

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2025-58-21>

УДК 004.77, 613

Федонюк Юрій Анатолійович, аспірант

<https://orcid.org/0000-0003-0942-227X>

Глинчук Людмила Ярославівна, к.фіз.-мат.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-8943-9604>

Волинський національний університет імені Лесі Українки, м. Луцьк, Україна

МОНІТОРИНГ СТАНУ ЗДОРОВ'Я ПАЦІЄНТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІоТ

Федонюк Ю.А., Глинчук Л.Я. Моніторинг стану здоров'я пацієнтів за допомогою інформаційної технології ІоТ. У статті розглянуто особливості застосування ІоТ-пристроїв, які збирають медичні показники пацієнтів у реальному часі, та їх інтеграцію з методами машинного навчання для поліпшення якості даних. Описано типові підходи до корекції цих артефактів для забезпечення точності та надійності медичних діагностичних систем. Автори також зосереджуються на практичному використанні фільтрів для оптимізації опрацювання сигналів, що дозволяє досягти високої точності моніторингу стану здоров'я пацієнтів у реальному масштабі часу. Висвітлено основні технічні та методологічні виклики, пов'язані з інтеграцією ІоТ у медичні інформаційні системи, а також пропонуються шляхи їх вирішення для підвищення ефективності та точності моніторингу.

Ключові слова: Інтернет Речей, машинне навчання, моніторинг стану здоров'я пацієнтів, електрокардіограма, видалення шумів, фільтр низьких частот, низькочастотний дрейф, реальний час, медичні пристрої, інтеграція ІоТ і ML.

Fedoniuk Y., Hlynchuk L. Patient Health Monitoring Using IoT Information Technology. The paper examines the features of IoT devices that collect real-time medical parameters from patients and their integration with machine learning methods to improve data quality. The article describes common approaches to correcting these artifacts to ensure the accuracy and reliability of medical diagnostic systems. The authors also focus on the practical application of filters and machine learning methods to optimize signal processing, which enables high-precision patient monitoring in real-time. Key technical and methodological challenges associated with integrating IoT into medical systems are highlighted, and solutions are proposed to improve monitoring efficiency and accuracy.

Keywords: Internet of Things, machine learning, patient monitoring, electrocardiogram, noise removal, low-pass filter, low-frequency drift, real-time, medical devices, IoT and ML integration.

Постановка проблеми.

Моніторинг стану здоров'я пацієнтів у реальному часі з використанням ІоТ-пристроїв, інтегрованих з методами машинного навчання, є надзвичайно актуальним через зростання потреби у своєчасній медичній допомозі. Збільшення кількості пацієнтів із хронічними захворюваннями, таких як кардіоваскулярні хвороби, діабет та хронічні респіраторні патології, вимагає постійного контролю. Додатково, старіння населення створює додаткове навантаження на систему охорони здоров'я, а необхідність ранньої діагностики критичних станів підвищує шанси на ефективне лікування.

ІоТ-пристрої дозволяють збирати дані про життєво важливі показники, такі як серцевий ритм, рівень глюкози в крові, кисень у крові, артеріальний тиск, температура тіла, фізична активність тощо. Ці дані передаються в реальному часі через інтернет для аналізу, що знижує потребу в постійній присутності пацієнта у лікарні. Носимі пристрої, імпланти та інші компактні сенсори забезпечують мобільність пацієнтів і підвищують зручність використання таких рішень. Інтеграція цих пристроїв з методами машинного навчання значно розширює можливості аналізу даних. ML-алгоритми здатні виявляти аномалії у показниках пацієнта, прогнозувати ризики розвитку критичних станів, таких як інсульт або серцевий напад, а також надавати персоналізовані рекомендації. Системи, що використовують машинне навчання, можуть автоматично генерувати попередження або викликати медичну допомогу у разі потреби.

Цей підхід дозволяє значно скоротити час реакції медичних працівників у разі критичних ситуацій, мінімізує помилки, пов'язані із суб'єктивним самостереженням, та підвищує точність діагностики завдяки аналізу об'єктивних даних. Застосування таких технологій є ефективним у масштабі, адже дозволяє одному лікарю відстежувати стан сотень пацієнтів одночасно через централізовану платформу, а також знижує витрати завдяки скороченню кількості стаціонарних візитів. Приклади практичного використання включають моніторинг серцевого ритму у кардіології, контроль рівня глюкози у пацієнтів з діабетом, моніторинг кисню у крові у пацієнтів із легеневиими патологіями, а також відстеження фізичної активності та прогресу реабілітації.

Попри численні переваги, існують виклики, пов'язані із захистом конфіденційності даних, інтеграцією IoT-пристроїв з медичними інформаційними системами, а також забезпеченням точності моделей машинного навчання, що використовуються для аналізу. Перспективи розвитку включають ширше застосування хмарних обчислень, створення інтероперабельних стандартів для підключення пристроїв і впровадження передових технологій машинного навчання, таких як глибоке навчання, для більш точного аналізу складних сигналів. Таким чином, моніторинг стану здоров'я пацієнтів у реальному часі з використанням IoT-пристроїв, інтегрованих з ML, є ключовим кроком до цифрової трансформації медицини, сприяючи своєчасній діагностиці, персоналізованому підходу до лікування та оптимізації роботи системи охорони здоров'я.

Стан дослідження проблеми

Останні публікації, що стосуються моніторингу стану здоров'я пацієнтів за допомогою IoT та машинного навчання, висвітлюють різні аспекти цієї теми.

У статті "Пристрої віддаленого моніторингу пацієнтів (RPM) покращують охорону здоров'я" обговорюється використання безперебійної техніки роумінгу Bluetooth для збору даних про стан здоров'я пацієнта в реальному масштабі часу. Це дозволяє зберігати дані на сервері, навіть коли пацієнти переміщуються по будівлі, забезпечуючи низьку затримку менше 1 секунди [1]. У статті "Машинне навчання, потоковий Інтернет речей та підключені медичні пристрої" розглядається застосування машинного навчання для опрацювання даних моніторингу стану здоров'я пацієнтів за допомогою Apache Spark. Це дозволяє ефективно аналізувати потоки даних, що надходять від підключених медичних пристроїв.[2] У роботі "Штучний інтелект в медицині: можливості та перспективи ШІ" обговорюється роль штучного інтелекту в трансформації медичної галузі. Завдяки технологіям машинного і глибинного навчання ШІ забезпечує автоматизацію складних процесів, таких як аналіз медичних зображень та обробка великих обсягів даних, що дозволяє лікарям швидше та точніше діагностувати захворювання, пропонувати персоналізоване лікування та прогнозувати результати терапії [3]. У науковій праці "Розробка додатків для mHealth у 2025: Що потрібно знати" розглядаються виклики та тенденції у розробленні мобільних застосунків для охорони здоров'я, зокрема дистанційний моніторинг стану здоров'я пацієнтів за допомогою пристроїв IoT. Багатогранні пристрої Інтернету речей допомагають відстежувати стан здоров'я пацієнтів, що є важливим аспектом у розвитку mHealth [4]. У статті "TinyML: програми, обмеження та використання в пристроях IoT і мобільних пристроях" обговорюється розвиток методів машинного навчання та їх інтеграція в пристрої IoT. Це дозволяє здійснювати опрацювання даних безпосередньо на пристрої, що є важливим для моніторингу стану здоров'я пацієнтів у реальному часі. [5]

У магістерській роботі "IoT досліджує нові виміри догляду за пацієнтами за допомогою моніторингу стану здоров'я в режимі реального часу та доступу до даних про стан" розглядається використання IoT для моніторингу стану здоров'я пацієнтів в реальному масштабі часу, що дозволяє покращити якість медичного обслуговування[6]. У статті "Що таке машинне навчання: як працює та де використовується" пояснюється, що машинне навчання є галуззю штучного інтелекту, яка фокусується на розробленні алгоритмів і статистичних моделей, що дозволяють комп'ютерам виконувати завдання без явного програмування[7]. У статті "Як працює збір даних IoT" надається вичерпний аналіз збору даних IoT, пропонується чіткий, структурований підхід до ефективного збору та опрацювання даних, що є важливим для моніторингу стану здоров'я пацієнтів [8]. У статті "Моніторингова IoT-мережа на базі LORAWAN та MQTT" розглядається моніторинг стану мережі IoT, зокрема на базі LORAWAN та MQTT, що є важливим для забезпечення ефективного збору та передачі даних у системах моніторингу стану здоров'я пацієнтів. [9]

Ці публікації підкреслюють важливість інтеграції IoT та машинного навчання для ефективного моніторингу стану здоров'я пацієнтів, що дозволяє покращити якість медичного обслуговування та забезпечити своєчасну діагностику та лікування.

Основною **метою статті** є розроблення ефективного підходу до моніторингу стану здоров'я пацієнтів за допомогою технологій Інтернету Речей (IoT) та методів машинного навчання (ML). Для досягнення цієї мети необхідно вирішити кілька важливих завдань:

1. Проаналізувати сучасні підходи до розроблення систем збору медичних даних у реальному масштабі часу з використанням IoT-пристроїв, таких як смарт-годинники, фітнес-браслети, медичні пластири, які фіксують основні фізіологічні показники пацієнтів (серцевий ритм, рівень цукру в крові, кисень у крові, артеріальний тиск тощо).

2. Проаналізувати можливість використання методів для видалення шумів та артефактів у медичних даних, зокрема високочастотних шумів і низькочастотних дрейфів, для забезпечення точності та надійності результатів моніторингу.

Виклад основного матеріалу

Моніторинг стану здоров'я пацієнтів у реальному масштабі часу з використанням IoT-пристроїв, інтегрованих з методами машинного навчання, має величезний потенціал для покращення якості медичних послуг.

Ключові компоненти моніторингу стану здоров'я пацієнтів включають IoT-пристрої для збору даних та типи зібраних медичних показників. IoT-пристрої для збору медичних даних відіграють ключову роль у персоналізованому моніторингу здоров'я. Зібрані дані можуть включати серцевий ритм, рівень цукру в крові (глюкометри), кисень у крові (SpO_2), артеріальний тиск, температуру тіла, фізичну активність та якість сну. Особливості використання IoT-пристроїв залежать від типу пристрою та параметрів, які вони вимірюють. Існують різні типи IoT-пристроїв для збору даних, зокрема носимі пристрої, такі як смарт-годинники, фітнес-браслети та медичні пластири. Ці пристрої призначені для постійного носіння, підходять для тривалого моніторингу фізіологічних показників і мають високу зручність для пацієнтів. Дані збираються у реальному масштабі часу та передаються через Bluetooth або Wi-Fi. Перевагами носимих пристроїв є простота використання та можливість широкого застосування у щоденному житті. Проте вони мають обмежений час роботи на батареї та можуть бути чутливими до фізичних перешкод, наприклад, неправильного носіння.

Методи опрацювання даних, отриманих із смарт-годинників, фітнес-браслетів та медичних пластирів, включають кілька етапів, що забезпечують точність та коректність зібраних медичних показників. Дані з цих пристроїв зазвичай включають фізіологічні показники пацієнтів, такі як серцевий ритм, рівень цукру в крові, кисень у крові, артеріальний тиск, температура тіла та інші параметри, які збираються у реальному часі. Зібрані дані мають пройти попереднє опрацювання для зниження впливу шумів та артефактів, які можуть виникнути під час вимірювань через помилки в передачі сигналу або фізичні перешкоди. На першому етапі дані очищаються від викидів, які можуть бути викликані несправністю пристроїв або зовнішніми факторами, наприклад, рухами або неправильним носінням пристрою. Для цього використовуються методи фільтрації сигналів, такі як фільтри низьких та високих частот, які дозволяють відфільтрувати непотрібні частоти та підвищити точність даних. Одним із поширених методів є застосування фільтрів низьких частот (ФНЧ), які допомагають знизити високочастотний шум, що може виникнути в результаті електронних перешкод. Інші методи включають використання статистичних технік, таких як зсув середнього або експоненціальне згладжування, для згладжування даних і поліпшення їх якості.

Далі, після очищення даних, здійснюється їх аналіз для виявлення аномалій або трендів, використовуючи алгоритми машинного навчання (ML), зокрема методи класифікації та регресії, щоб передбачити потенційні ризики для здоров'я пацієнта або визначити необхідність змін у лікуванні. Наприклад, алгоритми можуть визначити відхилення в серцевому ритмі або інші фізіологічні зміни, що свідчать про проблеми зі здоров'ям. Для цього можуть використовуватися як прості моделі, так і складні нейронні мережі, які навчаються на великих обсягах даних, щоб забезпечити більш точні прогнози. Існують також методи для нормалізації даних, коли значення певного параметра приводяться до єдиного масштабу для забезпечення коректного порівняння різних показників.

Важливим етапом є інтеграція даних із різних джерел, оскільки кожен пристрій може вимірювати різні параметри. Застосування методів об'єднання даних дозволяє створити повніше та точніше уявлення про стан здоров'я пацієнта, комбінуючи інформацію з кількох пристроїв. Це допомагає створити більш точні моделі здоров'я та виявити потенційні проблеми на ранніх етапах. Крім того, дані з IoT-пристроїв можуть бути інтегровані з медичними інформаційними системами для забезпечення реального моніторингу пацієнтів. На завершальному етапі здійснюється візуалізація результатів, що дозволяє лікарям або пацієнтам самостійно оцінювати стан здоров'я через інтерфейси користувача.

Таким чином, опрацювання даних, отриманих із смарт-годинників, фітнес-браслетів та медичних пластирів, включає етапи очищення, фільтрації, аналізу за допомогою алгоритмів машинного навчання та візуалізації результатів для забезпечення своєчасного реагування на зміни в стані пацієнта. Опрацювання даних із носимих пристроїв потребує комплексного підходу, що

включає збирання, очищення, аналіз та інтерпретацію. Для цього використовуються різні методи, які можна класифікувати за етапами роботи з даними.

У даній статті детальніше проаналізуємо етап попереднього опрацювання даних. Видалення шумів та артефактів є важливим етапом попереднього опрацювання даних, отриманих із IoT-пристроїв. Залежно від типу даних (сигнали, зображення, текст), застосовуються різні методи видалення шумів. Важливим є фільтрація сигналів з використанням фільтрів низьких та високих частот для видалення високочастотних шумів або низькочастотних дрейфів.

Фільтри низьких частот використовуються для видалення високочастотних шумів. Фільтри низьких частот пропускають сигнали з частотами, нижчими за задану порогову частоту (f_c), та пригнічує (зменшує) сигнали з частотами вище цього порогу. Він використовується для видалення високочастотних шумів, які можуть спотворювати корисний сигнал. Фільтр має порогову частоту (f_c), нижче якої сигнал передається без значного послаблення. Частоти вище f_c пригнічуються, оскільки вони найчастіше відповідають шуму. Фільтри реалізуються у вигляді аналогового фільтру, який використовується в апаратних пристроях (резистори, конденсатори). Цифровий фільтр реалізований у програмному забезпеченні для опрацювання дискретних сигналів.

Проаналізуємо типи фільтрів низьких частот. Ідеальний ФНЧ повністю блокує всі частоти вище f_c , проте його використання неможливе у реальному масштабі часу через різке обрізання частот. Ідеальний низькочастотний фільтр є теоретичним концептом, який використовується як орієнтир для проектування реальних фільтрів. Він має низку характеристик, що визначають його ідеальні властивості. Ідеальний ФНЧ пропускає всі частоти нижче певного значення (f_c), які відносяться до низькочастотних компонентів сигналу. Частоти вище f_c повністю відсікаються.

$$H(f) = \begin{cases} 1, \text{ якщо } |f| \leq f_c \\ 0, \text{ якщо } |f| > f_c \end{cases}$$

У ідеального ФНЧ перехід між пропускнуою та заглушеною смугами відбувається миттєво при частоті f_c . Це забезпечує абсолютну точність розподілу між бажаними і небажаними частотами. У пропускнуій смузі ($f \leq f_c$) амплітудно-частотна характеристика (АЧХ) залишається постійною та дорівнює одиниці. Це означає, що низькочастотні сигнали проходять без спотворення. Ідеальний ФНЧ не вносить фазових спотворень у сигнал, тобто фазова характеристика є лінійною функцією частоти. Це дозволяє зберігати часові характеристики сигналу. Ідеальний ФНЧ має нескінченний порядок, що означає, що його імпульсна характеристика є нескінченно довгою. Це вимагає нескінченної обчислювальної потужності для реалізації. Імпульсна характеристика ідеального ФНЧ є синусоїдальною функцією виду $h(t) = \text{sinc}(2f_c t)$, де $\text{sinc}(x) = \sin(\pi x) / (\pi x)$. Вона нескінченно простягається в часі, що створює складності при фізичній реалізації. Ідеальний фільтр має симетрію навколо осі $f=0$, що забезпечує однакове опрацювання сигналів як у позитивній, так і в негативній частотній області. Всі частоти нижче f_c проходять через фільтр без жодного загасання, тобто амплітуда сигналу зберігається на 100%. Ідеальний ФНЧ не може бути реалізований фізично через його нескінченний порядок та нескінченну імпульсну характеристику. У реальних системах використовуються апроксимації ідеального ФНЧ, такі як фільтри Баттерворта, Чебишева або еліптичні фільтри. Вони намагаються забезпечити максимально наближені характеристики до ідеального фільтра. Навіть у реальних фільтрах з обмеженою смугою переходу можливе певне загасання бажаних частот або часткове проходження небажаних частот. Ідеальний ФНЧ є еталоном, що визначає основні характеристики фільтрів для опрацювання сигналів. Однак через фізичні обмеження в реальних системах використовуються лише його апроксимації. Тим не менш, знання ідеальних властивостей допомагає при розробці фільтрів, які максимально відповідають практичним вимогам.

Реальні ФНЧ використовуються для плавного придушення високих частот. Для цього використовується фільтр Баттерворта, що забезпечує плавну передавальну функцію без хвиль у смузі пропускання. Фільтр Баттерворта — це один із найпоширеніших типів аналогових і цифрових фільтрів, який забезпечує плавний перехід між пропускнуою і заглушеною смугами. Його головна особливість полягає в максимально гладкій АЧХ у пропускнуій смузі, що робить його універсальним у багатьох застосуваннях. На відміну від інших фільтрів, таких як Чебишева чи еліптичного, фільтр Баттерворта не має пульсацій у пропускнуій смузі. АЧХ плавно змінюється від значення 1 до 0 в міру наближення до частоти зрізу (f_c). Частота, на якій амплітуда сигналу зменшується до $1/2 \approx 0.707$ від

максимальної амплітуди (або до -3 дБ). Порівняно ширша, ніж у інших фільтрів (наприклад, Чебишева), оскільки гладкість АЧХ у пропускній смузі досягається за рахунок менш стрімкого згасання сигналу в заглушеній смузі. Передавальна функція фільтра описується поліномом Баттерворта $H(f) = \frac{1}{\sqrt{1+(\frac{f}{f_c})^{2N}}}$, де N — порядок фільтра. Інтенсивність згасання сигналу в заглушеній

смузі зростає із підвищенням порядку N . Для високих частот АЧХ спадає зі швидкістю $20N$ дБ на декаду. Чим вищий порядок фільтра, тим ближче його характеристика до ідеального фільтра, але це збільшує складність його реалізації. Хоча фільтр Баттерворта забезпечує гладкість АЧХ, його фазова характеристика є нелінійною, що може призводити до фазових спотворень у сигналі. Фільтр Баттерворта залишається стандартом у проектуванні інформаційних систем, де потрібне збалансоване поєднання гладкості АЧХ та помірної складності реалізації.

Фільтр Чебишева дозволяє більший перепад у амплітудно-частотній характеристиці, але забезпечує крутіший спад. Фільтр Чебишева є високоефективним типом аналогових і цифрових фільтрів, який забезпечує крутіший спад сигналу в заглушеній смузі порівняно з фільтром Баттерворта. Це досягається за рахунок допустимих пульсацій амплітудно-частотної характеристики (АЧХ) у пропускній смузі або заглушеній смузі, залежно від його типу. Такі фільтри першого типу мають пульсацію АЧХ лише у пропускній смузі, тоді як у заглушеній смузі АЧХ спадає монотонно. Другого - лише в заглушеній смузі, тоді як у пропускній смузі АЧХ є монотонною (застосовується рідше через складність реалізації). Передавальна функція фільтра базується на використанні поліномів Чебишева, які забезпечують пульсації:

$$H(f) = \frac{1}{\sqrt{1 + \epsilon^2 T_N^2(f/f_c)}}$$

де $T_N(x)$ — поліном Чебишева N -го порядку, ϵ — параметр, що визначає рівень пульсацій у пропускній смузі.

Фільтр Чебишева забезпечує стрімкіший перехід між пропускною та заглушеною смугами порівняно з фільтром Баттерворта. АЧХ у заглушеній смузі спадає зі швидкістю $20N$ дБ на декаду або більше залежно від порядку фільтра. Нелінійна фазова характеристика може призводити до фазових спотворень, що слід враховувати при обробці сигналів.

Рухоме середнє, що є простим способом згладжування сигналу. Метод рухомого середнього є простим, але ефективним способом згладжування даних і видалення шумів із сигналу. Цей метод використовується для аналізу тимчасових рядів, фільтрації сигналів та прогнозування. Метод рухомого середнього згладжує сигнал, замінюючи кожену точку даних середнім значенням із фіксованої кількості сусідніх точок у вибірці. Формула виглядає так:

$$MA_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k}^{k+N-1} x[i]$$

де MA_k — значення рухомого середнього у точці k , N — розмір вікна, $x[i]$ — значення сигналу в точці i .

Розмір вікна N визначає кількість точок, які використовуються для обчислення середнього значення. Чим більше N , тим більш згладженим буде сигнал, але тим більша ймовірність втрати дрібних деталей. Фільтр видаляє високочастотний шум, зберігаючи низькочастотні компоненти сигналу та придатний для роботи з біомедичними сигналами, фінансовими даними та показниками фізичної активності. Серед переваг слід відзначити легкість використання для обчислення та інтеграції у різні системи. Використовує прості арифметичні операції, що робить його швидким для виконання навіть на пристроях із низькою продуктивністю.

До прикладу для смарт-годинника, який вимірює серцевий ритм, метод рухомого середнього може використовуватися для згладжування сигналу й видалення шумів, що виникають через фізичну активність або електромагнітні перешкоди, забезпечуючи більш точний аналіз серцевих скорочень.

Обрання того чи іншого фільтра для опрацювання даних залежить від характеристик самих даних.

Розглянемо приклад роботи фільтра низьких частот на даних, отриманих з фітнес-браслету, який вимірює серцевий ритм. Серцевий ритм може бути підданий шуму, зокрема високочастотним перешкодам, спричиненим рухами користувача чи електронними шумами. Для опрацювання таких даних використовуватимемо ФНЧ виконаємо наступний алгоритм.

Крок 1. Збір даних.

На цьому кроці фітнес-браслет збирає дані про серцевий ритм з використанням інформаційної технології IoT через давачі, що розміщені на шкірі пацієнта. Наприклад, значення серцевого ритму виглядає так:

[0.5,0.8,1.2,1.5,1.7,2.0,2.2,1.9,1.5,1.1,0.9,0.7]

Крок 2. Виявлення шумів.

У реальних умовах на ці дані можуть впливати високочастотні перешкоди, зокрема від рухів, що створюють короткочасні сплески на графіку. Це можна візуалізувати як швидкі зміни між сусідніми значеннями.

Крок 3. Використання фільтра низьких частот.

ФНЧ дозволяє пройти тільки низькочастотним компонентам сигналу (власне, інформаційним частотам, таким як нормальний серцевий ритм) та блокує високочастотні коливання (шум).

Формула для одностадійного цифрового ФНЧ виглядає так:

$$y[n]=\alpha \cdot x[n]+(1-\alpha) \cdot y[n-1]$$

де $y[n]$ — це опрацьований сигнал на поточному етапі, $x[n]$ — це вхідний сигнал (неопрацьовані дані), α — коефіцієнт фільтра (визначає, наскільки фільтр буде чутливий до нових значень, зазвичай $0 < \alpha < 1$).

Крок 4. Обчислення фільтрованого сигналу.

Для простоти, припустимо, що значення $\alpha=0.1$. Тепер обчислюємо опрацьовані значення для кожного етапу:

- $y[0]=\alpha \cdot x[0]=0.1 \cdot 0.5=0.05$ $y[1]=\alpha \cdot x[1]+(1-\alpha) \cdot y[0]=0.1 \cdot 0.8+0.9 \cdot 0.05=0.08+0.045=0.125$
- $y[2]=0.1 \cdot 1.2+0.9 \cdot 0.125=0.12+0.1125=0.2325$
- $y[3]=0.1 \cdot 1.5+0.9 \cdot 0.2325=0.15+0.20925=0.35925$
- і так далі для всіх наступних етапів.

Після опрацювання всіх значень сигналу ми отримуємо фільтровану криву, яка виглядатиме значно рівніше, без різких коливань, характерних для шуму.

Крок 5. Фільтрований сигнал (після застосування ФНЧ) виглядає таким чином [0.05,0.125,0.2325,0.35925,0.42375,0.498375,0.558525,0.576075,0.56425,0.528875,0.4766,0.41355]

Крок 6. Результат.

Після фільтрації даних серцевого ритму ми отримуємо значення, які краще відображають реальний стан пацієнта, зменшуючи вплив зовнішнього шуму. Очищений сигнал є більш стійким і дозволяє точніше аналізувати коливання серцевого ритму без перешкод, що виникають від рухів або інших джерел шуму.

Цифровий ФНЧ є ефективним інструментом для очищення даних, отриманих із носимих пристроїв, таких як фітнес-браслети, смарт-годинники та медичні пластири, від високочастотного шуму. Це дозволяє отримати точніші та надійніші дані для подальшого моніторингу та аналізу стану здоров'я пацієнта.

Припустимо маємо вхідні дані, які характеризують наявний синтетичний сигнал, що містить корисний низькочастотний сигнал (наприклад, синусоїда), високочастотний шум (наприклад, випадковий білий шум).

Вхідний сигнал ($x[n]$)

$$x[n] = \sin(2\pi f_1 n) + 0.3 \text{random_noise}$$

$$x[n]=\sin(2\pi f_1 n)+0.3 \cdot \text{random_noise},$$

де $f_1=1$ Гц — частота корисного сигналу, random_noise - високочастотний шум.

Налаштування параметрів фільтра частота дискретизації $f_s=100$ Гц, часова константа $RC=0.1$ с,

$$\alpha = \frac{\Delta t}{RC+\Delta t},$$

$$\text{де } \Delta t = \frac{1}{f_s}$$

$$\alpha = \frac{1}{1000,1} + \frac{1}{100} = 0,09$$

Після застосування ФНЧ високочастотний шум (>1 Гц) пригнічено. Низькочастотний сигнал ($f_1=1$ Гц) збережено.

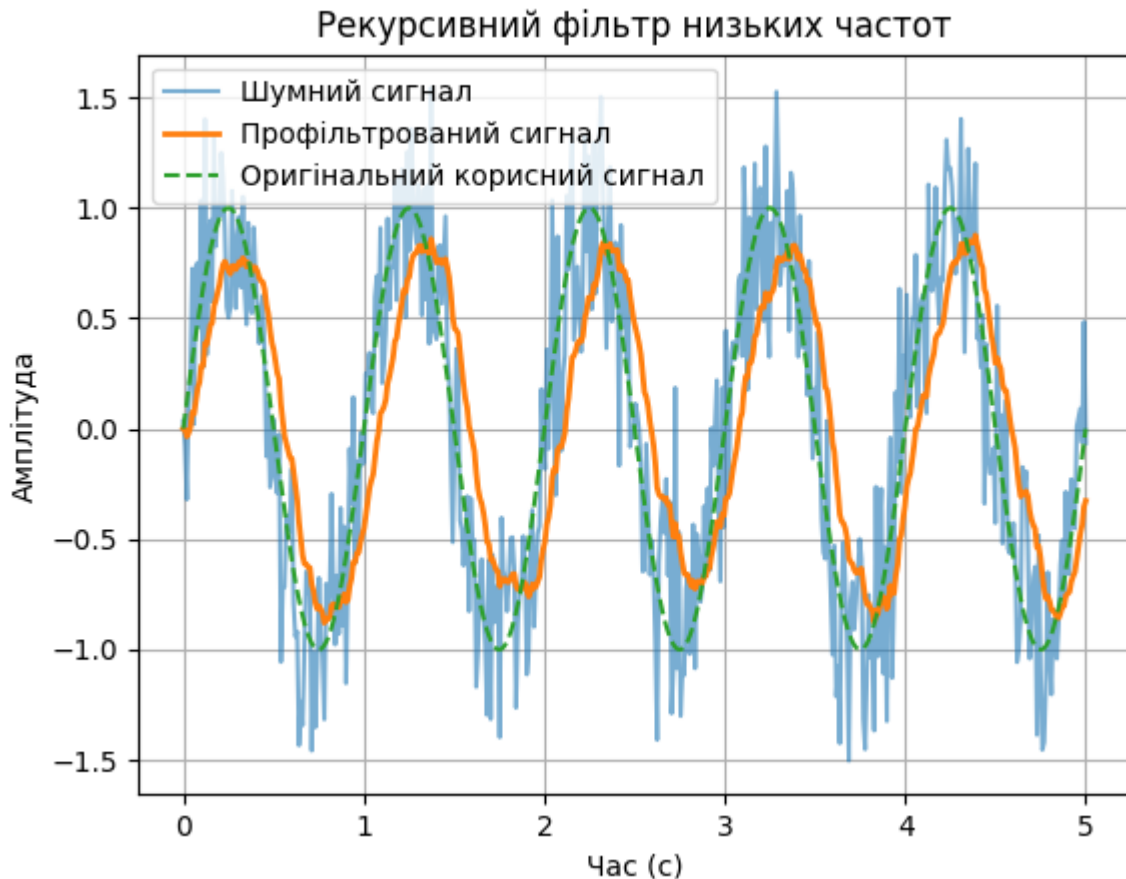


Рис. 1 Результати фільтрації шумів

На графіку **синя крива** - початковий шумний сигнал, **оранжева крива** - профільтований сигнал, **зелена пунктирна лінія** -оригінальний корисний сигнал (для порівняння).

Рекурсивний ФНЧ ефективно видаляє високочастотний шум і зберігає корисний низькочастотний сигнал. Завдяки простоті реалізації, його можна застосовувати в реальному часі для опрацювання даних з ЕКГ, носимих пристроїв та інших медичних сенсорів.

Імплементація ФНЧ в інформаційну систему для опрацювання даних із медичних сенсорів передбачає інтеграцію алгоритмів цифрової фільтрації з можливістю реального часу. Вона починається зі збирання даних із таких джерел, як носимі пристрої (смарт-годинники, фітнес-браслети, медичні пластири) та інші медичні сенсори (глюкометри, пульсоксиметри). Дані зазвичай надходять у вигляді дискретних сигналів через бездротові протоколи, такі як Bluetooth або Wi-Fi, чи через дротові інтерфейси, як-от USB або UART. Частота дискретизації залежить від пристрою, наприклад, для ЕКГ вона може становити від 250 до 500 Гц. Після збору даних виконується їх передопрацювання, яка включає нормалізацію сигналу для усунення різниці в амплітудах, спричиненої різними сенсорами, та усунення можливих артефактів, зокрема значень, які виходять за фізіологічно допустимі межі.

Проектування інформаційної системи передбачає вибір типу ФНЧ, такого як фільтр Баттерворта, який забезпечує плавну амплітудно-частотну характеристику; фільтр Чебишева, який є ефективним для сигналів, де важлива крутість зрізу; або фільтр рухомого середнього, що є

простим і підходить для задач зі слабкими обчислювальними ресурсами. Важливими параметрами проектування є частота зрізу, яка вибирається залежно від типу сигналу, наприклад, для ЕКГ це може бути 40 Гц, щоб видалити високочастотні шуми, і порядок фільтра, що визначає крутизну зрізу.

Імплементация цифрового ФНЧ може включати фільтри FIR, які використовують метод згортки й є стабільними та простими, або фільтри IIR, які працюють на основі рекурсивних рівнянь і забезпечують ефективність. Для реалізації використовуватиметься мова програмування Python із бібліотекою `scipy.signal` та мови програмування C++ і Java для вбудованих систем, де важлива швидкодія. Фільтрація у реальному часі передбачає опрацювання потокових даних із буферизацією та оптимізацію алгоритмів для швидкого виконання на мікроконтролерах чи хмарних серверах.

Інтеграція фільтра в інформаційну систему включає модуль для збору даних, який приймає сигнали від сенсорів, модуль фільтрації, що застосовує ФНЧ до кожного сигналу окремо, і модуль збереження, який зберігає відфільтровані дані у базі даних або передає їх у хмару для подальшого аналізу. Інтерфейс користувача забезпечуватиме візуалізацію сигналу до та після фільтрації, а також можливість налаштування частоти зрізу.

Завершальним етапом є тестування та оптимізація системи, що включає валідацію якості фільтрації за допомогою реальних даних, зокрема ЕКГ-сигналів із шумами та без, і забезпечення мінімальних затримок та низьких обчислювальних витрат для підвищення продуктивності.

Наведемо приклад коду `from scipy.signal import butter, lfilter`

```
# Функція проектування LPF
def butter_lowpass(cutoff, fs, order=4):
    nyquist = 0.5 * fs
    normal_cutoff = cutoff / nyquist
    b, a = butter(order, normal_cutoff, btype='low', analog=False)
    return b, a

# Фільтрація сигналу
def lowpass_filter(data, cutoff, fs, order=4):
    b, a = butter_lowpass(cutoff, fs, order)
    y = lfilter(b, a, data)
    return y

# Параметри
fs = 500 # Частота дискретизації
cutoff = 40 # Частота зрізу
data = [0.1, 0.2, 0.15, 0.35, 0.4, 0.2, 0.1] # Вхідний сигнал

# Фільтрація
filtered_data = lowpass_filter(data, cutoff, fs)
```

```
print(filtered_data)
```

Перевагами використання ФНЧ для медичних сигналів є видалення шумів, викликаних електромагнітними перешкодами або рухами пацієнта, покращення точності аналізу фізіологічних параметрів, забезпечення надійної роботи алгоритмів машинного навчання, які потребують якісних даних. Імплементация ФНЧ в інформаційні системи для опрацювання даних із медичних сенсорів є важливим кроком для забезпечення надійного моніторингу стану здоров'я пацієнтів у реальному часі. Оптимально налаштовані фільтри дозволяють підвищити якість сигналів, що критично важливо для точного аналізу та прийняття клінічних рішень.

Висновки.

Моніторинг стану здоров'я пацієнтів за допомогою технологій Інтернету речей демонструє значний потенціал у сучасній медицині завдяки можливості збору, аналізу та візуалізації медичних даних у реальному масштабі часу. У дослідженні показано важливість попереднього опрацювання медичних сигналів, зокрема видалення високочастотних шумів та низькочастотних дрейфів, для забезпечення високої точності та надійності діагностичних систем. Інтеграція IoT-пристроїв із

методами машинного навчання дозволяє не лише автоматизувати процес аналізу даних, але й підвищити якість та достовірність результатів.

Застосування фільтрів низьких частот продемонструвало ефективність у зменшенні шумів, які виникають під час збору сигналів, таких як електрокардіограми, що є критично важливим для точного моніторингу серцевого ритму. Запропоновані методи оптимізації, такі як використання сучасних алгоритмів цифрової фільтрації та архітектур систем реального часу, забезпечують ефективність та надійність систем моніторингу.

Впровадження IoT у сферу охорони здоров'я відкриває нові можливості для персоналізованої медицини, дозволяючи здійснювати безперервний моніторинг стану здоров'я пацієнтів, швидко реагувати на зміни у стані їхнього здоров'я та підвищувати якість медичної допомоги. Подальші дослідження в цій сфері повинні бути спрямовані на вирішення проблем масштабованості, інтероперабельності та безпеки, що дозволить створити ще більш досконалі системи для моніторингу стану здоров'я пацієнтів.

Список бібліографічного опису:

1. Dusuniot. (н.д.). *Пристрої для моніторингу стану пацієнтів на відстані покращують охорону здоров'я*. Dusuniot. URL: <https://surl.li/veuwlu> (дата звернення: 17.01.2025 р).
2. Isearch.kiev.ua. (н.д.). *Машинне навчання, потокові інтернет речей і підключені медичні пристрої*. Isearch.kiev.ua. URL: <https://surl.li/tmasmh> (дата звернення: 17.01.2025 р).
3. Proit.ua. (н.д.). *Штучний інтелект у медицині: можливості та перспективи AI*. Proit.ua. URL: <https://surl.li/yxqjuv> (дата звернення: 19.01.2025 р).
4. Stfalcon.com. (н.д.). *Розробка додатків для mHealth: виклики, тенденції та основні характеристики*. Stfalcon.com. URL: <https://surl.gd/iukmhn> (дата звернення: 17.01.2025 р).
5. Unite.ai. (н.д.). *TinyML: обмеження та застосування в IoT і мобільних пристроях*. Unite.ai. URL: <https://surl.li/weiktr> (дата звернення: 19.01.2025 р).
6. Ela.kpi.ua. (н.д.). *IoT відкриває нові виміри догляду за пацієнтами через моніторинг здоров'я в реальному часі та доступ до даних*. Ela.kpi.ua. URL: <https://surl.gd/ehdpse> (дата звернення: 19.01.2025 р).
7. Gigacloud.ua. (н.д.). *Що таке машинне навчання: як це працює та де використовується*. Gigacloud.ua. URL: <https://surl.cc/qvqcyb> (дата звернення: 18.01.2025 р).
8. Dusuniot.com. (н.д.). *Збір даних IoT [Повний посібник 2024]*. Dusuniot.com. URL: <https://surl.li/rmhcfi> (дата звернення: 19.01.2025 р).
9. Krs.chmnu.edu.ua. (н.д.). *Моніторинг мережі IoT на основі LORAWAN і MQTT*. Krs.chmnu.edu.ua. URL: <https://surl.li/hlzhha> (дата звернення: 19.01.2025 р).

References:

1. Dusuniot. Remote patient monitoring devices improve healthcare. Dusuniot. URL: <https://surl.li/veuwlu> (date of application: 17.01.2025 p).
2. Isearch.kiev.ua. (н.д.). Machine learning, streaming Internet of Things, and connected medical devices. Isearch.kiev.ua. URL: <https://surl.li/tmasmh> (date of application: 17.01.2025 p).
3. Proit.ua. (н.д.). Artificial Intelligence in Medicine: Opportunities and Prospects of AI. Proit.ua. URL: <https://surl.li/yxqjuv> (date of application: 19.01.2025 p).
4. Stfalcon.com. (н.д.). Development of mHealth applications: challenges, trends and key features. Stfalcon.com. URL: <https://surl.gd/iukmhn> (date of application: 17.01.2025 p).
5. Unite.ai. (н.д.). TinyML: limitations and applications in IoT and mobile devices. Unite.ai. URL: <https://surl.li/weiktr> (date of application: 19.01.2025 p).
6. Ela.kpi.ua. (н.д.). IoT opens up new dimensions of patient care through real-time health monitoring and data access. Ela.kpi.ua. URL: <https://surl.gd/ehdpse> (date of application: 19.01.2025 p).
7. Gigacloud.ua. (н.д.). What is machine learning: how it works and where it is used. Gigacloud.ua. URL: <https://surl.cc/qvqcyb> (date of application: 18.01.2025 p).
8. Dusuniot.com. (н.д.). IoT Data Collection [Complete Guide 2024]. Dusuniot.com. URL: <https://surl.li/rmhcfi> (date of application: 19.01.2025 p).
9. Krs.chmnu.edu.ua. (н.д.). IoT network monitoring based on LORAWAN and MQTT. Krs.chmnu.edu.ua. URL: <https://surl.li/hlzhha> (date of application: 19.01.2025 p).