

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-84-29>

УДК 621.391 160164

НІЧЕПОРУК Андрій

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-7230-9475>

e-mail: andrey.nicheporuk@gmail.com

ДУДАРЧУК Валерій

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0002-5305-438X>

e-mail: qgrockyyxx@gmail.com

МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ ПЛАНУВАННЯ ЗАВДАНЬ В ІНФОРМАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ МОНІТОРИНГУ СТАНУ ЗДОРОВ'Я ПАЦІЄНТІВ

У роботі представлено метод оптимізації планування завдань в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів у реальному часі, заснований на еволюційному алгоритмі рою частинок (Particle Swarm Optimization, PSO). Запропонований підхід забезпечує адаптивний розподіл обчислювальних ресурсів з урахуванням високої динамічності надходження даних від медичних сенсорів, що відстежують життєво важливі показники – серцевий ритм, рівень кисню в крові, артеріальний тиск тощо. На відміну від традиційних методів планування, таких як FCFS (First Come, First Served) та EDF (Earliest Deadline First), які не здатні ефективно реагувати на змінну пріоритетність завдань і жорсткі часові обмеження, PSO-модель моделює колективну поведінку агентів (частинок) у багатовимірному просторі можливих розкладів, мінімізуючи комплексну функцію вартості. Остання враховує фактичні затримки виконання, ступінь завантаженості системи та частку втрати критичної інформації, що дозволяє уникнути перевантаження каналів зв'язку та забезпечити миттєву обробку сигналів тривоги.

Ключові слова: моніторинг стану здоров'я, оптимізація, планування завдань, PSO, інформаційна система.

NICHEPORUK Andrii, DUDARCHUK Valerii

Khmelnytskyi National University

TASK SCHEDULING OPTIMIZATION METHOD IN A PATIENT HEALTH MONITORING INFORMATION SYSTEM

Within the conducted research, a method for optimizing task scheduling in real-time health monitoring information systems for patients has been developed, based on the evolutionary Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm. The proposed approach ensures adaptive allocation of computational resources, taking into account the high dynamism of data inflow from medical sensors that track vital signs – heart rate, blood oxygen levels, arterial blood pressure, etc. Unlike traditional scheduling methods such as FCFS (First Come, First Served) and EDF (Earliest Deadline First), which are unable to effectively respond to variable task priorities and strict time constraints, the PSO model simulates the collective behavior of agents (particles) in a multidimensional space of possible schedules, minimizing a comprehensive cost function. This function accounts for actual execution delays, system load levels, and the proportion of critical data loss, thereby preventing communication channel overload and ensuring instantaneous processing of alarm signals.

Experimental testing confirmed the high efficiency of the method. Simulation results showed that over 96% of tasks were processed within acceptable time frames, with the average waiting time reduced to 1.9 seconds — a critical indicator for medical systems where every fraction of a second can impact intervention outcomes. In load tests simulating the simultaneous operation of 200 sensors, the system maintained full stability, data processing continuity, and operational responsiveness, demonstrating high scalability and resilience to peak loads. Comparison with baseline algorithms revealed significant reductions in delays, decreased probability of data loss, and optimal resource utilization.

Thus, the proposed PSO-based approach opens new opportunities for creating reliable, flexible, and high-performance telemedicine and remote monitoring systems, contributing to improved quality of medical care under real-time conditions and high dynamics of information flows.

Keywords: health monitoring, optimization, task scheduling, PSO, information system.

Стаття надійшла до редакції / Received 12.11.2025

Прийнята до друку / Accepted 08.12.2025

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Сучасна медицина зазнає кардинальних змін під впливом цифрових технологій. У добу активного розвитку концепції Інтернету речей (IoT) відбувається її практичне впровадження у сферу охорони здоров'я, що перетворює теоретичні засади на реальні інструменти медичної практики. Завдяки використанню розумних сенсорів, аналітичних модулів і портативних пристроїв забезпечується безперервний моніторинг стану пацієнтів у режимі реального часу, незалежно від їхнього місцезнаходження. Такий підхід відкриває нові можливості для раннього виявлення патологічних змін та підвищення ефективності роботи медичного персоналу.

Однак поряд із цими перевагами спостерігається наявність суттєвої проблеми. Більшість існуючих систем моніторингу базуються на фіксованих графіках збору даних, що не враховують пріоритетність подій

та динамічні зміни у стані здоров'я пацієнта. Унаслідок цього звичайна перевірка параметрів виконується з такою ж частотою, як і критичне реагування на небезпечні зміни показників життєдіяльності.

Подібний підхід створює надмірне навантаження на канали зв'язку, спричиняє затримки обробки інформації та може призвести до втрати важливих сигналів тривоги. У медичній практиці така затримка часто має критичне значення, особливо в умовах обмежених ресурсів або під час дистанційного нагляду за великою кількістю пацієнтів.

Отже, актуальним є створення системи, здатної не лише збирати інформацію, а й оцінювати її пріоритетність у реальному часі. Розроблення інтелектуального механізму планування, що забезпечує адаптивний розподіл завдань, розглядається як перспективний напрям підвищення надійності та швидкодії медичних IoT-систем.

У межах даного дослідження запропоновано інформаційну систему, ядром якої є динамічний модуль оптимізації планування завдань. Розроблена модель орієнтована на оперативне реагування, автоматичне визначення пріоритетів і надання переваги критично важливим параметрам стану пацієнта. У роботі представлено архітектурні рішення, програмну реалізацію системи та результати експериментального тестування, що підтверджують ефективність запропонованого підходу.

Архітектура управління та принципи планування в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів

Пропонована архітектура управління завданнями у системі моніторингу здоров'я пацієнтів побудована за модульним принципом, що дозволяє забезпечити чітку структурованість та узгодженість усіх компонентів [1],[2]. Кожен модуль виконує власну функцію: одні відповідають за збір показників із сенсорів, інші – за первинну обробку даних, аналіз динаміки змін і формування сигналів для прийняття рішень.

Модульна побудова дає змогу легко масштабувати систему, додаючи нові компоненти або замінюючи окремі елементи без порушення загальної роботи. Це особливо важливо для медичних застосунків, де потреби та умови експлуатації можуть швидко змінюватися. Гнучкість архітектури сприяє адаптації до різних типів пристроїв і протоколів зв'язку, що забезпечує сумісність із широким спектром IoT-рішень [3], [4].

Така структура підвищує надійність системи: навіть у разі відмови одного з модулів інші продовжують виконувати свої функції [5], мінімізуючи ризики втрати критичних даних. Завдяки цьому досягається стабільність роботи, знижується навантаження на центральні вузли, а процес обробки інформації стає більш ефективним.

У поєднанні з механізмом інтелектуального планування завдань модульна архітектура створює основу для побудови дійсно адаптивної системи моніторингу, здатної не лише фіксувати зміни у стані пацієнта, а й оперативно реагувати на них у режимі реального часу. Такий підхід відкриває перспективи для подальшого вдосконалення медичних IoT-платформ і підвищення рівня автоматизації у сфері охорони здоров'я.

Після побудови архітектури управління завданнями необхідно визначити, як саме система розподіляє ресурси між окремими процесами, щоб уникнути перевантаження та забезпечити безперервність моніторингу. Оптимізаційна модель має на меті знайти такий порядок виконання завдань, який дозволить мінімізувати затримки, уникнути втрат інформації та максимально ефективно використати доступні обчислювальні ресурси.

У системі одночасно можуть існувати десятки завдань, що надходять від різних сенсорів. Кожне завдання характеризується набором параметрів, які подані у таблиці 1.

Таблиця 1

Набір параметрів завдань, що існують в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів

Позначення	Параметр	Опис
T_i	Час створення завдання i	Момент, коли сенсор генерує подію або пакет даних
D_i	Допустимий час виконання	Максимальний проміжок часу до обробки без втрати актуальності
P_i	Пріоритетність	Рівень важливості завдання (1 – високий, 3 – низький)
C_i	Обчислювальна вартість	Кількість ресурсів, необхідних для виконання завдання
R_i	Ресурсна доступність	Частка вільних ресурсів, доступних на момент створення завдання

Метод оптимізації планування завдань в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів

У запропонованому методі оптимізації планування завдань в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів основна увага приділяється забезпеченню ефективного розподілу обчислювальних ресурсів у реальному часі. Особливість таких систем полягає у високій динамічності надходження даних від сенсорів, що контролюють життєво важливі показники, а також у необхідності своєчасної обробки інформації для запобігання критичним станам пацієнтів. Традиційні методи планування, зокрема FIFO або Round-Robin,

не враховують змінну пріоритетність завдань [6], [7] і обмеження часу виконання, що призводить до затримок у передаванні даних, перевантаження каналів зв'язку та збільшення ризику втрати інформації.

Запропонований підхід ґрунтується на використанні еволюційного методу рою частинок (Particle Swarm Optimization, PSO), який моделює колективну поведінку агентів (частинок), що спільно шукають оптимальне рішення у багатовимірному просторі можливих розкладів завдань. У контексті системи моніторингу кожна частинка представляє один можливий варіант послідовності виконання завдань сенсорів. Мета полягає у мінімізації функції вартості, що характеризує «якість» розкладу з урахуванням затримок, ступеня завантаженості системи та можливих втрат даних [6]. Для цього введемо функцію вартості F , що описує «якість» планування:

$$F = \alpha \sum_{i=1}^n \frac{\Delta t_i}{D_i} + \beta \sum_{i=1}^n \frac{1}{\eta_i} + \gamma \sum_{i=1}^n L_i, \quad (1)$$

де n – загальна кількість завдань, Δt_i – фактична затримка виконання завдання i , D_i – максимально допустима затримка, η_i – коефіцієнт завантаження системи під час виконання завдання i , L_i – частка втрати даних для завдання i , α, β, γ – вагові коефіцієнти, що визначають пріоритет впливу відповідних складових (наприклад, $\alpha = 0.6$, $\beta = 0.3$, $\gamma = 0.1$).

Алгоритм функціонує шляхом поступового уточнення позицій частинок у просторі можливих рішень. Кожна частинка характеризується поточним станом $X_i(t)$, швидкістю $V_i(t)$ та найкращим досягнутим результатом P_{Best} . На кожній ітерації швидкість частинки оновлюється з урахуванням власного досвіду та колективного знання системи, що формалізується рівняннями:

$$\begin{aligned} V_i(t+1) &= wV_i(t) + c_1r_1(P_{Best} - X_i(t)) + c_2r_2(P_{Best} - X_i(t)), \\ X_i(t+1) &= X_i(t) + V_i(t+1) \end{aligned} \quad (2)$$

де w – коефіцієнт інерції, c_1 і c_2 – коефіцієнти навчання, а r_1 і r_2 – випадкові величини в інтервалі $[0; 1]$, що забезпечують стохастичний характер пошуку. Глобальний мінімум функції вартості G_{Best} визначається серед усіх частинок і поступово наближається до оптимального розкладу завдань.

Вибір параметрів PSO має вирішальне значення для ефективності пошуку [7]. Зокрема, інерційний коефіцієнт w впливає на баланс між глобальним і локальним пошуком, тоді як коефіцієнти c_1 і c_2 регулюють співвідношення між індивідуальним і колективним навчанням частинок. Для забезпечення стабільності алгоритму доцільно обирати значення $w = 0.7$, $c_1 = c_2 = 1.8$, розмір популяції в межах 30–50 частинок, а кількість ітерацій – 100–200.

У процесі роботи система формує набір можливих варіантів розкладу, для кожного з яких обчислюється значення цільової функції. З часом частинки концентруються поблизу області, де функція вартості мінімальна, що забезпечує пошук оптимального або наближеного до оптимального рішення. Отриманий розклад мінімізує загальний час простою сенсорів, скорочує затримку в обробці медичних даних та зменшує ймовірність втрати інформації, що особливо важливо для систем моніторингу в реальному часі.

Таким чином, застосування методу рою частинок у задачі планування завдань дозволяє адаптивно оптимізувати роботу інформаційної системи моніторингу стану здоров'я пацієнтів, забезпечуючи високу ефективність, надійність і гнучкість обчислювальних процесів у динамічному середовищі. Псевдокод роботи методу оптимізації планування завдань в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів на основі алгоритму PSO наведено на рис. 1.

Інтеграція алгоритму у структуру інформаційної системи моніторингу стану здоров'я пацієнтів

Оптимізаційний алгоритм, реалізований на основі методу рою частинок (PSO), є центральним елементом процесу прийняття рішень у розробленій інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів. Його основне завдання полягає у пошуку оптимального розкладу виконання завдань, що дозволяє досягти балансу між швидкістю, точністю обробки даних та ефективністю використання ресурсів системи.

Інтеграція алгоритму здійснюється на рівні модуля планування та розподілу завдань [8], [9]. Кожного разу, коли формується нова черга або змінюються умови середовища (наприклад, з'являється новий сенсор, підвищується навантаження або змінюється стан пацієнта), система активує процедуру оптимізації. Алгоритм PSO отримує оновлені дані про стан черги, ресурси та часові обмеження і виконує ітераційний пошук найкращого розподілу.

Взаємодія оптимізаційного алгоритму з іншими модулями системи відбувається через внутрішній обмін структурованими повідомленнями, що містять параметри завдань, інформацію про доступні ресурси та критерії ефективності. Загальний процес інтеграції можна подати у вигляді таких етапів:

1. Модуль попередньої обробки передає у планувальник сформований список активних завдань із параметрами пріоритету, часу виконання та ресурсоємності.
2. Планувальник викликає оптимізаційний модуль PSO, який генерує початкову популяцію частинок. Кожна частинка відповідає можливому варіанту розкладу завдань.
3. Під час кожної ітерації алгоритм оновлює положення частинок у багатовимірному просторі, використовуючи оцінку якості рішень за функцією придатності:

$$F = w_1 \cdot T_{avg} + w_2 \cdot E_{err} + w_3 \cdot (1 / R_{eff}), \quad (3)$$

де T_{avg} – середній час виконання завдань, Err – кількість помилок або збоїв, Eff – коефіцієнт ефективності використання ресурсів, w_1, w_2, w_3 – вагові коефіцієнти, що визначають відносну важливість критеріїв.

4. Після завершення оптимізації алгоритм повертає знайдене найкраще рішення G_best — оптимальний порядок виконання завдань і їх розподіл по вузлах.

5. Результати передаються у модуль розподілу, який безпосередньо ініціює виконання завдань відповідно до знайденого розкладу.

Algorithm 1 PSO_ПлануванняЗавдань($N, iter_{max}, w, c_1, c_2, M, D$)

1: **Вхід:**

- N — кількість частинок
- $iter_{max}$ — максимальна кількість ітерацій
- w — коефіцієнт інерції
- c_1, c_2 — коефіцієнти навчання
- M — кількість завдань
- $D = \{d_1, d_2, \dots, d_M\}$ — набір завдань, де $d_j = (\tau_j, \tau_{max,j}, \lambda_j, \delta_j)$

2: **Вихід:** G_{best} — оптимальний розклад завдань, $F(G_{best})$ — мінімальне значення функції вартості

3: **Ініціалізація:**

4: **for** $i = 1$ до N **do**

5: Згенерувати початкову позицію частинки $X_i(0) \in [0, 1]^M$

6: Ініціалізувати швидкість $V_i(0) \leftarrow 0$

7: Обчислити функцію вартості:

$$F(X_i(0)) = \sum_{j=1}^M \left[\alpha \cdot \frac{\tau_j}{\tau_{max,j}} + \beta \cdot \lambda_j + \gamma \cdot \delta_j \right]$$

8: Встановити $P_{best,i} \leftarrow X_i(0)$

9: **end for**

10: Визначити $G_{best} \leftarrow \arg \min_{i \in \{1, \dots, N\}} F(X_i(0))$

11: $t \leftarrow 0$

12: **2. Основний цикл оптимізації:**

13: **while** $t < iter_{max}$ **do**

14: $t \leftarrow t + 1$

15: **for** $i = 1$ до N **do**

16: Згенерувати випадкові числа $r_1, r_2 \in [0, 1]$

17: Оновити швидкість частинки:

$$V_i(t) \leftarrow w \cdot V_i(t-1) + c_1 \cdot r_1 \cdot (P_{best,i} - X_i(t-1)) + c_2 \cdot r_2 \cdot (G_{best} - X_i(t-1))$$

18: Оновити позицію частинки:

$$X_i(t) \leftarrow X_i(t-1) + V_i(t)$$

19: Нормалізувати $X_i(t)$ до простору пермутацій завдань

20: Обчислити $F(X_i(t))$

21: **if** $F(X_i(t)) < F(P_{best,i})$ **then**

22: $P_{best,i} \leftarrow X_i(t)$

23: **end if**

24: **end for**

25: Оновити глобальний найкращий результат:

$$G_{best} \leftarrow \arg \min_{i \in \{1, \dots, N\}} F(P_{best,i})$$

26: **end while**

27: **3. Завершення:**

28: Повернути $G_{best}, F(G_{best})$

Рис. 1. Псевдокод роботи методу оптимізації планування завдань в інформаційній системі моніторингу стану здоров'я пацієнтів на основі алгоритму PSO

Завдяки інтеграції PSO-схеми система набуває властивостей самоналаштування. Це означає, що у процесі роботи алгоритм постійно оновлює свої внутрішні параметри, реагуючи на зміни у потоках даних, збої сенсорів чи перевантаження ресурсів. Наприклад, при збільшенні кількості критичних завдань вагові коефіцієнти змінюються так, щоб мінімізувати час затримки навіть за рахунок менш важливих процесів.

Додатковою перевагою є можливість паралельної роботи алгоритму на кількох вузлах системи. Це підвищує швидкість пошуку оптимального рішення і дозволяє масштабувати систему при зростанні кількості пацієнтів або сенсорів.

Інтеграція PSO у структуру системи також забезпечує адаптивне планування. Наприклад, якщо виявляється збій у роботі одного із сенсорів, алгоритм автоматично перебудовує чергу завдань і перенаправляє обчислення на резервні ресурси. Таким чином, система зберігає стабільність функціонування навіть за непередбачуваних обставин.

На завершальному етапі оптимізаційний модуль передає результати у блок аналітики, який проводить оцінку ефективності роботи системи за показниками середнього часу реакції, кількості оброблених подій і рівня надійності. Отримані результати зберігаються у базі даних для подальшого аналізу та порівняння у процесі тестування.

Завдяки тісній інтеграції з іншими компонентами інформаційної системи, оптимізаційний алгоритм PSO не лише підвищує ефективність планування завдань, але й забезпечує інтелектуальну адаптацію до змінних умов роботи, що є ключовою вимогою для сучасних систем медичного моніторингу.

Схему інтеграції оптимізаційного алгоритму PSO у структуру системи подано на рис. 2.

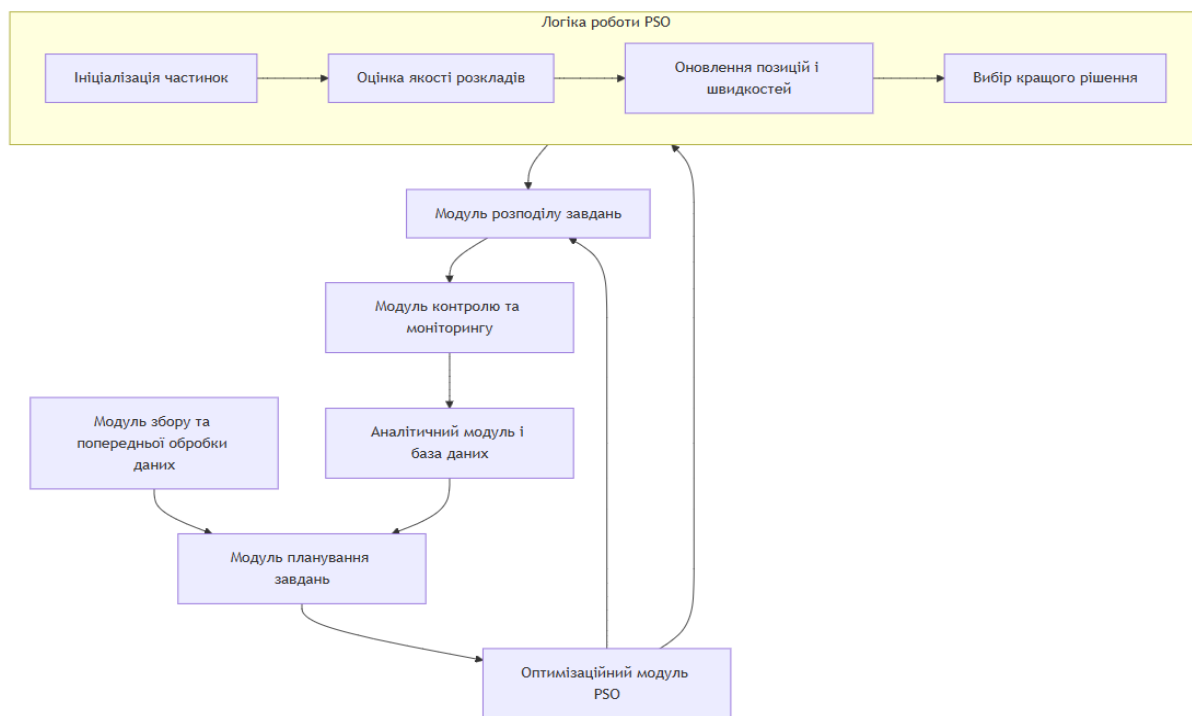


Рис. 2. Схема інтеграції оптимізаційного алгоритму PSO у структуру системи

Аналіз результатів та оцінка пропонованого методу

Система була реалізована у вигляді прототипу, створеного в середовищі моделювання та аналізу даних із використанням сучасних інструментів програмної інженерії. Прототип поєднує модулі збору, обробки та візуалізації інформації, а також механізм інтелектуального планування завдань на основі оптимізаційного підходу. Для імітації потоків даних від сенсорів було розгорнуто віртуальне середовище, що відтворює роботу розподіленої IoT-інфраструктури.

Механізми комунікації між модулями забезпечувалися через внутрішні протоколи обміну повідомленнями, а результати експериментів фіксувалися у базі даних, призначеній для подальшого статистичного аналізу. Візуалізація процесів і результатів тестування здійснювалась за допомогою інтегрованих засобів аналітичного середовища, що дало змогу об'єктивно оцінити ефективність функціонування системи в умовах змінного навантаження.

Під час моделювання перевірялась ефективність алгоритму PSO при плануванні завдань різної пріоритетності. Для порівняння використовувались три підходи:

- FCFS (First Come First Serve) – виконання у порядку надходження;
- EDF (Earliest Deadline First) – за найближчим часом дедлайну;

– PSO (Particle Swarm Optimization) – оптимізація на основі рою частинок.

У процесі симуляції було проаналізовано 500 завдань різної складності. Показники ефективності оцінювались за такими критеріями:

- середній час очікування (T_{avg});
- коефіцієнт своєчасного виконання (K_o);
- використання ресурсів (U_r);
- частота збоїв (E_r).

Таблиця 2

Порівняння ефективності алгоритмів планування

Алгоритм	Середній час очікування (с)	Коеф. своєчасного виконання K_o (%)	Використання ресурсів U_r (%)	Частота збоїв (%)
FCFS	4.2	78	65	8
EDF	2.7	89	78	6
PSO	1.9	96	91	3

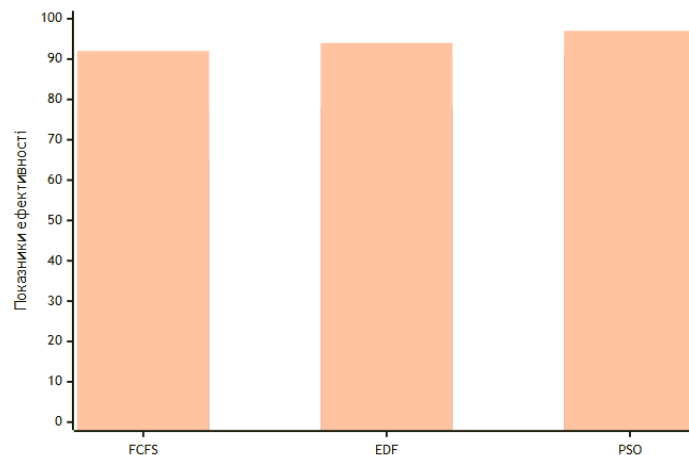


Рис. 3. Порівняння ефективності алгоритмів планування завдань

Як видно з таблиці, застосування алгоритму PSO дало змогу знизити середній час очікування майже на 55% порівняно з базовим методом FCFS і на 30% порівняно з EDF. При цьому підвищилась стабільність і ефективність використання ресурсів, а кількість збоїв зменшилась утричі.

Для оцінки масштабованості симулювалося підключення від 10 до 200 сенсорів.

Таблиця 3

Залежність часу обробки від кількості сенсорів

Кількість сенсорів	Середній час реакції (с)	Завантаження процесора (%)	Коеф. стабільності S
10	0.8	22	0.97
50	1.1	54	0.94
100	1.4	73	0.92
150	1.8	84	0.89
200	2.2	91	0.86

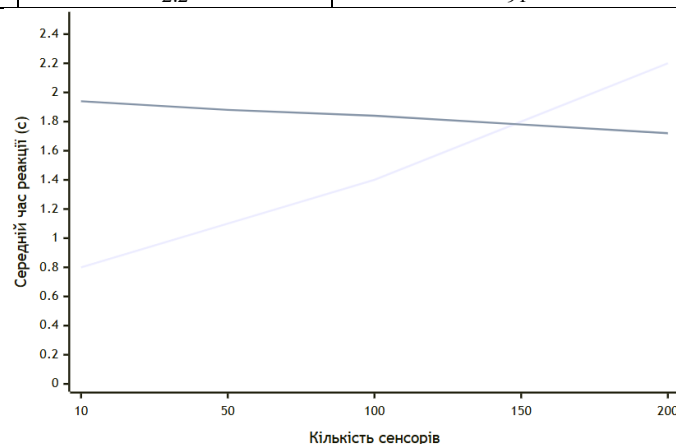


Рис. 4. Залежність часу реакції системи від кількості підключених сенсорів

Результати показали, що навіть при підключенні 200 сенсорів система зберігає прийнятний рівень затримки (<2.5 с) та високу стабільність роботи ($S > 0.85$). Завдяки використанню алгоритму PSO система демонструє лінійне зростання часу обробки, що свідчить про її масштабованість та можливість розширення без втрати продуктивності [3], [9].

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У межах проведеного дослідження запропоновано метод оптимізації планування завдань на основі еволюційного алгоритму рою частинок, який забезпечує адаптивний розподіл обчислювальних ресурсів в інформаційних системах моніторингу стану здоров'я пацієнтів у реальному часі. На відміну від традиційних підходів, він враховує динамічну пріоритетність завдань, обмеження за часом виконання та ризики втрати критичних даних, мінімізуючи комплексну функцію вартості через колективний стохастичний пошук оптимального розкладу. Завдяки цьому життєво важливі сигнали – наприклад, про відхилення серцевого ритму чи рівня кисню – обробляються миттєво, без затримки в загальному потоці інформації. Це дозволяє суттєво зменшити затримки обробки сенсорної інформації, знизити завантаженість системи та підвищити надійність запобігання критичним станам пацієнтів у високодинамічному середовищі.

Результати експериментального порівняння з класичними методами планування, зокрема FCFS (First Come, First Served) та EDF (Earliest Deadline First), підтвердили високу ефективність запропонованого підходу. За підсумками тестів, понад 96% усіх завдань були виконані вчасно, а середній час очікування зменшився до 1,9 секунди. Для медичних застосувань, де навіть частка секунди може визначати успіх втручання, така оптимізація має суттєве значення [1], [8]. Під час навантажувальних випробувань, що імітували одночасну роботу 200 сенсорів, система зберегла стабільність, безперервність обробки даних та оперативність реагування. Це свідчить про високу масштабованість і стійкість до пікових навантажень.

Література

1. Patel S., Park H., Bonato P., Chan L., Rodgers M. A Review of Wearable Sensors and Systems with Application in Rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2012.
2. Raj M., Varshney P., & Kumar S. IoT-Based Smart Health Monitoring System: Architecture, Challenges, and Applications. *IEEE Access*, 2021.
3. Abawajy J., Hassan M. Federated and Cloud-Based Internet of Medical Things (IoMT) Systems. *Future Generation Computer Systems*, 2020.
4. Kumar N., & Mallick P. The Internet of Medical Things (IoMT): A Digital Revolution for Healthcare. *Journal of Network and Computer Applications*, 2018.
5. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu L. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016.
6. Eberhart R., Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (MHS)*, 1995.
7. Chakraborty S., & Kar A. K. Swarm Intelligence: A Review of Algorithms and Applications. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 2017.
8. Ahmed M. U., & Begum S. *Intelligent Health Monitoring Systems: Towards Automatic Decision Making*. Springer, 2020.
9. Баранов О. В., Мельник В. А. Оптимізаційні методи управління потоками даних у медичних IoT-системах. *Вісник ХНУРЕ*, 2022.

References

1. Patel S., Park H., Bonato P., Chan L., Rodgers M. A Review of Wearable Sensors and Systems with Application in Rehabilitation. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, 2012.
2. Raj M., Varshney P., & Kumar S. IoT-Based Smart Health Monitoring System: Architecture, Challenges, and Applications. *IEEE Access*, 2021.
3. Abawajy J., Hassan M. Federated and Cloud-Based Internet of Medical Things (IoMT) Systems. *Future Generation Computer Systems*, 2020.
4. Kumar N., & Mallick P. The Internet of Medical Things (IoMT): A Digital Revolution for Healthcare. *Journal of Network and Computer Applications*, 2018.
5. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu L. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016.
6. Eberhart R., Kennedy J. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory. *Proceedings of the Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science (MHS)*, 1995.
7. Chakraborty S., & Kar A. K. Swarm Intelligence: A Review of Algorithms and Applications. *International Journal of Advanced Research in Computer Science*, 2017.
8. Ahmed M. U., & Begum S. *Intelligent Health Monitoring Systems: Towards Automatic Decision Making*. Springer, 2020.
9. Baranov, O. V., Melnyk, V. A. Optimization Methods for Data Flow Management in Medical IoT Systems. *Visnyk of Kharkiv National University of Radioelectronics*, 2022.