

Лісовський Богдан Володимирович

аспірант, кафедра безпеки інформаційних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна
ORCID: 0009-0002-3475-4989
E-mail: bohdan.v.lisovskyi@lpnu.ua

Сколозdra Мирослава Михайлівна

кандидат технічних наук, доцент, кафедра безпеки інформаційних технологій
Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна
ORCID: 0009-0004-4559-0101
E-mail: myroslava.m.skolozdra@lpnu.ua

ПРИНЦИПИ ЗБИРАННЯ ФІЗІОЛОГІЧНИХ БІОМЕТРИЧНИХ ДАНИХ З НОСИМИХ ПРИСТРОЇВ ДЛЯ СИСТЕМ АВТЕНТИФІКАЦІЇ

Досліджено принципи та протоколи збирання фізіологічних біометричних даних із носимих пристроїв, зокрема Apple Watch, для побудови систем безперервної автентифікації користувачів в інформаційних системах. Проведено порівняльний аналіз існуючих підходів до збору біометричних сигналів – частоти серцевих скорочень (ЧСС), варіабельності серцевого ритму (BCP), насиченості крові киснем (SpO₂) та температури шкіри – із фокусом на платформу Apple Watch та фреймворк HealthKit. Систематизовано обмеження та відкриті проблеми, специфічні для збору даних із комерційних розумних годинників, включаючи нерегулярну частоту дискретизації, артефакти руху, відсутність прямого доступу до сирих PPG-сигналів та обмеження фоновому збору даних. Запропоновано удосконалений протокол збору мультимодальних біометричних даних, що базується на синхронізованому паралельному записі чотирьох фізіологічних сигналів із механізмом контекстного маркування фізіологічного стану користувача. Розроблено схематичну діаграму процесу збору даних, яка включає етапи контролю якості сигналу, фільтрації артефактів руху на основі акселерометра та формування біометричної матриці користувача з періодичним оновленням. Наукова новизна полягає у комплексному підході до збору чотирьох фізіологічних параметрів одночасно з урахуванням контексту активності, що забезпечує формування стабільнішого біометричного профілю порівняно з одноканальними підходами.

Ключові слова: фізіологічні біометричні сигнали, мобільні пристрої, автентифікація, блокчейн, безперервна автентифікація, інформаційна безпека, захист інформації, ідентифікація користувача.

Вступ і формулювання проблеми

Сучасні інформаційні системи потребують надійних механізмів автентифікації, здатних забезпечити безперервну перевірку ідентичності користувача без переривання його діяльності. Традиційні методи автентифікації, такі як паролі та PIN-коди, мають суттєві обмеження: вони верифікують користувача лише одноразово під час входу в систему і не здатні виявити підміну авторизованого суб'єкта протягом сеансу роботи [1]. Біометричні технології на основі відбитків пальців та розпізнавання обличчя, хоча й забезпечують вищий рівень безпеки, також є одноразовими за своєю природою і вразливими до атак типу спуфінгу [2]. Це створює потребу в системах безперервної автентифікації, які постійно верифікують ідентичність користувача у фоновому режимі без порушення його робочого процесу.

Стрімке поширення носимих пристроїв – розумних годинників, фітнес-браслетів та медичних трекерів – створює безпрецедентні можливості для реалізації таких систем. За даними аналітичних оглядів, глобальний ринок носимих пристроїв демонструє стійке зростання, а сучасні смарт-годинники оснащуються дедалі потужнішими біометричними сенсорами [4]. Пристрої серії Apple Watch, зокрема, містять сенсори фотоплетизмографії (PPG), що дозволяють вимірювати частоту серцевих скорочень (ЧСС), варіабельність серцевого ритму (BCP), насиченість крові киснем (SpO₂), а починаючи з Series 8 – також температуру шкіри [5, 6]. Ці фізіологічні параметри є потенційно унікальними для кожного користувача, що робить Apple Watch перспективною платформою для систем біометричної автентифікації.

У попередній роботі [3] нами було досліджено використання фізіологічних біометричних сигналів мобільних пристроїв для автентифікації та запропоновано методику

побудови біометричної матриці користувача з періодичним оновленням кожні 5 хвилин. Було продемонстровано, що комбінування ЧСС, ВСР, SpO₂ та температури шкіри дозволяє формувати індивідуальний біометричний профіль, здатний забезпечити надійну безперервну автентифікацію навіть без використання складних моделей машинного навчання.

Проте залишається відкритим ключове питання: як саме організувати процес збирання цих даних безпосередньо з носимого пристрою, щоб забезпечити достатню якість, повноту та узгодженість для побудови надійної системи автентифікації? Перехід від клінічних біометричних систем із контрольованим середовищем до систем на базі споживчих носимих пристроїв породжує низку специфічних проблем: нерегулярна частота дискретизації, артефакти руху, обмежений доступ до сирих сигналів через API виробника та енергетичні обмеження пристроїв [7]. Ці проблеми безпосередньо впливають на якість зібраних даних і, відповідно, на точність біометричної автентифікації.

Мета даної роботи – систематизувати принципи збирання фізіологічних біометричних даних із носимих пристроїв (зокрема Apple Watch) для систем автентифікації, провести порівняльний аналіз існуючих підходів до збору даних та запропонувати удосконалений протокол збору мультимодальних даних із урахуванням виявлених обмежень комерційної платформи. Завданнями дослідження є: (1) визначення фундаментальних принципів збору фізіологічних біометричних даних; (2) аналіз існуючих протоколів збору; (3) ідентифікація обмежень Apple Watch як платформи; (4) розробка удосконаленого протоколу та схеми збору мультимодальних даних.

Роль етапу збирання даних у біометричній автентифікації

Етап збирання даних є фундаментальним у будь-якій системі біометричної автентифікації, оскільки якість вхідних сигналів безпосередньо визначає точність і надійність усього процесу розпізнавання. Класичний цикл біометричної автентифікації складається з етапів збору даних, попередньої обробки, вилучення ознак, порівняння з еталоном та прийняття рішення. Помилки, допущені на першому етапі, каскадно поширюються на всі наступні та не можуть бути компенсовані навіть найдосконалішими алгоритмами класифікації [8]. У контексті безперервної автентифікації на основі фізіологічних сигналів цей етап набуває особливого значення через динамічну природу біометричних параметрів та неконтрольовані умови реального використання.

Фізіологічні біометричні сигнали суттєво відрізняються від традиційних біометричних модальностей (відбитки пальців, райдужна оболонка ока) за кількома ключовими характеристиками. По-перше, вони є динамічними – значення ЧСС, ВСР, SpO₂ та температури шкіри змінюються залежно від фізіологічного стану користувача, рівня стресу, фізичної активності та циркадних ритмів [10]. Наприклад, ЧСС у стані спокою може коливатися від 50 до 100 ударів за хвилину залежно від фізичної підготовки, а під час навантаження зростає до 150–190 ударів/хв. По-друге, фізіологічні сигнали потребують безперервного збору, а не одноразового зчитування, що висуває жорсткі вимоги до автономності та енергоефективності системи збору. По-третє, їх вимірювання через споживчі пристрої супроводжується значно більшим рівнем шуму порівняно з клінічним обладнанням [11].

Дослідження Chhibbar та ін. [1] продемонструвало, що системи безперервної автентифікації на основі PPG-сигналів смарт-годинників здатні досягати високої точності за умови належного збору та попередньої обробки даних. Автори використовували LSTM-модель (long short-term memory, довга короткочасна пам'ять – це архітектура рекурентних нейронних мереж) для прогнозування наступних значень PPG та порівняння їх із реальними даними сенсора, що дозволяло безперервно верифікувати ідентичність водія. Ключовим фактором успішності системи була саме якість збору PPG-сигналу із зап'ястного пристрою, що підтверджує центральну роль етапу збирання даних. Wei Shao [12] запропонував систему автентифікації «Know Me by My Pulse» на основі багатоканального PPG-сигналу з дослідницького смарт-годинника We-Be Band, яка досягла точності 96,4%. Критично

важливим аспектом їхньої роботи була саме увага до апаратної платформи та протоколу збору даних: використання чотирьох оптичних каналів різних довжин хвиль (зелений 526нм, червоний 660нм, інфрачервоний 950нм) дозволило захоплювати комплементарні серцево-судинні характеристики з різних глибин тканини навіть за нижчої частоти дискретизації (25 Гц). Muratyan та ін. [13] дослідили мультимодальну автентифікацію на IoT-пристроях для моніторингу здоров'я, використовуючи комбінацію ЧСС, ходи та аудіосигналу дихання. Їхнє дослідження підтвердило, що поєднання кількох типів біометричних сигналів підвищує надійність розпізнавання, проте авторами не було детально розглянуто проблеми синхронізації збору різних модальностей на одному пристрої, що залишає відкритим питання практичної реалізації такого підходу на комерційних носимих пристроях.

Принципи та протоколи збирання даних

Збирання фізіологічних біометричних даних із носимих пристроїв базується на кількох фундаментальних принципах, дотримання яких є необхідною умовою для побудови ефективної системи автентифікації. На основі аналізу літературних джерел та власного дослідницького досвіду [3] формуємо п'ять ключових принципів.

Принцип неінвазивності та пасивності збору. Збір даних повинен відбуватися без активної участі користувача та без порушення його повсякденної діяльності. Це є критичною вимогою для систем безперервної автентифікації, адже будь-яке переривання робочого процесу зводить нанівець переваги безперервного підходу. Оптичні PPG-сенсори в Apple Watch використовують світлодіоди зеленого, червоного та інфрачервоного спектрів для виявлення змін об'єму крові в мікросудинному руслі тканин зап'ястя [5, 6]. Масштабне дослідження Apple Heart & Movement Study, що охопило понад 500 000 учасників, продемонструвало можливість тривалого пасивного збору фізіологічних даних через фреймворк HealthKit у реальних умовах використання [14]. Важливо зазначити, що пасивність збору не означає відсутності контролю – система повинна активно моніторити якість сигналу та адаптувати параметри збору.

Принцип достатньої частоти дискретизації. Частота збору даних повинна бути достатньою для захоплення біометрично значущих характеристик сигналу, але не надмірною для збереження заряду батареї пристрою. Для ЧСС Apple Watch забезпечує вимірювання кожні 1–5 секунд під час активних тренувань та кожні 5–15 хвилин у фоновому режимі [15]. Для BCP пристрій обчислює показник SDNN (стандартне відхилення нормальних RR-інтервалів) на основі інтервалів між ударами серця. Дослідження Vonneval та ін. [6] показало, що Apple Watch Series 6 забезпечує високий рівень валідності вимірювання R-R інтервалів та ЧСС у стані спокою із середньою абсолютною відсотковою похибкою (MAPE – Mean Absolute Percentage Error) лише 1,15%, хоча для BCP (N-N інтервалів) похибка зростає до 31,31%. O'Grady та ін. [5] встановили, що Apple Watch Series 9 систематично занижує BCP у середньому на 8,31 мс порівняно з еталонним Polar H10 (MAPE = 28,88%), що необхідно враховувати при проєктуванні системи автентифікації.

Принцип мультимодальності. Використання кількох типів фізіологічних сигналів одночасно підвищує як точність, так і стійкість автентифікації до варіацій окремих параметрів. У нашій попередній роботі [3] було продемонстровано, що комбінування ЧСС, BCP, SpO₂ та температури шкіри дозволяє формувати стабільнішу біометричну матрицю порівняно з одноканальними підходами. Кожен із фізіологічних параметрів має свої характерні патерни індивідуальної варіабельності: ЧСС відображає загальний рівень серцево-судинної активності; BCP характеризує тонус автономної нервової системи; SpO₂ пов'язаний із дихальною функцією та периферичним кровообігом; температура шкіри відображає терморегуляцію організму [8]. Їхнє комбінування забезпечує багатовимірний біометричний простір, у якому профілі різних користувачів краще розрізняються.

Принцип контекстної обізнаності. Фізіологічні параметри суттєво змінюються залежно від контексту активності користувача. Під час фізичного навантаження ЧСС може зростати з

60–80 ударів/хв до 150–180 ударів/хв, ВСР значно знижується, а SpO_2 може падати на 1–3% [9]. Alzueta та ін. [10] продемонстрували циклічні варіації температури шкіри та ЧСС протягом менструального циклу, що свідчить про значний вплив фізіологічних циклів на базовий рівень параметрів. Система збору даних повинна фіксувати контекст активності (спокій, ходьба, біг, сон) та використовувати цю інформацію для формування контекстно-специфічних еталонних профілів. Без урахування контексту система автентифікації буде генерувати значну кількість хибних спрацювань при зміні фізіологічного стану користувача.

Принцип контролю якості сигналу. Не всі зібрані дані є придатними для біометричної автентифікації.Arteфакти руху, поганий контакт сенсора зі шкірою, зовнішнє освітлення, волосяний покрив та вологість шкіри можуть суттєво спотворювати PPG-сигнал [12]. Shao та ін. [12] у своїй системі використовували смуговий фільтр другого порядку з частотами зрізу 0,5–12 Гц для видалення артефактів руху та дрейфу базової лінії, після чого сигнал сегментувався на 4-секундні вікна з 50% перекриттям та нормалізувався методом Z-score. Для системи на базі Apple Watch, де доступ до сирого PPG-сигналу обмежений, контроль якості може базуватися на аналізі даних вбудованого акселерометра для виявлення та маркування періодів інтенсивного руху, а також на перевірці фізіологічної правдоподібності отриманих значень (наприклад, ЧСС у межах 30–220 ударів/хв).

Аналіз існуючих підходів збирання даних для безперервної автентифікації

Існуючі підходи до збору біометричних даних для безперервної автентифікації можна класифікувати за кількома критеріями: тип сенсорної платформи, модальність сигналів, частота та режим збору, методи попередньої обробки, а також рівень контекстної обізнаності. У таблиці 1 наведено порівняльний аналіз ключових робіт у цій галузі.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз підходів до збору біометричних даних для автентифікації

Автори	Платформа	Сигнали	Частота збору	Особливості обробки
Chhibbar та ін. [1]	Смарт-годинник	PPG (ЧСС)	Безперервно	LSTM-прогнозування PPG
Shao та ін. [12]	We-Be Band	4-канальний PPG	25 Гц	Фільтр 0,5–12 Гц, Z-norm
Muratyan та ін. [13]	IoT-пристрої	ЧСС, хода, дихання	Опортуністичний	Вікнова сегментація
Sancho та ін. [16]	PPG-сенсор	PPG	64 Гц	Морфологічні ознаки
Davoodi та ін. [17]	ЕКГ-монітор	ЕКГ beat-to-beat	250–500 Гц	Вікова нормалізація
Alahmari та ін. [18]	Apple Watch	ЧСС, ВСР, SpO_2 , t° , дих.	Через HealthKit	ML (RF, XGBoost, KNN)
Наш підхід [3]	Apple Watch	ЧСС, ВСР, SpO_2 , t° шкіри	Кожні 5 хв (синхр.)	Біометр. матриця, контекст

Аналіз існуючих підходів дозволяє виявити кілька ключових тенденцій та прогалин. По-перше, більшість досліджень зосереджується на одній модальності сигналу (переважно PPG або ЧСС) для автентифікації, тоді як мультимодальні підходи, що комбінують кілька фізіологічних параметрів, залишаються менш дослідженими.

По-друге, дослідницькі платформи переважно використовують спеціалізоване обладнання з високою частотою дискретизації (25–500 Гц) та повним доступом до сирих сигналів, що суттєво відрізняється від можливостей споживчих пристроїв.

По-третє, протоколи збору даних рідко враховують контекст активності користувача автоматично, що може призводити до хибних спрацювань при зміні фізіологічного стану.

Окремо слід відзначити роботу Alahmari та ін. [18], яка є найближчою до нашого підходу з точки зору платформи та набору сигналів. Автори використали Apple Watch для збору п'яти типів фізіологічних показників (ЧСС, ВСР, SpO₂, температура шкіри та частота дихання) та застосували алгоритми машинного навчання (Decision Tree, Random Forest, XGBoost, Gradient Boosting, KNN) для автентифікації в різних контекстах активності (спокій, ходьба, біг). Проте їхнє дослідження не розглядало детально принципи синхронізованого збору мультимодальних даних, не пропонувало механізму контекстного маркування в реальному часі та не аналізувало проблеми якості сигналу на рівні протоколу збору.

Обмеження та відкриті проблеми, специфічні для Apple Watch

Незважаючи на потужні сенсорні можливості Apple Watch, його використання як платформи для збору біометричних даних автентифікації пов'язане з низкою специфічних обмежень, які необхідно враховувати при проектуванні протоколу збору даних. Нижче систематизовано основні обмеження.

Обмеження доступу до сирих сигналів. Apple не надає прямого доступу до сирих PPG-сигналів через стандартний API HealthKit [15]. Розробники отримують лише оброблені значення: ЧСС у ударах за хвилину, ВСР як SDNN, SpO₂ у відсотках та температуру шкіри як відхилення від базової лінії. Фреймворк HealthKit реалізує централізоване сховище всіх медичних даних із суворим контролем доступу на рівні типів даних [7]. SensorKit API надає доступ до сирих даних сенсорів, проте вимагає окремого схвалення Apple для дослідницьких проєктів та не є загальнодоступним для комерційних додатків.

Нерегулярна частота дискретизації. У фоновому режимі Apple Watch вимірює ЧСС кожні 5–15 хвилин, що є значно нижчим за вимоги більшості алгоритмів безперервної автентифікації. Під час активних тренувань через Workout API частота зростає до одного вимірювання кожні 1–5 секунд [15]. ВСР вимірюється переважно під час сеансів «Дихання» або під час сну. SpO₂ потребує нерухомості зап'ястя протягом приблизно 15 секунд та доступний на Series 6 і новіших моделях.

Обмеження фонового збору даних. Операційна система watchOS жорстко обмежує фоновий збір даних для збереження заряду батареї, яка у Apple Watch забезпечує приблизно 18 годин роботи (до 36 годин у режимі енергозбереження). Фонові оновлення HealthKit відбуваються нерегулярно та з непередбачуваною затримкою. Workout API дозволяє частіший збір з вищою частотою, проте потребує активного сеансу тренування, що може впливати на час автономної роботи пристрою та створювати неприродний контекст використання.

Артефакти руху та точність вимірювань. Точність PPG-сенсорів на зап'ясті значно знижується під час інтенсивного руху кінцівки. Систематичний огляд Windisch та ін. [11] не виявив сильного систематичного зміщення SpO₂ на Apple Watch, проте окремі відхилення від пульсоксиметра можуть сягати до 15%. Browne та ін. [19] підтвердили зниження точності пульсоксиметрії смартвотчів під час рухових артефактів та при зниженні оксигенації. Дослідження Khushhal та ін. [20] продемонструвало хорошу валідність Apple Watch для вимірювання ЧСС та SpO₂ у стані спокою (ICC = 0,92–1,00), проте точність SpO₂ дещо знижувалася після фізичного навантаження (ICC = 0,85), особливо у пацієнтів із нерегулярним серцевим ритмом.

Варіабельність температурного сенсора. Температура шкіри, доступна починаючи з Apple Watch Series 8, вимірюється переважно під час сну та подається як відхилення від індивідуальної базової лінії, а не як абсолютне значення. Це вимагає тривалої калібрувальної фази (мінімум 5 ночей) для встановлення базового рівня. Крім того, Alzueta та ін. [10] продемонстрували циклічні варіації температури шкіри протягом менструального циклу та залежність від фази сну, що свідчить про високу чутливість параметра до фізіологічних циклів.

Рекомендовані принципи найкращих практик для збирання даних із Apple Watch

На основі проведеного аналізу існуючих підходів та ідентифікованих обмежень платформи Apple Watch, формуємо сім рекомендованих принципів найкращих практик для збирання фізіологічних біометричних даних для систем автентифікації:

1. *Використання Workout-сесії для підвищення частоти дискретизації.* Для отримання ЧСС із частотою кожні 1–5 секунд рекомендується ініціювати фонову Workout-сесію через Workout API watchOS із мінімальним типом активності (наприклад, HKWorkoutActivity-Type.other). Це дозволяє обійти обмеження фонового збору та отримувати дані з достатньою частотою для біометричної автентифікації, зберігаючи при цьому прийнятний час роботи батареї [14, 15];

2. *Синхронізований паралельний запис мультимодальних сигналів.* Усі доступні фізіологічні параметри (ЧСС, BCP, SpO₂, температура шкіри) повинні збиратися з єдиною часовою міткою в рамках одного циклу опитування. Для параметрів, які оновлюються з різною частотою (наприклад, ЧСС кожні 5 секунд, а SpO₂ лише за умови нерухомості), система повинна використовувати останнє відоме валідне значення та фіксувати «вік» кожного вимірювання [3];

3. *Контекстне маркування на основі інерційних сенсорів.* Кожен запис біометричних даних повинен супроводжуватися міткою контексту активності (спокій, ходьба, біг, сон), яка визначається автоматично на основі даних вбудованого акселерометра та гіроскопа. Рекомендується використовувати величину SMA (Signal Magnitude Area) для класифікації рівня активності [13]. Контекстне маркування дозволяє порівнювати біометричні профілі в аналогічних фізіологічних станах;

4. *Контроль якості сигналу в реальному часі.* Дані, зібрані під час періодів інтенсивного руху або з ознаками артефактів (аномальні значення ЧСС, відсутність контакту сенсора), повинні маркуватися рівнем достовірності. Рекомендується триступенева система маркування: «висока якість» (спокій, хороший контакт), «середня якість» (легка активність), «низька якість» (інтенсивний рух) з відповідними ваговими коефіцієнтами при формуванні біометричного профілю [12];

5. *Адаптивне управління інтервалом збору.* Частота збору даних повинна адаптуватися до режиму безпеки та рівня активності. У режимі підвищеної безпеки (критичні операції) інтервал зменшується до 5 секунд; у стандартному режимі – 30–60 секунд; у режимі енергозбереження – до 5 хвилин. Адаптація дозволяє збалансувати вимоги безпеки та час роботи батареї;

6. *Калібрувальна фаза для побудови базового профілю.* Перед початком автентифікації необхідна калібрувальна фаза тривалістю 5–7 днів для формування базового біометричного профілю користувача у різних контекстах активності та в різний час доби. Це забезпечує достатню репрезентативність даних для побудови надійної контекстно-специфічної біометричної матриці [3, 10];

7. *Локальне зберігання та конфіденційність біометричних даних.* Біометричні дані повинні зберігатися та оброблятися локально на пристрої для забезпечення конфіденційності. HealthKit реалізує архітектуру «privacy-by-design», де всі дані зберігаються на пристрої під повним контролем користувача [7, 15]. Біометричний профіль не повинен передаватися на зовнішні сервери, а порівняння повинно виконуватися виключно на пристрої.

Запропонована схематична діаграма збору даних із Apple Watch

На основі сформульованих принципів нами розроблено комплексну схему процесу збору мультимодальних біометричних даних із Apple Watch для системи безперервної автентифікації. Процес організовано як конвеєр із п'яти послідовних етапів, кожен з яких реалізує один або кілька із визначених принципів (рис. 1).

Етап 1. Ініціалізація та конфігурація. На цьому етапі система активує Workout-сесію через watchOS Workout API для забезпечення підвищеної частоти дискретизації ЧСС. Одночасно ініціюються HKObserverQuery для моніторингу оновлень BCP, SpO₂ та температури шкіри через HealthKit. Встановлюються параметри збору залежно від режиму безпеки: інтервал оновлення (5с / 30с / 300с)..

Етап 2. Паралельний збір чотирьох фізіологічних сигналів. Центральний диспетчер збору даних одночасно опитує чотири джерела: ЧСС (HKQuantityType heartRate, кожні 1–5

секунд у режимі Workout), BCP/SDNN (HKQuantityType heartRateVariabilitySDNN, за наявності нового значення), SpO₂ (HKQuantityType oxygenSaturation, за доступності – коли зап'ястя нерухоме), температура шкіри (HKQuantityType appleSleepingWristTemperature, як відхилення від базової лінії). Кожне вимірювання отримує єдину системну часову мітку (Unix timestamp з мілісекундною точністю), ідентифікатор сесії та ідентифікатор пристрою. Для параметрів з різною частотою оновлення зберігається час останнього реального вимірювання.



Рис. 1. Схематична діаграма збору даних із Apple Watch.

Етап 3. Контекстне маркування та контроль якості. Паралельно із збором фізіологічних даних система безперервно аналізує сигнал тривісного акселерометра. Вимірювання з коефіцієнтом нижче порогу маркуються як ненадійні. Додатково перевіряється фізіологічна правдоподібність: ЧСС у межах 30–220 ударів/хв, SpO₂ у межах 70–100%, температура відхилення в межах $\pm 5^{\circ}\text{C}$.

Етап 4. Формування біометричного вектора та оновлення матриці. Зібрані та відфільтровані дані формуються у біометричний вектор $V = [\text{ЧСС}, \text{BCP}, \text{SpO}_2, T_{\text{шкіри}}, \text{контекст}, \text{якість}, \text{часова_мітка}]$. Кожні 5 хвилин система оновлює біометричну матрицю користувача. Нормалізація виконується окремо для кожного контексту: значення перетворюються у z-оцінки відносно середнього та стандартного відхилення контекстно-специфічної вибірки [3].

Етап 5. Верифікація та адаптивне оновлення профілю. Новий біометричний вектор порівнюється з еталонною матрицею користувача для відповідного контексту активності. Обчислюється багатовимірна відстань (Евклідова або Махаланобіса) між поточним вектором та центроїдом еталонного кластера. Якщо відстань не перевищує поріг, автентифікація вважається успішною та еталонна матриця адаптивно оновлюється новими даними з коефіцієнтом забування для поступової адаптації до довгострокових фізіологічних змін.

Що саме ми покращили в нашому підході, аналізуючи відомі підходи

Проведений аналіз існуючих підходів дозволив виявити низку практичних прогалин, які ускладнюють відтворення результатів досліджень у реальних умовах. Більшість розглянутих робіт [1, 12, 16, 17] використовують або спеціалізоване лабораторне обладнання, або зосереджуються лише на одному типі сигналу.

Це мотивувало нас запропонувати кілька конкретних покращень, орієнтованих на практичну реалізованість із використанням звичайного Apple Watch та стандартних засобів HealthKit.

Перше покращення: комбінування чотирьох сигналів у єдиний біометричний профіль. Більшість існуючих робіт із безперервної автентифікації на носимих пристроях обмежуються одним типом сигналу – як правило, лише PPG або ЧСС [1, 12, 16]. Наш підхід полягає у паралельному зборі чотирьох доступних на Apple Watch параметрів – ЧСС, BCP, SpO₂ та температури шкіри – та їх об'єднанні в одну біометричну матрицю, як це було запропоновано нами у [3]. Реалізація є досить простою: усі ці дані вже збираються Apple Watch автоматично та зберігаються у HealthKit, тому для їхнього отримання достатньо стандартного додатку, що зчитує відповідні типи HKQuantityType. Новизна полягає не у складності збору, а саме у підході – поєднання чотирьох параметрів одночасно для цілей автентифікації раніше не застосовувалося на платформі Apple Watch у такій конфігурації.

Друге покращення: групування даних за часом доби замість складної класифікації активності. Існуючі роботи [12, 18] або збирають дані в контрольованих лабораторних умовах із ручним маркуванням активності, або потребують складних алгоритмів розпізнавання діяльності в реальному часі. Ми пропонуємо підхід: замість визначення типу активності за даними акселерометра, дані групуються за часом доби – ранок (6:00–12:00), день (12:00–18:00), вечір (18:00–23:00) та ніч/сон (23:00–6:00). Оскільки фізіологічні параметри мають чітку залежність від циркадних ритмів [10], таке просте групування вже дозволяє суттєво зменшити внутрішньокласову варіабельність біометричного профілю. Порівняння нових вимірювань виконується з еталоном для відповідного часового інтервалу, що знижує кількість хибних відмов автентифікації без потреби у додаткових сенсорних обчисленнях.

Третє покращення: використання стандартного експорту даних HealthKit. Значна частина існуючих досліджень [1, 12, 17] потребують розробки спеціалізованих додатків для збору сирих даних сенсорів або використання дослідницьких API (SensorKit), доступ до яких обмежений. Наш підхід побудовано на використанні стандартного механізму HealthKit, який дозволяє зчитувати оброблені значення ЧСС, BCP (SDNN), SpO₂ та температури шкіри через звичайні HKSampleQuery або HKObserverQuery [7, 15]. Це означає, що протокол збору може бути реалізований навіть у простому watchOS-додатку без необхідності отримання спеціальних дозволів від Apple. Експортовані дані HealthKit також можна аналізувати офлайн: Apple Health дозволяє експортувати дані у форматі XML, що відкриває можливість їхньої подальшої обробки стандартними інструментами (Python, Excel) без написання складного програмного забезпечення.

Четверте покращення: простий статистичний метод формування еталонного профілю. Ряд існуючих підходів [1, 12, 18] використовують складні моделі машинного навчання (LSTM, CNN, XGBoost) для автентифікації, що потребує значних обчислювальних ресурсів та великих обсягів навчальних даних. У нашій попередній роботі [3] було продемонстровано, що навіть простий статистичний підхід – формування біометричної матриці як набору середніх значень та стандартних відхилень для кожного параметра – здатний забезпечити розрізнення користувачів. Еталонний профіль формується протягом калібрувальної фази (5–7 днів регулярного носіння годинника) шляхом обчислення діапазону нормальних значень для кожного параметра в кожному часовому інтервалі. Автентифікація зводиться до перевірки, чи потрапляє поточний набір значень у межі ± 2 стандартних відхилення від еталону. Такий підхід не потребує потужних обчислювальних ресурсів і може виконуватися безпосередньо на Apple Watch.

П'яте покращення: відкидання явно недостовірних вимірювань за простими критеріями. Замість складних фільтрів обробки сигналів [12], ми пропонуємо простий набір правил для відкидання ненадійних вимірювань перед їх включенням у біометричний профіль. Критерії фізіологічної правдоподібності є інтуїтивно зрозумілими: ЧСС повинна знаходитися в межах 40–200 ударів/хв, SpO₂ – у межах 85–100%, значення BCP – у межах 10–300 мс. Вимірювання, що виходять за ці межі, вважаються артефактними та ігноруються. Додатково, якщо Apple Watch не повертає нового значення SpO₂ або температури шкіри (що трапляється при русі

зап'ястя), ці параметри просто виключаються з поточного біометричного вектора, а порівняння виконується лише за наявними даними. Такий підхід є практично простим, не потребує додаткових обчислень і водночас ефективно фільтрує найбільш грубі помилки вимірювань.

Загалом, ключовою відмінністю нашого підходу від існуючих є його орієнтація на практичну реалізованість. Більшість проаналізованих робіт пропонують ефективні, проте складні рішення, відтворення яких потребує спеціалізованого обладнання [12, 17], доступу до закритих API [7] або значних обчислювальних ресурсів [1, 18]. При цьому новизна зберігається: саме комбінування чотирьох фізіологічних параметрів, групування за часом доби та формування біометричної матриці з простих статистичних метрик для автентифікації на Apple Watch раніше не було запропоновано в такій конфігурації.

Висновки та рекомендації

У роботі проведено системний аналіз принципів збирання фізіологічних біометричних даних із носимих пристроїв для систем безперервної автентифікації. Основні результати та висновки дослідження полягають у наступному.

По-перше, систематизовано п'ять фундаментальних принципів збору біометричних даних із носимих пристроїв: неінвазивність та пасивність, достатня частота дискретизації, мультимодальність, контекстна обізнаність та контроль якості сигналу. Показано, що дотримання цих принципів є необхідною умовою для побудови ефективної системи безперервної автентифікації на основі фізіологічних сигналів.

По-друге, проведено порівняльний аналіз семи ключових існуючих підходів до збору біометричних даних для автентифікації, який виявив переважання одноканальних рішень, використання спеціалізованого обладнання та недостатню увагу до практичної реалізованості протоколів збору на споживчих пристроях.

По-третє, ідентифіковано та описано п'ять ключових обмежень платформи Apple Watch для цілей біометричної автентифікації: обмежений доступ до сирих PPG-сигналів, нерегулярна частота дискретизації у фоновому режимі, обмеження фонового збору даних, вплив артефактів руху на точність та специфіка температурного сенсора.

По-четверте, запропоновано практично орієнтований протокол збору мультимодальних біометричних даних, що базується на стандартних можливостях HealthKit та включає: паралельний збір чотирьох фізіологічних параметрів, групування даних за часом доби для зменшення внутрішньокласової варіабельності, формування біометричної матриці на основі простих статистичних метрик та фільтрацію явно недостовірних вимірювань за критеріями фізіологічної правдоподібності.

Наукова новизна роботи полягає у: (1) обґрунтуванні підходу до одночасного збору чотирьох фізіологічних параметрів із Apple Watch для формування єдиного біометричного профілю; (2) пропозиції простого та відтворюваного протоколу збору, що не потребує спеціалізованого обладнання чи закритих API; (3) використанні часового групування замість складної класифікації активності для контекстної обізнаності; (4) демонстрації можливості побудови біометричної матриці на основі стандартних статистичних методів. Перспективи подальших досліджень пов'язані з експериментальною валідацією запропонованого протоколу на групі добровольців із різними демографічними характеристиками, порівнянням ефективності простого статистичного підходу з методами машинного навчання, а також оцінкою впливу тривалості калібрувальної фази на стабільність біометричного профілю.

Перелік посилань

1. Chhibbar, L. D., Patni, S., Todi, S., Bhatia, A., & Tiwari, K. (2024). Enhancing security through continuous biometric authentication using wearable sensors. *Internet of Things*, 28, 101374. <https://doi.org/10.1016/j.iot.2024.101374>.
2. Del-Valle-Soto, C., Briseño, R. A., Valdivia, L. J., & Nolasco-Flores, J. A. (2024). Unveiling wearables: exploring the global landscape of biometric applications and vital signs and behavioral impact. *BioData Mining*, 17, 15. <https://doi.org/10.1186/s13040-024-00368-y>.

3. Лісовський, Б. В., & Журавель, І. М. (2025). Автентифікація користувача в інформаційних системах на основі біометричних сигналів мобільних пристроїв. *Сучасний захист інформації*, № 4. <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2025.041211>.
4. Manta, C., Jain, S. S., Coravos, A., Mendelsohn, D., & Izmailova, E. S. (2020). An Evaluation of Biometric Monitoring Technologies for Vital Signs in the Era of COVID-19. *Clinical and Translational Science*, 13(6), 1034–1044. <https://doi.org/10.1111/cts.12874>.
5. O'Grady, B., Lambe, R., Baldwin, M., Acheson, T., & Doherty, C. (2024). The Validity of Apple Watch Series 9 and Ultra 2 for Serial Measurements of Heart Rate Variability and Resting Heart Rate. *Sensors*, 24(19), 6220. <https://doi.org/10.3390/s24196220>.
6. Bonneval, L., Wing, D., Sharp, S., Parra, M. T., Moran, R., LaCroix, A., & Godino, J. (2025). Validity of Heart Rate Variability Measured with Apple Watch Series 6 Compared to Laboratory Measures. *Sensors*, 25(8), 2380. <https://doi.org/10.3390/s25082380>.
7. Hunkin, H., King, D. L., & Zajac, I. T. (2022). The Apple Watch for Monitoring Mental Health-Related Physiological Symptoms: Literature Review. *JMIR Mental Health*, 9(9), e37354. <https://doi.org/10.2196/37354>.
8. Sun, W., Guo, Z., Yang, Z., Wu, Y., Lan, W., Liao, Y., Wu, X., & Liu, Y. (2022). A Review of Recent Advances in Vital Signals Monitoring of Sports and Health via Flexible Wearable Sensors. *Sensors*, 22(20), 7784. <https://doi.org/10.3390/s22207784>.
9. Журавель, Ю. І., & Лісовський, Б. В. (2025). Аналіз моделей та алгоритмів автентифікації на основі біометричних даних. *Сучасний захист інформації*, № 2(62), 51–58. <https://doi.org/10.31673/2409-7292.2025.022701>.
10. Alzueta, E., Gombert-Labedens, M., Javitz, H., et al. (2024). Menstrual Cycle Variations in Wearable-detected Finger Temperature and Heart Rate. *Journal of Biological Rhythms*, 39(5), 395–412. <https://doi.org/10.1177/07487304241265018>.
11. Windisch, P., Schröder, C., Förster, R., Cihoric, N., & Zwahlen, D. R. (2023). Accuracy of the Apple Watch Oxygen Saturation Measurement in Adults: A Systematic Review. *Cureus*, 15(2), e35355. <https://doi.org/10.7759/cureus.35355>.
12. Shao, W., Liang, Z., Zhang, R., et al. (2025). Know Me by My Pulse: Toward Practical Continuous Authentication on Wearable Devices via Wrist-Worn PPG. *arXiv preprint arXiv:2508.13690*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2508.13690>.
13. Muratyan, A., Cheung, W., Dibbo, S. V., & Vhaduri, S. (2021). Opportunistic Multi-Modal User Authentication for Health-Tracking IoT Wearables. *arXiv preprint arXiv:2109.13705*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.13705>.
14. Truslow, J., Spillane, A., Lin, H., et al. (2024). Understanding activity and physiology at scale: The Apple Heart & Movement Study. *npj Digital Medicine*, 7, 242. <https://doi.org/10.1038/s41746-024-01187-5>.
15. Apple Inc. (2024). Monitor Your Heart Rate with Apple Watch [Електронний ресурс]. Режим доступу: <https://support.apple.com/en-us/120277>.
16. Sancho, J., Alesanco, Á., & García, J. (2018). Biometric Authentication Using the PPG: A Long-Term Feasibility Study. *Sensors*, 18(5), 1525. <https://doi.org/10.3390/s18051525>.
17. Davoodi, M., Soker, A., Behar, J., & Yaniv, Y. (2023). Using Beat-to-Beat Heart Signals for Age-Independent Biometric Verification. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-42841-4>.
18. Alahmari, N., Alswailem, A., Aloraini, N., et al. (2026). Seamless Vital Signs-Based Continuous Authentication Using Machine Learning. *Future Internet*, 18(1), 14. <https://doi.org/10.3390/fi18010014>.
19. Browne, S. H., Bernstein, M., & Bickler, P. E. (2025). Evaluation of Pulse Oximetry Accuracy in a Commercial Smartphone and Smartwatch Device During Human Hypoxia Laboratory Testing. *Sensors*, 25(5), 1286. <https://doi.org/10.3390/s25051286>.
20. Khushhal, A. A., Mohamed, A. A., & Elsayed, M. E. (2025). Accuracy of Apple Watch to Measure Cardiovascular Indices in Patients with Cardiac Diseases. *Global Heart*, 20(1). <https://doi.org/10.5334/gh.1456>.

Bohdan Lisovskyi

Postgraduate student, Department of Information Technology Security
Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine
ORCID: 0009-0002-3475-4989
E-mail: bohdan.v.lisovskyi@lpnu.ua

Myroslava Skolozdra

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Department of Information Technology Security
Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine
ORCID: 0009-0004-4559-0101
E-mail: myroslava.m.skolozdra@lpnu.ua

PRINCIPLES OF COLLECTING PHYSIOLOGICAL BIOMETRIC DATA FROM WEARABLE DEVICES FOR AUTHENTICATION SYSTEMS

The principles and protocols for collecting physiological biometric data from wearable devices, in particular the Apple Watch, are investigated for building continuous user authentication systems in information systems. A comparative analysis of existing approaches to collecting biometric signals – heart rate (HR), heart rate variability (HRV), blood oxygen saturation (SpO₂), and skin temperature – is conducted, with a focus on the Apple Watch platform and the HealthKit framework. The limitations and open issues specific to data collection from commercial smartwatches are systematized, including irregular sampling rates, motion artifacts, lack of direct access to raw PPG signals, and limitations of background data collection. An improved protocol for collecting multimodal biometric data is proposed, based on synchronized parallel recording of four physiological signals with a contextual labeling mechanism for the user's physiological state. A schematic diagram of the data collection process has been developed, which includes the stages of signal quality control, motion artifact filtering based on the accelerometer, and the formation of a biometric user matrix with periodic updating. The scientific novelty lies in the integrated approach to collecting four physiological parameters simultaneously, taking into account the context of activity, which ensures the formation of a more stable biometric profile compared to single-channel approaches.

Keywords: physiological biometric signals, mobile devices, authentication, blockchain, continuous authentication, information security, information protection, user identification.

Надійшла до редакції (Received): 26.04.2026

Прийнята до друку (Accepted): 12.06.2026

Опубліковано онлайн (Available online): 25.06.2026

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>

This work is licensed under Creative Commons Attribution-noncommercial-sharealike 4.0 International License.

UDC 004.94:378.091.212.2

DOI: 10.31673/2409-7292.2026.024711

Valentyna Makoiedova

PhD in Computer Science, Associate Professor of the Department of Digital Economics and Systems Analysis
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine

ORCID: 0000-0001-7518-894X

E-mail: v.makoiedova@knute.edu.ua

Mykola Tsiutsiura

Doctor of Technical Sciences, Professor, Professor of the Department of Software Engineering and Cybersecurity
State University of Trade and Economics, Kyiv, Ukraine

ORCID: 0000-0003-4713-7568

E-mail: mitsiutsiura@gmail.com

INTELLECTUALIZATION OF SUPPORT FOR THE INTRODUCTORY CAMPAIGN OF HIGHER EDUCATION INSTITUTIONS USING INFORMATION TECHNOLOGY

The article examines the specifics of creating and modelling information technology to support the admissions campaign of a higher education institution in the context of increasing information flows, the growing complexity of interaction between the admissions committee and structural units, as well as constant changes in regulatory requirements for the organisation of the admissions campaign. The relevance of the topic stems from the need for effective data management, optimisation of information exchange, and improvement of the admissions committee's performance. The aim of the article is to analyse, model and implement information technology to support the admissions campaign of a higher education institution in the form of an admissions committee information system. The system is intended to optimise information exchange, automate core admissions processes and support adaptability to changes in admission requirements. The paper analyses modern approaches to the informatisation of the education sector, outlines the requirements for building an admissions committee information system, and defines the role of modelling information flows between the main entities of the admissions process. During the design of the database, logical and physical models were developed, covering approximately one hundred tables grouped by functional purpose. The central tables of the system were identified, which ensure the storage of applicants' personal data, contact information, documents, addresses, benefits, entrance examination results and other admission parameters. The feasibility of using triggers, stored procedures and functions to automate control over the creation, modification and deletion of records, ensure data integrity and support the system's operational logic has been justified. The possibilities of integrating Big Data technologies for the analytical