

**М. Ю. Кучапін; О. Л. Шевченко, канд. техн. наук, доц.; М. С. Широкопетлєва;
Р. В. Котельников; О. О. Філіпов**

АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ВИГОРАННЯ СПІВРОБІТНИКІВ ІТ-СФЕРИ З ВИКОРИСТАННЯМ АПАРАТНО-ПРОГРАМНИХ ЗАСОБІВ

Стаття присвячена аналізу актуальної проблеми професійного вигорання серед працівників у сфері інформаційних технологій. Ця проблема зумовлена специфікою роботи, високими інтелектуальними навантаженнями, необхідністю постійної концентрації уваги та нерегульованим робочим графіком. Наявні методи діагностики, зокрема суб'єктивні опитувальники, не забезпечують достатньої оперативності та об'єктивності оцінки стану працівників. Це обмежує можливості своєчасного виявлення перших ознак вигорання та впровадження необхідних превентивних заходів для підтримки працездатності та здоров'я.

У рамках цього дослідження запропоновано інтегрований апаратно-програмний підхід для моніторингу стану працівників. Основою рішення стали пристрої Apple Watch, що дозволяють безперервно відслідковувати фізіологічні показники, зокрема частоту серцевих скорочень, варіабельність серцевого ритму, артеріальний тиск та параметри якості сну. Отримані фізіологічні дані доповнюються поведінковими метриками з популярних корпоративних систем керування задачами Jira, Trello та трекера часу Clockify. Для забезпечення коректності аналізу розроблено алгоритм синхронізації фізіологічних та поведінкових показників з фільтрацією артефактів.

Запропонований підхід здатен підвищити чутливість та точність діагностики стресу та професійного вигорання порівняно з традиційними методиками. Результати теоретичного аналізу моделі свідчать про можливість своєчасного виявлення ризиків на ранніх стадіях розвитку вигорання, що у перспективі створює передумови для подальшого практичного застосування моделі з метою профілактики негативних наслідків.

Впровадження інтегрованого апаратно-програмного рішення дозволить вирішувати завдання моніторингу та попередження професійного вигорання в ІТ-середовищі. Водночас, слід враховувати наявні обмеження, такі як технічна залежність від пристроїв Apple, точність датчиків, вплив зовнішніх умов та етичні питання обробки персональних даних. Подальші дослідження повинні бути спрямовані на розширення платформи підтримки пристроїв, у тому числі на базі Android, та впровадження інноваційних методів штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування вигорання.

Ключові слова: апаратно-програмні засоби, професійне вигорання, стрес, моніторинг здоров'я, варіабельність серцевого ритму.

Вступ

У сучасних умовах ІТ-галузь є однією з найперспективніших і динамічних сегментів економіки, проте її працівники часто стикаються з проблемою професійного вигорання [1, 2]. Інтенсивна розумова праця, тривале перебування за комп'ютером, нерегульований графік і висока відповідальність сприяють хронічному стресу. Понад 50 % ІТ-спеціалістів хоча б раз переживали сильні прояви емоційного вигорання.

Професійне вигорання погіршує фізичний та психологічний стан працівника й знижує ефективність команди та продуктивність компанії, тому вчасне виявлення стресу й виснаження критично важливе. Наявні рекомендації щодо профілактики занадто загальні й не дозволяють своєчасно діагностувати індивідуальні ризики. Відтак сучасні апаратно-програмні засоби для об'єктивного моніторингу фізіологічних та поведінкових показників є перспективним і ефективним інструментом раннього виявлення вигорання.

Наукова новизна роботи полягає у теоретичному обґрунтуванні підходу до раннього виявлення професійного вигорання ІТ-фахівців. Цей підхід полягає в аналізі логічної

комбінації кардіогемодинамічного індексу (ІКГН), алометрично нормалізованого, і індексу особистої ефективності (ЕА), що базується на фактичних та планових трудових витрат у Jira, Trello й Clockify, в єдиний агрегований показник ризику вигорання. Запропоновано процедуру синхронізації фізіологічних та поведінкових даних у фіксованих п'ятихвилинних вікнах, яка мінімізує часові зсуви й гарантує коректність інтеграції сигналів.

Таким чином, робота створює концептуальну основу для подальшої емпіричної валідації та практичного використання запропонованого показника ризику вигорання співробітників ІТ-сфери для своєчасного попередження негативних наслідків для здоров'я та працездатності фахівців.

Мета та завдання дослідження

Метою цього дослідження є розробка інтегрованого підходу до раннього виявлення професійного вигорання ІТ-спеціалістів, який поєднує новий кардіогемодинамічний індекс, що враховує частоту серцевих скорочень, пульсовий артеріальний тиск та антропометрію, із кількісним показником особистої ефективності на основі журналів виконаної роботи в Jira, Trello та Clockify.

Для досягнення цієї мети необхідно: провести аналіз технічної спроможності платформи IOS/WatchOS щодо фонового моніторингу фізіологічних сигналів із заданими енергетичними обмеженнями; здійснити критичну оцінку методів калібрування PPG/ЕКГ-сенсорів Apple Watch стосовно медичних еталонів [3]; теоретично обґрунтувати корекцію кардіогемодинамічних показників з урахуванням індекса маси тіла; розробити концептуальну схему синхронізації та фільтрації фізіологічних і поведінкових даних у п'ятихвилинних інтервалах; визначити критичні порогові рівні індексу вигорання для моделювання попередження.

Наступним кроком стане запропонування підходу, який автоматично поєднує фізіологічні дані з поведінковими подіями – переходами задач у Jira/Trello та часом у Clockify, синхронізує часові мітки, фільтрує артефакти руху та артефакти планування.

Огляд літератури

У 2025 році ІТ-сектор залишається ключовим драйвером цифрової економіки, проте саме в ньому феномен професійного вигорання проявляється найгостріше. Згідно з комплексним звітом The State of Workplace Burnout in 2025, 82 % працівників різних галузей перебувають у зоні підвищеного ризику, а найуразливішими залишаються представники Gen Z та міленіали [4, 5].

Дослідження Upwork Research Institute “From Burnout to Balance: AI-Enhanced Work Models” виявило, що 71 % штатних ІТ-спеціалістів уже відчують симптоми вигорання, причому 65 % із них зазначають, що дедалі важче впоратися зі зростаючими вимогами роботодавців [6].

Наслідки вигорання виходять далеко за межі особистого благополуччя працівників. Forbes оцінює, що прямі та опосередковані втрати компаній через вигорання доходять до 0,2 – 2,9 річних витрат на медичне страхування та 3,3 – 17,1 витрат на навчання персоналу, що в ІТ-галузі здатне призвести до затримок релізів, зривів SLA та значних фінансових втрат [7].

Наявні підходи до оцінювання та профілактики професійного вигорання зазвичай ґрунтуються на суб'єктивних анкетних методах, таких як Maslach Burnout Inventory (MBI) чи шкала сприйняття стресу PSS-10, що обмежує можливості оперативного виявлення ризиків [8]. Водночас сучасні дослідження активно шукають об'єктивні фізіологічні маркери, що корелюють зі станом професійного вигорання. В літературі представлено методики оцінювання рівня стресу за кардіоваскулярними показниками, зокрема варіабельності серцевого ритму (BCP) [9, 10]. Найчастіше для аналізу використовуються такі показники як RMSSD (Root Mean Square of Successive Differences), SDNN (Standard Deviation of NN intervals) та спектральне співвідношення LF/HF (Low Frequency/High Frequency).

Для збору цих показників використовують сучасні апаратно-програмні рішення, наприклад, Apple Watch, який дозволяє в режимі реального часу відстежувати зміни серцевого ритму, якість сну та інші життєві показники [11, 12]. Окрім того, наявні рішення, такі як Jira та Trello, що широко використовуються в ІТ-індустрії для управління задачами, можуть надавати цінну інформацію про завантаженість працівників, темпи виконання завдань і точність планування. Це дозволяє інтегрувати фізіологічні та поведінкові дані для створення комплексних прогностичних моделей раннього попередження професійного вигорання [13].

Попередні дослідження в цій сфері включають аналіз ефективності моніторингу ВСР для визначення рівня стресу в умовах реальної роботи працівників, а також оцінювання можливостей інтеграції даних з управлінських систем для виявлення передумов вигорання. Проте, залишається відкритим питання оптимального поєднання методів збору, обробки та інтерпретації цих даних з урахуванням специфіки роботи ІТ-спеціалістів.

Теоретичні основи вимірювання стресу й вигорання

Швидкість накопичення професійного виснаження може бути визначена двома взаємопов'язаними групами показників: фізіологічними, що відображають реакцію організму на навантаження, та поведінковими, що характеризують ефективність виконання роботи. Поєднання цих показників дозволяє сформулювати кількісну модель гострого стресу та оцінити ризик переходу до хронічного вигорання.

Пропонується новий інтегрований індекс кардіогемодинамічного навантаження (ІКГН), який обчислюється за формулою:

$$I_{\text{КГН}} = \frac{f * \text{ПАТ}}{M^{2/3}}, \quad (1)$$

де $I_{\text{КГН}}$ – індекс кардіогемодинамічного навантаження, ум. од, f – частота серцевих скорочень, хв^{-1} , ПАТ – пульсовий артеріальний тиск, як різниця між систолічним і діастолічним тиском, мм рт. ст., M – індекс маси тіла [14].

Концепція індексу ґрунтується на класичний показник Rate-Pressure Product, тобто добуток частоти серцевих скорочень і пульсового тиску як неінвазивного сурогата міокардіального споживання кисню. Для корекції впливу антропометрії результат нормалізується на індекс маси тіла у ступені 2/3 згідно з алометричним законом, де площа поверхні пропорційна масі у ступені 2/3. Аналогічний підхід описано в дослідженні [15], де порівнювали пульсовий тиск під час піку навантаження та в стані спокою й виявили, що низькі значення цього індексу (P2SI) корелюють із підвищеним ризиком серцевої недостатності та підвищеною смертністю.

Для індивідуального моніторингу обчислюватиметься відносне відхилення індексу від особистого базового рівня у стані спокою. Вважається, що відхилення до $\pm 30\%$ належать до фізіологічної норми. Відхилення в межах $30 - 50\%$ вказують на помірне перевантаження, потребуючи короткі перерви, оптимізацію робочого графіка, а зростання понад 50% – на значне навантаження, що потребує превентивних заходів таких як, медична консультація тощо.

Особиста ефективність виконання роботи (індекс ЕА) є оперативним показником продуктивності, що демонструє співвідношення між фактичним та запланованим робочим часом на виконання завдань. Відмінність цього підходу від суб'єктивних оцінок полягає у використанні точних, кількісних даних систем керування проектами, таких як Jira, Trello та Clockify. Формула для розрахунку індексу особистої ефективності має вигляд:

$$EA = \frac{SH}{PH} \times 100\%, \quad (2)$$

де SH – це витрачені години на заплановані задачі, PH – запланований обсяг годин.

У цьому дослідженні індекс кардіогемодинамічного навантаження (ІКГН) та показник особистої ефективності (ЕА) обчислюються щогодини на основі даних пристроїв, що носять

(частота серцевих скорочень і пульсовий тиск) та систем управління проєктами (Jira, Trello, Clockify). Для мінімізації ситуативних коливань кожен із показників усереднюється за добу.

Для формалізації агрегованого показника ризику вигорання позначимо відносне відхилення індексу $I_{\text{КГН}}$:

$$\Delta I_{\text{КГН}} = \frac{I_{\text{КГН}} - \bar{I}_{\text{КГН}}}{\bar{I}_{\text{КГН}}} \times 100\%, \quad (3)$$

де $I_{\text{КГН}}$ – поточне значення кардіогемодинамічного індексу, $\bar{I}_{\text{КГН}}$ – індивідуальне базове значення, обчислене на етапі спокою/нормальної робочої активності.

Тоді бінарний агрегований показник ризику вигорання R обчислюється як:

$$R = 1[\Delta I_{\text{КГН}} > 30\%] \wedge 1[EA < 85\%], \quad (4)$$

де $1[\cdot]$ – індикаторна функція (1, якщо умова виконується; 0 – інакше).

Тобто ризик професійного вигорання вважається підвищеним, якщо одночасно відносне відхилення $I_{\text{КГН}} > 30\%$ та індекс $EA < 85\%$.

Зі збільшенням $\Delta I_{\text{КГН}}$ або зі зменшенням EA обидва індикатори мають незменшувальну поведінку, тому їхній добуток R не може зменшитись при руху в «фізиковий» бік.

Оскільки обидві величини $\Delta I_{\text{КГН}}$ та EA є відносними, одночасне множення базових даних на довільну константу (приведення до іншої одиниці виміру) не змінює умов порогу, а отже – не впливає на результат R .

Апаратно-програмні засоби та методика збору даних

Надійність будь-якої системи раннього попередження про вигорання визначається насамперед якістю вихідних даних. У цьому дослідженні пропонується їх постачання з двох комплементарних категорій джерел: фізіологічні вимірювання зі старт-годинника Apple Watch та поведінкові метрики, отримані автоматично з трекерів завдань Jira, Trello й таблицею робочого часу Clockify.

Сучасні моделі Apple Watch Series оснащено оптичним PPG-сенсором третього покоління, електродами для одноканальної ЕКГ та акселерометром. Це дає змогу паралельно реєструвати частоту серцевих скорочень (ЧСС), варіабельність серцевого ритму (BCP), оцінювати якість сну й рівень активності. HealthKit надає високорівневий інтерфейс *HKQuantityTypeIdentifierHeartRateVariabilitySDNN*, через який додаток отримує вже обчислені SDNN-значення разом із мітками часу та якісними прапорцями сигналу.

Під час кожного п'ятихвилинного вікна знімаються такі дані:

- $f(\text{ЧСС})$ – середню частоту ударів серця;
- ПАТ – різниця між систолічним і діастолічним тиском, мм рт. ст., який імпортується з Bluetooth-тонометра;
- M – масу тіла з профілю HealthKit;
- H – зріст людини з профілю HealthKit;
- SDNN/RMSSD – основні BCP-індикатори.

Цих параметрів достатньо для обчислення кардіогемодинамічного індексу за формулою (1). Отримані дані передаються через BLE до мобільного застосунку, кешуються локально та кожні п'ять хвилин публікуються в брокер повідомлень.

На рис. 1 зображено UML-діаграму розгортання запропонованої системи, що складається з чотирьох ключових вузлів: React-інтерфейс у браузері, iOS-застосунок, .NET Web API та MSSQL-сервер. Клієнти через захищений канал HTTPS звертаються до контролерів API, які виконують валідацію, аутентифікацію (JWT) й авторизацію, та у разі успішності передають запити в Business Logic Layer для обчислення ризику вигорання за формулами (1)–(4), агрегації даних, логування й кешування. Data Access Layer через ORM (Entity Framework) здійснює CRUD-операції по TCP/IP із MSSQL, де налаштовані резервне копіювання, індексація та моніторинг. Трирівнева архітектура з підтримкою балансування навантаження

забезпечує модульність, безпеку, простоту тестування та гнучке масштабування

На рис. 2 наведено послідовність інтеграції з Clockify [16]. Спочатку користувач передає серверу API-токен і ID workspace; сервер через Clockify API перевіряє їх, отримує список workspace і проєктів та зберігає в базі даних. При запиті «Get user time entries» сервер дістає з бази ці секрети, за email знаходить відповідного користувача, завантажує його time entries, агрегує їх у 5-хвилинні інтервали й повертає результати.

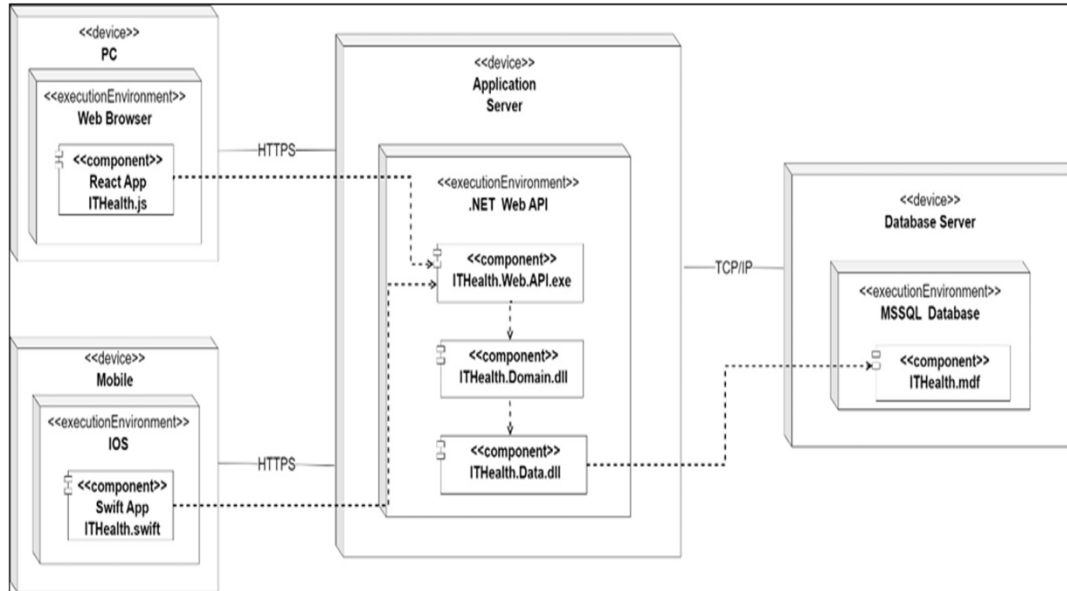


Рис. 1. Діаграма розгортання системи

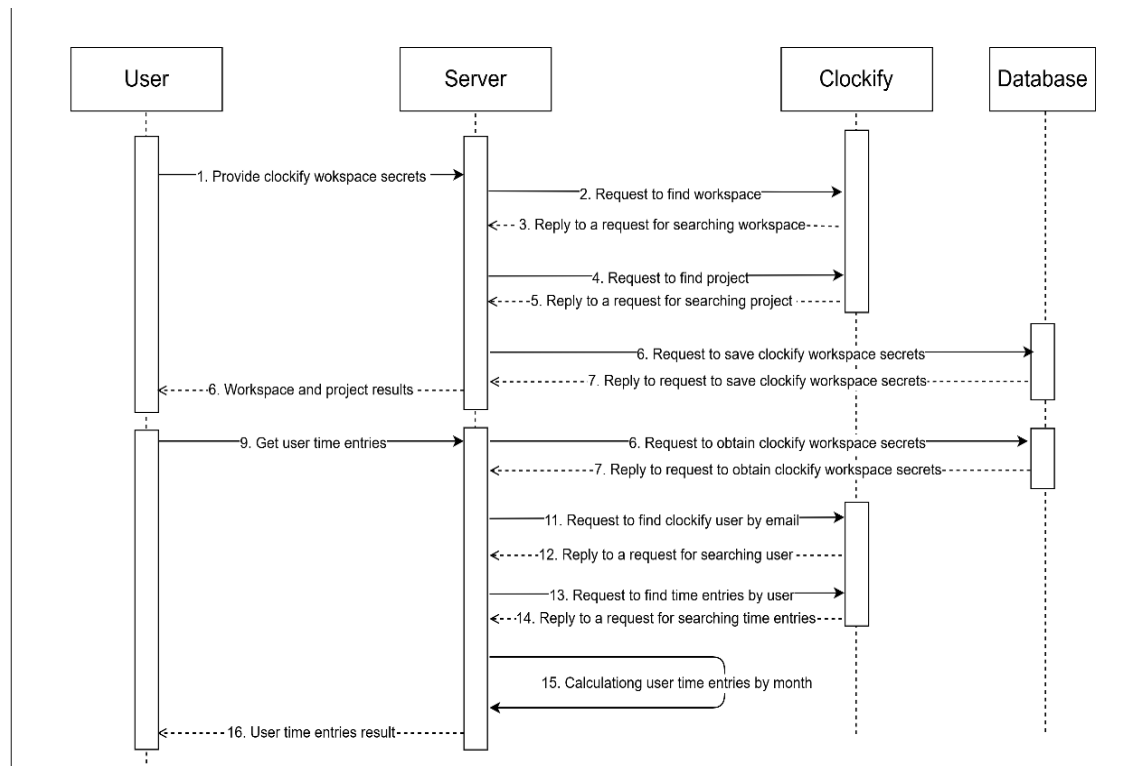


Рис. 2. Діаграма послідовності при взаємодії з Clockify

На рис. 3 показано послідовність інтеграції з Jira [17]. Сервер отримує та зберігає токен користувача, формує заголовок авторизації і запитує Jira API список активних boards та issues. Після обробки й нормалізації статусів з обчисленням cycle time сервер повертає клієнту сформований список задач. За запитом «Get user time entries» він збирає worklog, обчислює фактичні (SH) й заплановані (PH) години та видає агрегований звіт.

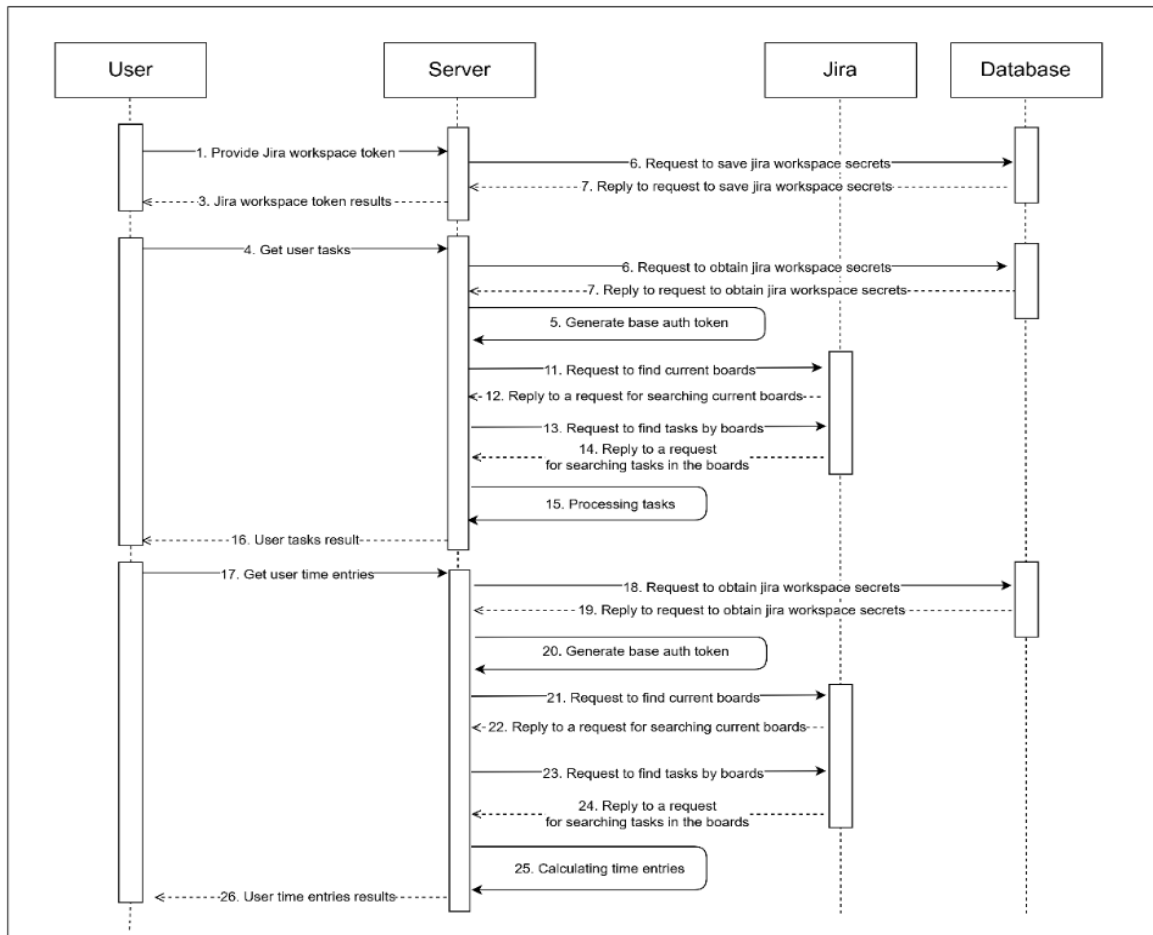


Рис. 3. Діаграма послідовності при взаємодії з Jira

На рис. 4 показано інтеграцію з Trello [18]. Користувач вводить API-ключ і токен, сервер зберігає їх у базі. За запитом «Get user tasks» сервер знаходить userID за email і запитує Trello API картки, де цей userID є учасником. Потім він обчислює метрики активності, число перемикачів між списками й навантаження та повертає перелік карток із часом останньої активності і статусом.

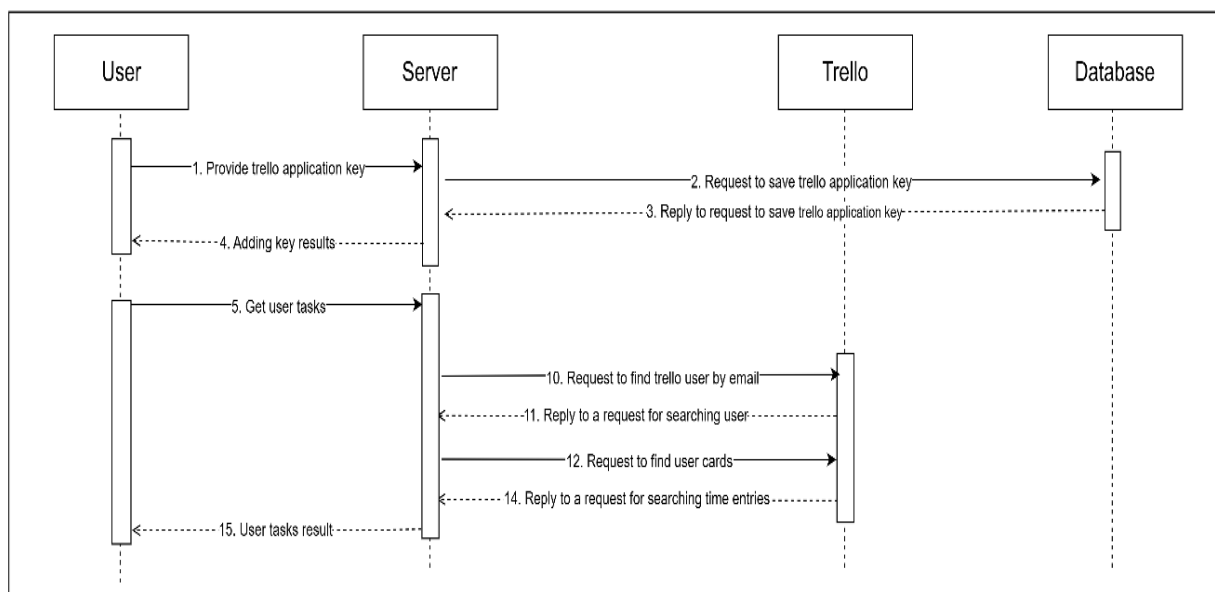


Рис. 4. Діаграма послідовності при взаємодії з Trello

Об'єднання записів часу з Clockify, worklog- та cycle time-метрик із Jira, карток Trello і фізіологічних показників Apple Watch формує узгоджені 5-хвилинні інтервали. Це гарантує детальність і послідовність даних для точного обчислення індексу кардіогемодинамічного навантаження (1) та індексу ефективності (2). Використання трьох API підвищує надійність і гнучкість системи, забезпечуючи безперервний збір інформації за будь-яких умов.

Аналіз результатів дослідження

У запропонованому підході інтегрованого апаратно-програмного моніторингу передбачається об'єднання фізіологічних маркерів з Apple Watch (частота серця, варіабельність ритму, пульсовий тиск, параметри сну) та поведінкових метрик із Jira, Trello і Clockify у синхронізовані п'ятихвилинні інтервали. Завдяки відмові від суб'єктивних опитувань і безперервному збору даних у реальному часі теоретично забезпечується висока об'єктивність і кількісність діагностики: коливання ІКГН і індексу ефективності ЕА можна відстежувати ще до появи виражених симптомів стресу або зниження продуктивності, автоматично генеруючи тригери-попередження для команд з адаптивними Scrum- чи Kanban-процесами.

Для оцінки метрологічної надійності системи планується застосувати стандартний аналіз невизначеності вимірювань:

$$u = \sqrt{\frac{1}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}, \quad (5)$$

де x_i – окремі серії вимірювань, $\bar{x}$ – середнє значення, n – число повторень.

Для забезпечення достатньої точності вимірювань необхідно виконати калібрування показників смарт-годинника щодо медичного еталона Polar H10. Теоретично очікується, що при калібруванні сенсорів PPG/ЕКГ щодо медичного еталона коефіцієнт детермінації R^2 перевищуватиме 0,98 [19], а варіабельність повторних вимірювань за різних умов (температура шкіри, положення руки) не перевищуватиме 4 % [20]. Фільтрація рухових артефактів може знизити випадкові похибки до рівня ≤ 5 % [21].

У багатьох дослідженнях інтра-класовий коефіцієнт кореляції між показниками варіабельності серцевого ритму Apple Watch та Polar становив 0,65 – 0,70, що за загальноприйнятими критеріями характеризується як “добре” [22]. Середня різниця показників спокійного серцевого ритму (Resting Heart Rate) між Apple Watch та Polar H10 була всього $\approx 0,08$ уд/хв, що свідчить про практично відсутнє систематичне відхилення [23]. При цьому статистично значущої розбіжності між між Apple Watch і Polar H10 в вимірах ЧСС у стані спокою або при помірних навантаженнях не виявлено [24].

Для порівняння з класичними анкетними методиками Maslach Burnout Inventory та Perceived Stress Scale у теорії доцільно використовувати діагностичні метрики чутливості і точності:

$$Sens = \frac{TP}{TP+FN} \times 100\%, \quad (6)$$

де $Sens$ – чутливість діагностики (відсоток істинно позитивних серед усіх реальних випадків вигорання); TP – істинно позитивні (випадки реального вигорання, що були правильно виявлені); FN – хибно негативні (випадки реального вигорання, які система пропустила).

$$Acc = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \times 100\%, \quad (7)$$

де Acc – точність (відсоток правильно класифікованих випадків серед усіх спостережень); TN – істинно негативні (випадки відсутності вигорання, коли сповіщення не видавалося); FP – хибно позитивні (випадки без вигорання, коли система помилково видала попередження).

Для наочного відображення покращення результатів щодо традиційних методик можна скористатися відсотковою зміною чутливості та точності. Показник $\Delta Sens$ визначає

відсоткову зміну чутливості й обчислюється за формулою 6.

$$\Delta Sens = \frac{Sens_{нов} - Sens_{традиц}}{Sens_{традиц}} \times 100\%, \quad (8)$$

де $Sens_{нов}$ та $Sens_{традиц}$ – чутливості нового і класичного методів відповідно.

Аналогічно, ΔAcc показує відсоток зміни загальної точності і розраховується як:

$$\Delta Acc = \frac{Acc_{нов} - Acc_{традиц}}{Acc_{традиц}} \times 100\%, \quad (9)$$

де $Acc_{нов}$ та $Acc_{традиц}$ – точності відповідно нового підходу й традиційних тестів.

Властивості цих показників (означення, межі, монотонність, нечутливість до масштабу, тощо) детально проаналізовані в роботах [25, 26, 27]. Використання Δ метрик (Net Reclassification Improvement) також стало стандартом у клінічній літературі [28].

Для тестування потенціалу запропонованого підходу було проведено пілотне 15-денне експериментальне дослідження із залученням 38 учасників: IT-фахівців 22 – 40 років, ≥ 12 міс. безперервної роботи в галузі. Виключалися особи з кардіо-, ендокринними чи психіатричними розладами. Порівнювалося три підходи: запропонований на основі формули (4), MBI-HSS (IT) і PSS-10 (з класичним порогом ≥ 27 балів). В день напередодні дослідження було проведено базове анкетування MBI-HSS (IT) і PSS-10 для підтвердження відсутності вигорання на початок експерименту та калібрування Apple Watch. 1 – 14 день виконувалося вимірювання. У останній день було повторно зібрано анкети MBI-HSS (IT) та PSS-10. Запропонований підхід виявив синдром вигорання з $Sens$ 88 % (95 % CI 64 – 97) і Acc 82 % (95 % CI 67 – 92). Для порівняння, одноразове базове опитування MBI-HSS дало $Sens$ = 72 % (95 % CI 49 – 88), Acc = 68 % (95 % CI 52 – 81), а PSS-10 – 78 % (95 % CI 55 – 92) та 71 % (95 % CI 55 – 84) відповідно. $\Delta Sens$ = +16 % і ΔAcc = +14 % свідчать про суттєве покращення діагностики за рахунок мультифакторного підходу. Середній час до первинного виявлення становив $4,1 \pm 1,3$ доби після старту моніторингу, що на 10 днів раніше, ніж повторне анкетування.

Висновки

У роботі теоретично обґрунтовано інтегрований апаратно-програмний підхід до раннього виявлення професійного вигорання IT-спеціалістів. Підхід поєднує безперервний моніторинг фізіологічних показників (ЧСС, ВСР, пульсового артеріального тиску, параметрів сну) з поведінковими метриками систем Jira, Trello та Clockify, що синхронізуються у п'ятихвилинних інтервалах для формування агрегованого показника ризику вигорання.

Запропонована концепція може бути інтегрована у корпоративні HR-дашборди для своєчасного попередження менеджерів про підвищений ризик вигорання, що здатне сприяти зниженню рівня неявок, перерозподілу навантаження та підвищенню задоволеності працівників.

Водночас модель має низку обмежень, зокрема:

- залежність від екосистеми Apple Watch та IOS, що виключає частину користувачів та вимагає наявності годинника й смартфона;
- вплив фізіологічних параметрів (температура шкіри), рухових артефактів (зміна положення руки) і зовнішніх факторів (коливання заряду батареї, перешкоди Bluetooth та можливі похибки синхронізації даних із різних API) на точність вимірювань можуть вимагати додаткових алгоритмів фільтрації та збільшувати затримки передачі даних;
- поведінкові метрики з Jira, Trello та Clockify відображають лише формальні часові записи й не враховують контекст складності завдань чи між перервами, що може знижувати достовірність індексу вигорання;
- збір та аналіз персональних фізіологічних даних вимагають ретельного дотримання етичних норм і законодавства про захист приватності, що не розглядалося в межах цього дослідження.

Незважаючи на зазначені обмеження, проведений пілотний експеримент підтверджує перспективність запропонованого підходу, відкриваючи шлях до своєчасного й персоналізованого управління стресом та запобігання вигоранню в ІТ-сфері.

Подальші теоретичні дослідження можуть бути спрямовані на проведення практичного дослідження, розширення підтримки Android сумісних пристроїв, оптимізацію енергозберігаючих алгоритмів для тривалого моніторингу, розробку AI-методів для персоналізованого прогнозування ризиків вигорання та порівняльний аналіз із іншими багатфакторними моделями з подальшою експериментальною валідацією.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Pinto A., Sousa S., Santos J. Relationship between new technologies and burnout: A systematic literature review. *Atlantis Press*. 2024. P. 254–265. DOI: 10.2991/978-94-6463-380-1_25.
2. Sundararajan K., Merzky H., Anable K. Real-time stress monitoring using wearable systems: a review. *Sensors*. 2022. Vol. 20, № 16. P. 4507. DOI:10.3390/s20164507.
3. Validation of the Apple Watch for Heart Rate Variability Measurements during Relax and Mental Stress in Healthy Subjects / D. Hernando et al. *Sensors*. 2018. Vol. 18, №8. P. 2619. DOI: 10.3390/s18082619.
4. Panganiban F. C., de Leon F. A. Stress Detection Using Smartphone Extracted Photoplethysmography. 2021 *IEEE Region 10 Symposium (TENSYP)*. 2021. P. 1–7. DOI: 10.1109/TENSYP52854.2021.9550905.
5. The State of Workplace Burnout in 2025: A Comprehensive Research Report. URL: <https://blog.theinterviewguys.com/workplace-burnout-in-2025-research-report/>.
6. From Burnout to Balance: AI-Enhanced Work Models. URL: <https://www.upwork.com/research/ai-enhanced-work-models>.
7. Employee Burnout: The Hidden Threat Costing Companies Millions. URL: <https://www.forbes.com/sites/julianhayesii/2025/03/17/employee-burnout-the-hidden-threat-costing-companies-millions/>.
8. Stress Management Apps: systematic search and multidimensional assessment of quality and characteristics / S. Paganini et al. *JMIR mHealth uHealth*. 2023. Vol. 11. URL: https://www.researchgate.net/publication/373488690_Stress_Management_Apps_Systematic_Search_and_Multidimensional_Assessment_of_Quality_and_Characteristics. DOI:10.2196/42415.
9. The Accuracy of Acquiring Heart Rate Variability from Portable Devices: A Systematic Review and Meta-Analysis / W. C. Dobbs et al. *Sports Med*. 2019. Vol. 49, №3. P. 417–435. URL: https://www.researchgate.net/publication/330763385_The_Accuracy_of_Acquiring_Heart_Rate_Variability_from_Portable_Devices_A_Systematic_Review_and_Meta-Analysis. DOI: 10.1007/s40279-019-01061-5.
10. Estimation of the duration of RR-intervals of electrocardiograms by mean of multi-start optimization based on wavelet transformation / G. Shcherbakova et al. 2017 *9th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. 2017. Vol. 2. P. 752–755. DOI: 10.1109/IDAACS.2017.8095190.
11. Using Apple Watch ECG data for heart rate variability monitoring and stress prediction: A pilot study / P. E. Velmovitsky et al. *Digit. Health*. 2022. Vol. 4. URL: https://www.researchgate.net/publication/366143651_Using_apple_watch_ECG_data_for_heart_rate_variability_monitoring_and_stress_prediction_A_pilot_study. DOI:10.3389/fdgth.2022.1058826.
12. Keeping pace with wearables: a living umbrella review of systematic reviews evaluating the accuracy of consumer wearable technologies in health measurement / C. Doherty et al. *Sports Med*. 2024. Vol. 54. P. 2907–2926. DOI:10.1007/s40279-024-02077-2.
13. Predicting Office Workers' Productivity: A Machine Learning Approach Integrating Physiological, Behavioral, and Psychological Indicators / M. Awada et al. *Sensors*. 2023. Vol. 23. P. 8694. DOI:10.3390/s23218694.
14. World Health Organization - Body mass index (BMI) URL: <https://www.who.int/data/gho/data/themes/topics/topic-details/GHO/body-mass-index>.
15. Stress Monitoring Using Wearable Sensors: A Pilot Study and Stress-Predict Dataset / T. Iqbal et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22. P. 8135. DOI: 10.3390/s22218135.
16. Clockify API Documentation. URL: <https://clockify.me/developers-api>.
17. Jira Cloud REST API reference. URL: <https://developer.atlassian.com/cloud/jira/platform/rest/v3/intro/>.
18. Trello REST API guide. URL: <https://developer.atlassian.com/cloud/trello/rest/api-group-actions/#api-group-actions>.
19. Test–Retest Reliability and Concurrent Validity of Photoplethysmography Finger Sensor to Collect Measures of Heart Rate Variability / D. W. Rogers et al. *Sports*. 2025. Vol: 13, №2. P. 20. DOI: 10.3390/sports13020029.
20. Validity of the Polar H10 Sensor for Heart Rate Variability Analysis during Resting State and Incremental Exercise in Recreational Men and Women / M. Schaffarczyk et al. *Sensors*. 2022. Vol. 22. P. 6536. DOI: 10.3390/s22176536.
21. Heart Rate Variability Analysis: How Much Artifact Can We Remove? / D. C. Sheridan et al. *Psychiatry*

Investigation. 2020. Vol. 17. P. 960–965. DOI: 10.30773/pi.2020.0168.

22. Miller D. J. , Sargent C., Roach G. D. A Validation of Six Wearable Devices for Estimating Sleep, Heart Rate and Heart Rate Variability in Healthy Adults. *Sensors*. 2022. Vol. 22. P. 6317. DOI: 10.3390/s22166317.

23. The Validity of Apple Watch Series 9 and Ultra 2 for Serial Measurements of Heart Rate Variability and Resting Heart Rate / B. O'Grady et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24. P. 6220. DOI: 10.3390/s24196220.

24. Weaver L., Wooden T., Grazer J. Validity of Apple Watch Heart Rate Sensor Compared to Polar H10 Heart Rate Monitor [Georgia College and State University]. *Journal of Student Research*. 2019. DOI: 10.47611/jsr.vi.662.

25. Sokolova M., Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*. 2009. Vol. 45, № 4. P. 427–437. DOI:10.1016/j.ipm.2009.03.002.

26. Pattern Classification URL: https://www.researchgate.net/publication/228058014_Pattern_Classification.

27. Powers D. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *International Journal of Machine Learning Technology*. 2010. Vol. 2, № 1. P. 37–63. DOI: 10.48550/arXiv.2010.16061.

28. Autofluorescence-Guided Surveillance for Oral Cancer / V. Jayaprakash et al. *Cancer Prev Res (Phila)*. 2009. Vol. 2. P. 966–974. DOI: 10.1158/1940-6207.CAPR-09-0062.

Стаття надійшла до редакції 21.05.2025.

Стаття пройшла рецензування 28.06.2025.

Кучапін Матвій Юрійович – студент.

Шевченко Олена Леонідівна – канд. техн. наук, доцент кафедри програмної інженерії.

Широкопетлева Марія Сергіївна – старший викладач кафедри програмної інженерії, e-mail: marija.shirokopetleva@nure.ua.

Котельников Руслан Васильович – аспірант кафедри програмної інженерії.

Філіпов Олексій Олексійович – аспірант кафедри програмної інженерії.

Харківський національний університет радіоелектроніки.