає частину своєї сили, проте поступово втрачає актуальність.

Таким чином, модель С є найбільш реалістичною серед запропонованих, оскільки враховує природну динаміку затухання ефектів. Порівняння трьох моделей демонструє поступове ускладнення підходів, від простої статичної суми (модель А), до врахування добових ритмів (модель В). До моделі з експоненційним спаданням впливу (модель С), яка найбільш адекватно відображає поведінку системи в реальному часі. Така багаторівнева структура дозволяє адаптувати інструмент як для швидкого аналізу, так і для точного прогнозування стану користувача.

Практичні результати та їх аналіз. Всі три математичні моделі (А, В та С) було реалізовано в експериментальному середовищі, яке дає змогу перевіряти їхню роботу на прикладах повсякденних дій користувачів. Кожна модель має свої переваги та обмеження, це дозволяє розглядати їх у якості різних рівнів складності під час моніторингу стану користувача.

Практична апробація показала, що модель А забезпечує найшвидший результат і може бути використана у випадках, де необхідна груба оцінка стану або базова метрика для початкового аналізу. Вона є зручною у випадках, коли дії мають однакову вагу, а часовий контекст не відіграє ключової ролі.

Модель В, що враховує вагові коефіцієнти залежно від часу доби, дозволила виявити цікаві закономірності. Наприклад, фізична активність у ранкові години мала позитивний вплив на індекс, тоді як аналогічна активність у пізній вечір знижувала його. Це підтверджує важливість урахування циркадних ритмів у математичних моделях подібного типу. Такий підхід приближує результати до реальних біологічних процесів, роблячи оцінку більш адаптивною та персоналізованою.

Модель С з експоненційним затуханням виявилася найбільш адекватною для відображення динаміки короткострокових ефектів. Було встановлено, що дії з тимчасовим впливом (кава, медитація, перегляд відео, короткий сон) найбільш коректно описуються саме через поступове зменшення їхнього внеску в загальний індекс. Результати моделі С найбільше відповідають суб'єктивним відчуттям.

Окрім теоретичної частини, було розроблено демонстраційний інструмент, у якому користувачі можуть, додавати власні дії та призначати їм коефіцієнти за шкалою та обирати одну з трьох моделей для розрахунку індексу.

На рис. 1 показано інтерфейс для додавання власної дії, де користувач задає її параметри та коефіцієнти для моделей А, В, С.

На рис. 2 наведено приклад відображення індексу стану у вигляді кільцевої діаграми, яка оновлюється залежно від обраної моделі та дозволяє швидко оцінити показник.

На рис. 3 представлено графік динаміки індексу стану (умовні дані) для трьох моделей. Видно, що модель А забезпечує стабільність, модель В враховує добові ритми, а модель С описує затухання ефектів у часі.

Додати власну дію

Назва (напр., Пробіжка)

Характер дії:

Корисна
 Шкідлива

A (1-100) B (1-100) C (1-100)

Додати

A — базовий вплив дії.
B — вплив з урахуванням часу доби (модель B).
C — вплив, що затухає з часом (модель C).
Корисна / Шкідлива — задає знак (+/-) для коефіцієнтів.

Рис.1. Форма для додавання власної дії

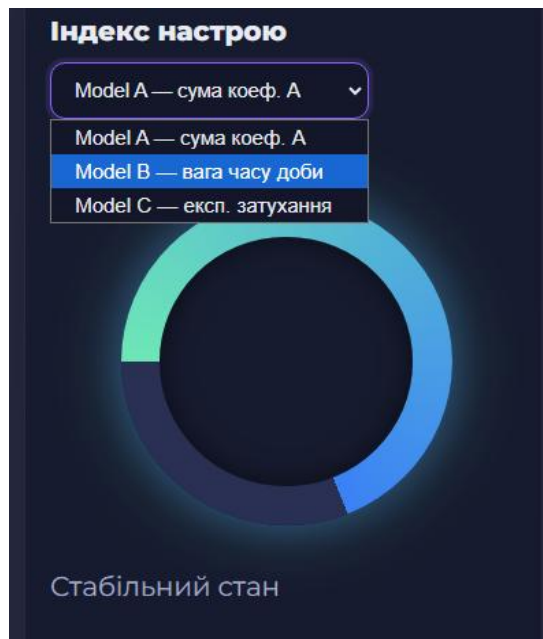


Рис.2. Кільцева діаграма індексу стану користувача

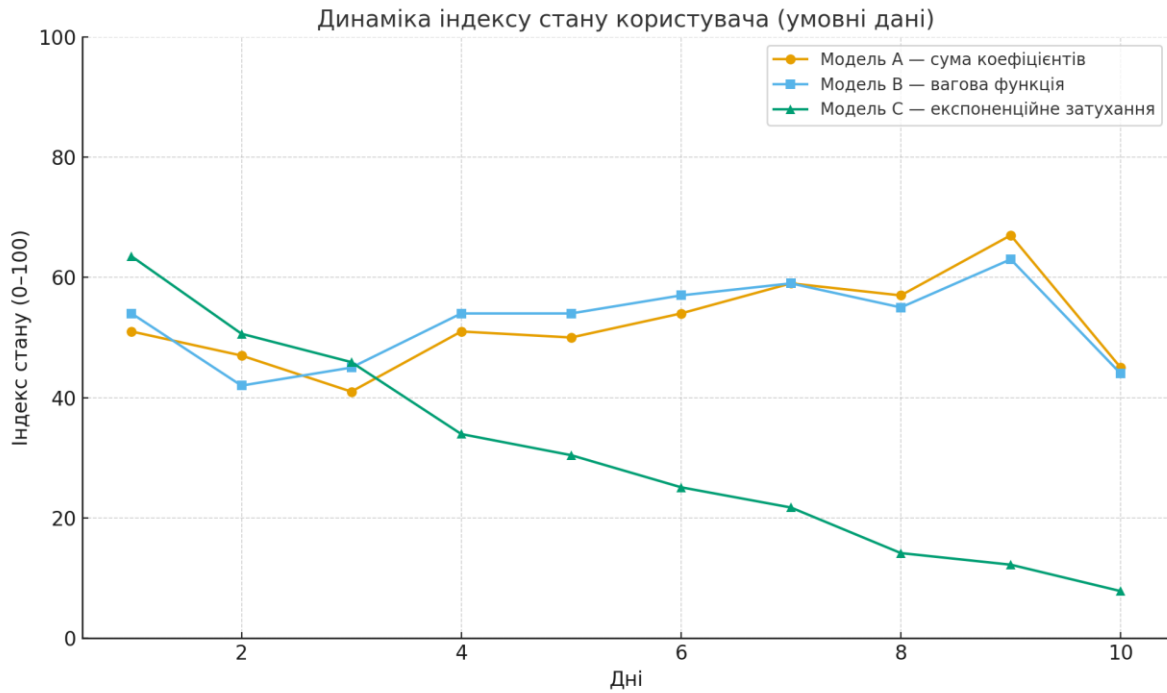


Рис. 3. Графік динаміки індексу для моделей А, В, С

Ця реалізація продемонструвала, що математичні формули можуть бути безпосередньо інтегровані у програмні комплекси й візуалізовані через сучасні інтерфейси. Особливу увагу було приділено тому, щоб результат обчислень подавався користувачу у зручній та зрозумілій формі - індикатори, графіки, повідомлення з порадами.

У перспективі подібні інструменти можуть бути інтегровані з пристроями (фітнес-трекери, смарт-годинники), що забезпечить автоматичний збір даних про активність, сон або пульс. Це дозволить не лише перевірити точність моделей, а й удосконалити їх завдяки кореляції з об'єктивними біометричними показниками.

Крім того, запропоновані моделі можуть бути використані як основа для машинного навчання, алгоритми зможуть прогнозувати майбутні зміни індексу на основі історії дій користувача. Наприклад, система зможе попередити, що надмірне споживання кави після 18:00 з високою ймовірністю негативно позначиться на стані наступного дня.

Таким чином, отримані результати свідчать про те, що запропоновані формули мають універсальний характер. Вони придатні для застосування в освіті, медицині, бізнесі та повсякденному житті. Демонстраційна реалізація підтвердила практичну цінність підходу й водночас окреслила можливості для подальших досліджень, зокрема інтеграції з багатофакторними системами оцінювання, підключення до сенсорних пристроїв та використання у прогностичних моделях.

Висновки. У роботі було запропоновано три математичні моделі для оцінювання умовного індексу стану користувача, кожна з яких відображає різний рівень складності та деталізації. Найпростіший варіант - модель А - ґрунтується на звичайному підсумовуванні коефіцієнтів дій. Вона забезпечує швидку та базову оцінку, що може використовуватися для початкового моніторингу, проте її обмеженням є відсутність урахування контекстних чинників, зокрема часу чи тривалості впливу.

Більш гнучким є підхід моделі В, де передбачено використання вагових коефіцієнтів залежно від часу доби. Завдяки цьому система враховує природні біоритми людини, а результати стають ближчими до реальних умов. Так, дії, виконані у ранковий чи вечірній час, можуть мати різний ефект на організм, і математична модель здатна це коректно відобразити.

Найбільш реалістичною та наближеною до природних процесів виявилася модель S , яка описує динаміку поступового згасання ефектів у часі. Використання експоненційної функції дозволяє змодельовати, як вплив певної дії зменшується. Чашка кави підвищує бадьорість лише протягом кількох годин, фізичні вправи забезпечують покращення настрою на певний проміжок часу, тоді як стресові ситуації поступово втрачають інтенсивність. Такий підхід робить результати більш стійкими та адекватними до умов реального життя.

В рамках програмної реалізації застосунку буде враховано практичну значущість обраних підходів. Така система дозволить користувачеві вводити власні дії та одразу спостерігати за зміною індексу стану у різних моделях. Це зробить програму корисним навчальним інструментом для студентів і дослідників, а також створить основу для подальших удосконалень. У перспективі запропоновані математичні моделі можуть бути інтегровані у більш складні системи моніторингу, наприклад, у поєднанні з пристроями або алгоритмами машинного навчання, що відкриває можливості для їх використання у медицині, спорті, освітніх практиках та побутових застосуваннях.

Список літератури

1. Pereira C., Aguilar P., Saboia I., Barreto I., Theophilo R. Systematic mapping of digital health apps – A methodological proposal based on the World Health Organization classification of interventions. *Digital Health*. 2022. Vol. 8. DOI:10.1177/20552076221129071.
2. Leuzzi G., Job M., Scafoglieri A., Testa M. Smartphone Apps and Wearables for Health Parameters in Young Adulthood: Cross-Sectional Study. *JMIR Human Factors*. 2025. Vol. 12.
3. Liu, S. A “No-Code” App Design Platform for Mobile Health Research: Development and Usability Study. *JMIR Formative Research*. 2022. Vol. 6, № 8. P.e38737.
4. Developing a Cross-Platform Application for Integrating Real-Time Time-Series Data from Multiple Wearable Sensors. *Eng. Proc.* 2023. Vol. 58(1), article 4. DOI:10.3390/ecsa-10-16185.
5. Quality, Usability, and Effectiveness of mHealth Apps and Their Role of Artificial Intelligence: Current Scenario and Challenges. *JMIR*. 2023. Vol.25. P. e44030.
6. Хаханова А., Абдулаєв В. Цифрове моделювання соціальних процесів. Харківський національний університет радіоелектроніки. *CDS*. 2023. Вип. 5. № 1. С. Р.47-56. DOI:10.23939/cds2023.01.047.
7. Корчинський І.О., Фірман Н.А. Цифрова медицина: особливості та проблеми становлення в Україні. *Цифрова економіка та економічна безпека*. 2020-2021.
8. Орехов О.С., Фаріонова Т.А. Математичні моделі для оцінювання розміру Java-застосунків. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2024. № 2.
9. Martynova O., Clarification of the Theoretical Foundations of Modeling the Assessment of Enterprise Activity Using a Balanced Scorecard. *Математичні методи, моделі та інформаційні технології в економіці*. 2023. № 1(88).
10. Huda O., Kurylov S., Kurylova L. Математичні системи для реалізації штучних нейронних мереж, орієнтованих на хмарові обчислення. *Системні технології*. 2023. № 6. С. 149-155. DOI:10.34185/1562-9945-6-149-2023-06.

О. В. Корчмар, Ю. І. Бабич, М. І. Бабич

MATHEMATICAL MODELS FOR EVALUATING USER STATE BASED ON DAILY ACTIVITY

O.V. Korchmar, Y.I. Babych, M.I. Babych

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

E-mail: akorcmr234@gmail.com, babich.u.i@op.edu.ua, babich.tiger@gmail.com

In the modern conditions of digitalization, information technologies are increasingly applied not only for the automation of business processes but also in the field of health and psycho-emotional state monitoring. One of the promising directions is the construction of mathematical models that allow transforming the user's everyday actions into a quantitative indicator - a conditional "state index." The article examines three approaches to its calculation. The first model (A) is based on a simple sum of coefficients, which provides a quick assessment but ignores the context of actions. The second model (B) introduces weighting coefficients that vary depending on the time of day, thus reflecting the circadian characteristics of the human body. The third model (C) applies exponential decay to describe the reduction of action influence over time, which ensures the most realistic representation of short-term effects. To verify the adequacy of the models, an experimental software system was developed, allowing the user to create a library of actions, assign coefficients, and choose a model for index calculation. The results are presented in both numerical and graphical forms. Practical tests confirmed the effectiveness of Model C in representing dynamic processes, while Model A can be useful for quick evaluations, and Model B serves as an intermediate option. The proposed approach demonstrates the potential of combining classical mathematical methods with modern software tools to create personalized well-being monitoring systems. A promising direction for further research is the extension of models by including social, physiological, and behavioral factors, as well as the use of machine learning algorithms for state change prediction.

Keywords: mathematical modeling, state index, exponential decay, weighting coefficients, digital health, software systems, well-being monitoring.