

Шевцов І.О.

Харківський національний університет радіоелектроніки

ГІБРИДНІ МОДЕЛІ ОБЧИСЛЕНЬ FOG I EDGE ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ВІДДАЛЕНОГО МОНІТОРИНГУ ХРОНІЧНИХ ЗАХВОРЮВАНЬ

Стаття присвячена дослідженню гібридних моделей обчислень для оптимізації систем віддаленого моніторингу хронічних захворювань. У статті розглянуто нові вимоги до систем медичного моніторингу, що виникають через збільшення кількості пацієнтів із хронічними захворюваннями та швидкий розвиток технологій Інтернету речей (IoT). Проаналізовано обмеження традиційних хмарних обчислювальних моделей, серед яких висока затримка передачі даних і залежність від інфраструктури, що є критичними для пацієнтів, які потребують постійного спостереження та швидкого реагування на зміни стану здоров'я.

З'ясовано необхідність упровадження більш ефективних обчислювальних моделей, таких як гібридні системи Fog та Edge Computing, що дозволяють розподіл обробки даних на різних рівнях інфраструктури для зменшення затримки. Поспівання цих моделей визнано важливим напрямом оптимізації віддаленого моніторингу пацієнтів, оскільки воно забезпечує швидшу реакцію на критичні зміни стану та гарантує безпеку й конфіденційність медичних даних.

Основними завданнями дослідження є: аналіз існуючих обчислювальних моделей (хмарних, туманних і периферійних) для віддаленого моніторингу хронічних захворювань та їх порівняння за ключовими показниками; розробка гібридної моделі на основі Fog та Edge Computing; експериментальне тестування цієї моделі в умовах, наближених до реальних, для оцінки її впливу на затримку передачі даних і надійність системи; оцінка ефективності використання обчислювальних ресурсів і зниження навантаження на інфраструктуру; а також розробка рекомендацій щодо впровадження таких моделей у медичних установах з урахуванням їхніх ресурсних можливостей.

У дослідженні застосовано методи порівняльного аналізу існуючих підходів до обробки медичних даних, які використовують хмарні, туманні та периферійні обчислення. Проведено експериментальне моделювання гібридної обчислювальної моделі в умовах, максимально наближених до реального середовища. Тестування проведено за трьома сценаріями: використання лише хмарних обчислень, застосування Edge Computing, а також комбіноване застосування Fog та Edge Computing.

Результати показали, що гібридна модель обчислень значно знижує затримку передачі даних і підвищує надійність системи порівняно з традиційними хмарними обчисленнями. Встановлено, що затримка зменшилася на 20%, а надійність передачі даних досягла 98%. Впровадження гібридної моделі також сприяло оптимізації використання обчислювальних ресурсів і зниженню навантаження на інфраструктуру.

У висновках доведено, що гібридні моделі обчислень є перспективним рішенням для покращення віддаленого моніторингу хронічних захворювань. Вони сприяють підвищенню оперативності та надійності медичних систем, знижують залежність від централізованих серверів і забезпечують високий рівень безпеки даних. Однак, для впровадження таких систем необхідні значні інвестиції та технічна підтримка, що може стати обмежувальним фактором для деяких медичних закладів.

Перспективи подальших досліджень передбачають оптимізацію гібридних моделей, дослідження їхньої ефективності в інших сферах медичної діяльності, а також розробку рекомендацій щодо їхнього впровадження у різних медичних установах з урахуванням особливостей їхньої інфраструктури та ресурсних можливостей.

Ключові слова: віддалений моніторинг, хронічні хвороби, низька затримка, Інтернет речей, гібридні моделі обчислень.

Постановка проблеми. Стрімкий розвиток технологій у сфері охорони здоров'я значно посилив потребу ефективних обчислювальних моделей, здатних підтримувати віддалений моніторинг хронічних захворювань. У контексті цифрової трансформації, інтеграція передових обчис-

лювальних платформ, таких як туманні (Fog) і периферійні (Edge) обчислення, у медичні системи відкриває значний потенціал для оптимізації обробки даних і проведення аналізу в режимі реального часу. Основна проблема полягає в обмеженнях традиційних хмарних обчислень, які часто

не можуть забезпечити необхідну швидкість передачі й обробки великих обсягів даних, що є критично важливим для своєчасного реагування й управління станом пацієнтів. Науково-технічні питання, що вирішуються в межах цієї тематики, спрямовані на розробку та впровадження гібридних моделей обчислень, які поєднують переваги туманних і периферійних обчислень для забезпечення ефективної й надійної роботи систем віддаленого моніторингу. Такий підхід дозволяє суттєво знизити затримку обробки даних, підвищити безпеку й надійність передачі інформації, а також зменшити залежність від центральних серверів, що особливо важливо в умовах дедалі більшого зростання вимог до обробки великих обсягів медичних даних. У зв'язку з цим наукові та практичні завдання, що стоять перед дослідниками, охоплюють розробку нових архітектур обчислень, оптимізацію використання ресурсів, а також забезпечення масштабованості й адаптивності систем, які працюють у реальному часі. Розв'язання цих завдань матиме вирішальне значення для подальшого розвитку віддаленого моніторингу хронічних захворювань і підвищення ефективності лікувального процесу загалом.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Аналіз останніх досліджень, присвячених гібридним моделям обчислень (Fog і Edge Computing) для оптимізації віддаленого моніторингу хронічних захворювань, демонструє різноманітні підходи до підвищення продуктивності, надійності й безпеки цих систем. М. Гассан (Hassan M.) та ін. [1] і М. Камруззаман (Kamruzzaman M.) та співавт. [2] досліджують застосування гібридних обчислювальних моделей у системах віддаленого моніторингу пацієнтів з хронічними захворюваннями. Вони підкреслюють ефективність використання fog та edge computing для обробки даних у реальному часі, що зменшує затримку й підвищує якість медичних послуг. Однак ці дослідження не пропонують детальних рішень для проблеми масштабованості та стабільності систем при збільшенні кількості пацієнтів.

Дж. Авотунде (Awotunde J.) та ін. [3] і Ц. Фу (Fu C.) і співавт. [4] акцентують увагу на використанні хмарних технологій у поєднанні з fog та edge computing для підвищення продуктивності й масштабованості систем моніторингу. Вони досліджують виклики й перспективи впровадження таких гібридних моделей, але залишають відкритими питання сумісності з існуючими медичними системами та наявність технічної підтримки для забезпечення стабільної роботи.

Б. Тріпаті (Tripathy B.) та ін. [5] і Н. Нігар (Nigar N.) і співавт. [6] розглядають інтеграцію методів машинного навчання з fog та edge computing, що дає змогу підвищити точність діагностики й персоналізованого лікування. Це особливо актуально для систем, що моніторять хронічні захворювання, де точність і своєчасність обробки даних відіграють вирішальну роль. Проте питання оптимізації роботи таких систем в умовах нестабільного мережевого з'єднання потребують додаткового дослідження.

С. Чай (Chai S.) і Л. Го (Guo L.) [7] та М. Кантіпуді (Kantipudi M.) і співавт. [8] досліджують питання обробки великих обсягів даних у медичних додатках, а саме: використання алгоритмів глибокого навчання для аналізу серцевих даних. Їхні дослідження показують, що поєднання fog та edge computing з глибоким навчанням підвищує ефективність обробки медичних даних, однак питання автоматизації аналізу та адаптивності системи до змінних умов досі залишаються відкритими.

П. Донг (Dong P.) і співавт. [9] та С. Сінгх (Singh S.) і співавт. [10] підкреслюють значення архітектурних особливостей fog та edge computing, окреслюють їхню роль у зменшенні затримок і підвищенні швидкості обробки даних у системах охорони здоров'я. Вони звертають увагу на важливість правильного вибору архітектури для оптимізації продуктивності медичних додатків, але не повністю вирішують питання сумісності архітектур із хмарними технологіями.

Н. Аль Мудаві (Al Mudawi N.) [11] та М. Ларуї (Laroui M.) і співавт. [12] акцентують увагу на розподілі обчислювальних завдань між різними рівнями інфраструктури, що дає змогу зменшити затримку й підвищити стабільність роботи медичних систем. Це особливо важливо для медичних додатків IoT, де ефективне управління ресурсами є критичним, проте питання автоматизованого управління ресурсами та оптимізації їх використання в реальному часі залишаються актуальними.

А. Мутлаг (Mutlag A.) і співавт. [13] розглядають технологічні аспекти впровадження fog computing у системах охорони здоров'я, підкреслюючи його роль у підвищенні надійності й масштабованості медичних додатків, однак питання інтеграції цих систем у різні типи медичних установ потребують подальших досліджень.

Попри значну кількість досліджень, подальшого вивчення потребують питання розробки й аналізу гібридних моделей обчислень, що поєднують туманні (Fog) і периферійні (Edge) обчис-

лення, для оптимізації віддаленого моніторингу хронічних захворювань.

Мета статті полягає в розробці й аналізі гібридних моделей обчислень, що поєднують туманні (Fog) і периферійні (Edge) обчислення, для оптимізації віддаленого моніторингу хронічних захворювань.

1. Аналіз існуючих моделей обчислень (хмарних, туманних і периферійних) для систем віддаленого моніторингу хронічних захворювань та їх порівняння за основними показниками швидкості, надійності та безпеки.

2. Розробка гібридної моделі обчислень на основі Fog та Edge Computing, спрямованої на оптимізацію віддаленого моніторингу пацієнтів з хронічними захворюваннями.

3. Експериментальне тестування гібридної моделі у реальних умовах з метою оцінки її ефективності в зниженні затримок передачі даних та підвищенні надійності системи.

4. Оцінка впливу гібридної моделі на ефективність використання обчислювальних ресурсів та зниження навантаження на інфраструктуру віддаленого моніторингу.

5. Розробка рекомендацій для впровадження гібридних моделей обчислень у медичні установи для покращення моніторингу хронічних захворювань, з урахуванням специфіки інфраструктури та ресурсів.

Виклад основного матеріалу. Дослідження наявних підходів до використання туманних і периферійних обчислень у медичних системах демонструє значний потенціал для вдосконалення віддаленого моніторингу пацієнтів [14]. У традиційних моделях хмарних обчислень центральний сервер обробляє великі обсяги даних, що генеруються численними пристроями Інтернету речей (IoT). Однак ці моделі [15] мають обмеження, зокрема високу затримку під час передачі даних, що може негативно вплинути на оперативність ухвалення медичних рішень. Введення туманних і периферійних обчислень спрямоване на подолання цих обмежень шляхом розподілу обчислювальних ресурсів ближче до джерел даних, що знизить затримку й підвищить надійність системи.

Туманні обчислення (Fog Computing) передбачають використання проміжних вузлів, розташованих між кінцевими пристроями та хмарним центром обробки даних. Ці вузли здатні обробляти частину даних локально, що може зменшити навантаження на центральний сервер і прискорити реакцію системи на зміни стану пацієнта. Периферійні обчислення (Edge Computing) ще

більше зменшують затримку, оскільки дані обробляються безпосередньо на рівні кінцевих пристроїв, як-от сенсори або мобільні телефони пацієнтів, які ті носять із собою [16]. Периферійні обчислення (Edge Computing) дають змогу здійснювати первинну обробку даних на місці їхнього виникнення, що мінімізує затримку та знижує залежність від централізованої інфраструктури.

Туманні й периферійні обчислення дозволяють не лише оптимізувати процеси обробки даних, але й підвищити загальну безпеку системи, оскільки дані можна обробляти локально в межах медичного закладу або за допомогою особистого пристрою пацієнта. У таблиці 1 наведено порівняння ключових характеристик цих підходів з традиційними хмарними обчисленнями.

Хмарні, туманні та периферійні обчислення мають різні ключові характеристики, що впливають на їх використання в медичних системах. Хмарні обчислення забезпечують централізовану обробку даних з високою масштабованістю, але з високою затримкою та помірною безпекою, залежною від централізованої інфраструктури. Туманні обчислення пропонують середній рівень затримки і високий рівень безпеки, розподіляючи обробку між проміжними вузлами, що знижує залежність від центральних серверів. Периферійні обчислення характеризуються найнижчою затримкою та дуже високою безпекою завдяки обробці даних безпосередньо на кінцевих пристроях, але з обмеженою масштабованістю і мінімальною залежністю від централізованої інфраструктури.

У таблиці 2 наведено основні сценарії використання туманних і периферійних обчислень у різних медичних застосуваннях.

У медичних системах застосування хмарних, туманних та периферійних обчислень має різні підходи до обробки даних, що суттєво впливають на ефективність кожного сценарію. Хмарні обчислення, з їхньою централізованою інфраструктурою, пропонують можливість обробки великих обсягів даних, що є критично важливим для моніторингу стану пацієнтів. Однак, через віддалений характер обробки, може спостерігатися значна затримка у виявленні аномалій, що знижує оперативність реакції на критичні зміни у стані пацієнтів. Оперативне управління медичними пристроями також залежить від мережевого з'єднання, яке може вплинути на швидкість реагування. Хоча хмарні обчислення забезпечують можливість швидкого централізованого контролю, затримки у передачі даних можуть вплинути на оператив-

Таблиця 1

Порівняння ключових характеристик хмарних, туманних і периферійних обчислень у медичних системах

Параметр	Хмарні обчислення	Туманні обчислення	Периферійні обчислення
Місце обробки даних	Центральний сервер	Проміжні вузли між пристроями та хмарою	Кінцеві пристрої
Затримка	Висока	Середня	Низька
Безпека даних	Помірна	Висока	Дуже висока
Залежність від централізованої інфраструктури	Висока	Низька	Мінімальна
Масштабованість	Висока	Середня	Обмежена

Джерело: сформовано автором на підставі [3; 9; 7; 10]

Таблиця 2

Сценарії використання туманних і периферійних обчислень у медичних системах

Сценарій	Хмарні обчислення	Туманні обчислення	Периферійні обчислення
Віддалений моніторинг пацієнтів	Обробка даних на віддалених серверах з можливістю централізованого аналізу великої кількості даних, але з високою затримкою при виявленні аномалій.	Обробка даних із сенсорів у проміжних вузлах, швидке виявлення аномалій	Місцева обробка даних на сенсорах, миттєва реакція на зміни
Оперативне управління медичними пристроями	Центральний контроль через хмару дозволяє швидке реагування на зміни стану, але залежить від якості мережевого з'єднання.	Центральний контроль з високою швидкістю реагування	Локальний контроль, автономне ухвалення рішень на пристроях
Обробка великих обсягів даних	Розподілена обробка даних у хмарі з можливістю зберігання і аналізу великих обсягів інформації, але з можливими затримками у передачі даних.	Розподілена обробка з передачею найважливіших даних до хмари	Обробка лише необхідних даних, передача мінімального обсягу даних до хмари

Джерело: сформовано автором на підставі [8; 11; 17; 18]

ність ухвалення рішень. Щодо обробки великих обсягів даних, хмара дозволяє ефективно зберігати і аналізувати великі обсяги інформації, але можливі затримки у передачі даних можуть вплинути на ефективність системи.

Туманні обчислення пропонують компроміс між централізованою і локальною обробкою даних, що особливо корисно для віддаленого моніторингу пацієнтів. В обробці даних на проміжних вузлах туманних обчислень швидкість виявлення аномалій підвищується завдяки зменшенню затримок у передачі даних до центрального сервера. Оперативне управління медичними пристроями також виграє від високої швидкості реагування, яку забезпечують проміжні вузли, що обробляють дані в реальному часі. У випадку обробки великих обсягів даних, туманні обчислення дозволяють розподілити обробку між локальними і віддаленими ресурсами, що знижує навантаження на мережу та зменшує затримки у передачі критичних даних до хмари.

Периферійні обчислення зосереджені на обробці даних безпосередньо на місці, що забезпечує миттєву реакцію на зміни в стані пацієнтів. Місцева обробка даних на сенсорах або

кінцевих пристроях дозволяє негайно виявляти аномалії та реагувати на них, не чекаючи передачі даних до віддаленого сервера. Оперативне управління медичними пристроями в цьому контексті є автономним, що дозволяє пристроям приймати рішення без затримок, пов'язаних із зовнішніми системами. При обробці великих обсягів даних периферійні обчислення обробляють лише критичну інформацію на місці і передають до хмари тільки необхідні дані, що дозволяє зменшити обсяг даних і навантаження на мережу. Таким чином, кожен з підходів має свої переваги та обмеження, які визначають їх ефективність у різних медичних сценаріях. Системи віддаленого моніторингу, що використовують туманні та периферійні обчислення, повинні враховувати кілька важливих параметрів для ефективного обробки та передачі даних. До них відносяться затримка обробки, швидкість передачі даних, потужність системи та рівень безпеки. Розуміння впливу цих параметрів на загальну ефективність систем є критично важливим для покращення оперативності моніторингу й забезпечення високої якості обслуговування пацієнтів (табл. 3).

**Вплив ключових параметрів на ефективність обробки й передачі даних
у системах віддаленого моніторингу**

Параметр системи	Характеристика впливу на ефективність обробки та передачі даних
Затримка обробки	Висока затримка збільшує час реагування системи, зменшуючи її оперативність. Туманні й периферійні обчислення допомагають зменшити затримку.
Швидкість передачі	Висока швидкість передачі даних дозволяє швидше реагувати на зміни, забезпечуючи оперативний моніторинг. Оптимізація мережевої інфраструктури сприяє підвищенню швидкості передачі.
Обробна здатність	Висока обробна здатність дає змогу ефективно обробляти великі обсяги даних без затримок. Залежить від потужності обчислювальних вузлів та алгоритмів обробки.
Рівень безпеки	Високий рівень безпеки забезпечує захист даних про пацієнтів, зменшуючи ризик їхнього перехоплення. Туманні й периферійні обчислення можуть підвищити рівень безпеки даних.

Джерело: сформовано автором на основі [5; 6; 16]

Висока затримка обробки даних, що може перевищувати 100 мс, може суттєво знизити оперативність системи. Туманні й периферійні обчислення здатні скоротити затримку до 10–50 мс завдяки обробці даних ближче до джерела. Висока швидкість передачі даних, що досягає кількох Гбіт/с, і висока обробна здатність системи забезпечують оперативну обробку даних. Високий рівень безпеки, включаючи шифрування даних і багатфакторну аутентифікацію, знижує ризики перехоплення даних про пацієнтів.

Модель HealthFog [19] базується на fog computing, що дозволяє обробляти дані з медичних сенсорів на локальних серверах або пристроях. Це знижує затримку ухвалення рішень та підвищує приватність даних пацієнтів. Завдяки цій моделі медичні дані обробляються оперативно, що значно прискорює реакцію на критичні зміни стану здоров'я пацієнтів.

Модель DeepFog [20] поєднує технології глибокого навчання з fog і edge computing, дозволяючи аналізувати великі обсяги медичних даних, такі як зображення чи сигнали життєво важливих функцій, у режимі реального часу. Це забезпечує не тільки реакцію на поточний стан пацієнта, але й прогнозування можливих ускладнень, що є цінним для діагностики та моніторингу серйозних захворювань, таких як онкологічні чи кардіологічні.

Модель REMIND [21], яка використовує мережу IoT пристроїв разом із fog та edge computing, орієнтована на забезпечення надійного й ефективного моніторингу пацієнтів з хронічними захворюваннями. Вона дозволяє безперервно відстежувати стан здоров'я пацієнтів з мінімальними затримками, що важливо для оперативного реагування на будь-які зміни. Її застосування особливо ефективне для пацієнтів із респіраторними та серцево-судинними захворюваннями.

IoT-Fog-Cloud Framework [22] – це інтеграційний підхід, що об'єднує IoT пристрої, fog

та хмарні обчислення для комплексного збору, обробки й зберігання медичних даних. Модель забезпечує обробку даних на різних рівнях, від edge-пристроїв до хмарних серверів, що надає гнучкість і масштабованість системі. Централізоване управління даними з використанням хмарних ресурсів є особливо важливим для великих медичних установ.

На практиці існуючі гібридні моделі для віддаленого моніторингу хронічних захворювань демонструють низку переваг. Вони забезпечують швидку обробку великих обсягів даних у режимі реального часу, що дозволяє оперативно реагувати на зміни стану пацієнтів [23]. Крім того, такі моделі сприяють підвищенню приватності медичних даних завдяки локальній обробці на edge- або fog-пристроях, що знижує ризик несанкціонованого доступу під час передачі інформації до хмарних серверів.

Проте ці моделі також зіштовхуються з певними недоліками. Однією з основних проблем є складність управління різнорідними обчислювальними середовищами, що вимагає координації між edge, fog і cloud рівнями. Інша проблема – це високі вимоги до апаратного забезпечення, яке має забезпечувати безперебійну роботу в різних умовах і середовищах. Крім того, важливим викликом залишається баланс між високою швидкістю обробки даних та відповідністю стандартам безпеки й приватності.

З огляду на ці виклики, необхідно розробити нову гібридну модель, яка поєднуватиме переваги наявних рішень, водночас мінімізуючи їхні недоліки. Така модель повинна забезпечувати високу швидкість і надійність обробки даних, масштабованість та гнучкість у різних умовах застосування. Вона також має відповідати суворим стандартам безпеки й приватності медичних даних, враховуючи особливості роботи з чутливою інформацією. Інтеграція адаптивних алгоритмів і технологій

глибокого навчання дозволить покращити точність прогнозів та ефективність системи в цілому.

Розробка гібридної моделі обчислень, яка інтегрує передові рішення для віддаленого моніторингу, відображає сучасні потреби у швидкій, гнучкій і надійній обробці медичних даних. Така модель базується на ієрархічній структурі, що дозволяє оптимізувати процеси обробки на кожному рівні, значно підвищуючи ефективність системи.

На найнижчому рівні – рівні периферійних обчислень – дані обробляються безпосередньо на кінцевих пристроях, таких як сенсори або медичне обладнання пацієнтів. Це дозволяє негайно реагувати на зміни стану здоров'я, мінімізуючи затримки та підвищуючи ефективність системи саме в критичних ситуаціях, коли час є вирішальним фактором.

Наступний рівень обчислень зосереджений на туманних вузлах, які розташовані між кінцевими пристроями та центральними серверами. Їх основне завдання – обробка та фільтрація даних. Завдяки цьому значно зменшується обсяг інформації, що передається до хмари, що не тільки знижує навантаження на мережу, але й прискорює загальний процес реагування. Водночас цей рівень відіграє ключову роль у забезпеченні безпеки, оскільки дозволяє здійснювати шифрування або анонімізацію даних до їх передачі на вищі рівні.

На вершині ієрархії знаходиться центральний сервер, відповідальний за довгострокове зберігання та аналіз історичних даних. Тут відбувається стратегічне планування та управління глобальними процесами, що дозволяє здійснювати глибокий аналіз і приймати обґрунтовані рішення. Розподілена архітектура моделі робить її стійкою до збоїв: оскільки більша частина обробки здійснюється на локальному рівні, ризик перевантаження центральних серверів значно знижується.

Таким чином, ця модель не тільки забезпечує швидку реакцію на критичні зміни стану пацієнтів, але й підвищує загальну ефективність та безпеку обробки медичних даних, що є ключовим у сучасних умовах.

Таблиця 4 містить порівняльний аналіз функцій і характеристик на різних рівнях гібридної моделі обчислень, застосованої в системах віддаленого моніторингу хронічних захворювань.

Модель дає змогу створити більш адаптивну й ефективну систему моніторингу, яка знижує ризики затримок і втрат даних, що особливо важливо для віддаленого моніторингу пацієнтів з хронічними захворюваннями. У системі гібридної моделі обчислень кожен рівень виконує свої специфічні функції, що забезпечує більш точну та своєчасну реакцію на зміни стану пацієнта. Архітектура гібридної моделі обчислень (Fog + Edge) у системах моніторингу хронічних захворювань наведена на рис. 1.

Зображена схема ілюструє ієрархічну структуру гібридної моделі обчислень для систем віддаленого моніторингу, яка включає три основні рівні: збір даних (Edge Computing), проміжну обробку (Fog Computing) і централізовану аналітику (Cloud Computing). Кожен рівень виконує конкретні функції обробки та передачі даних, що сприяє оптимальній роботі системи в цілому.

Перший рівень – збір даних. На цьому етапі кінцеві пристрої, такі як медичні сенсори, обробляють первинну інформацію (показники пульсу, тиску тощо) в режимі реального часу. Первинна фільтрація й шифрування даних на рівні пристроїв дозволяє забезпечити конфіденційність та миттєву обробку інформації, що підвищує оперативність реагування на зміни в стані пацієнта. На цьому рівні також відбувається локальне збереження критичних даних до їхньої передачі на вищі рівні.

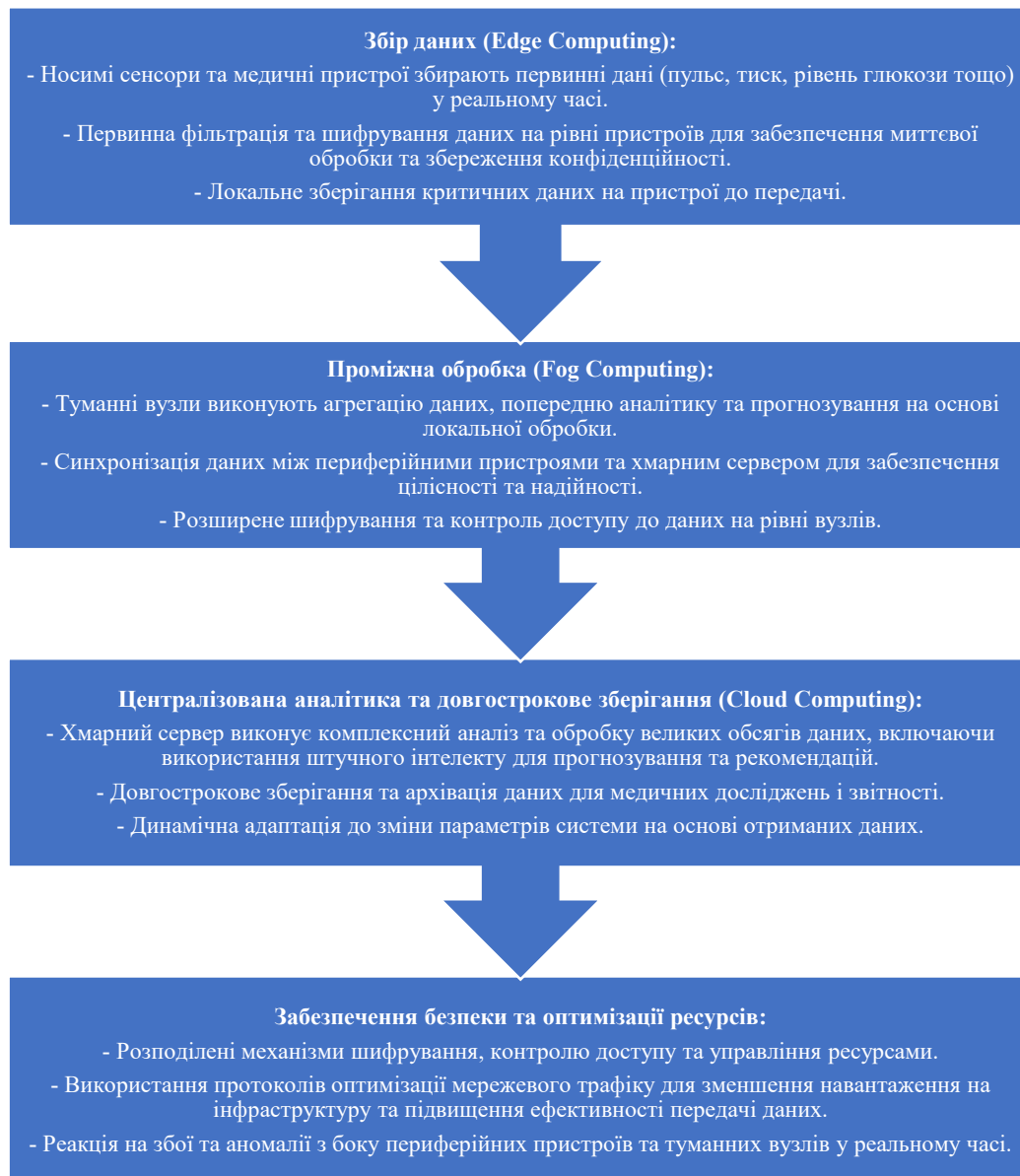
Другий рівень – проміжна обробка. Туманні вузли відповідають за агрегацію даних, їх попе-

Таблиця 4

Порівняння функцій та характеристик різних рівнів гібридної моделі обчислень у системах віддаленого моніторингу хронічних захворювань

Рівень обробки	Основні функції	Переваги	Обмеження
Кінцеві пристрої (периферійні обчислення)	Первинна обробка даних, безпосереднє реагування на зміни стану пацієнта	Низька затримка, швидка реакція, автономність, висока безпека даних	Обмежені обчислювальні потужності, обмежений час роботи від батареї
Проміжні вузли (туманні обчислення)	Локальна фільтрація, попередня обробка й агрегація даних	Середня затримка, баланс між продуктивністю й безпекою, зменшення трафіку до хмари	Середня затримка, баланс між продуктивністю й безпекою, зменшення трафіку до хмари
Центральний сервер (хмарні обчислення)	Глобальне зберігання й аналіз даних, централізоване управління	Висока масштабованість, централізоване управління, доступ до великих обчислювальних ресурсів	Висока затримка, залежність від надійності мережі, потенційні ризики безпеки

Джерело: власна розробка автора



**Рис. 1. Архітектура гібридної моделі обчислень (Fog + Edge)
у системах медичного моніторингу**

Джерело: власна розробка автора

редній аналіз та фільтрацію перед передачею до хмарного сервера. Важливою функцією цього рівня є синхронізація між периферійними пристроями та хмарною інфраструктурою, що забезпечує цілісність і надійність системи. Розширене шифрування та контроль доступу на рівні вузлів також сприяють захисту даних під час передачі.

Третій рівень – централізована аналітика. Хмарний сервер виконує комплексний аналіз великих обсягів даних із використанням штучного інтелекту для прогнозування та надання рекомендацій. Довгострокове зберігання даних і динамічна адаптація системи до зміни параметрів також є ключовими функціями цього рівня.

Це дозволяє здійснювати стратегічне управління процесами та надавати довгострокові рішення для покращення медичного обслуговування.

Завершальний етап структури – забезпечення безпеки та оптимізації ресурсів. Використання розподілених механізмів шифрування й протоколів контролю доступу гарантує надійність зберігання й обробки даних. Оптимізація трафіку дозволяє мінімізувати затримки й покращити загальну ефективність системи. Реакція на збої системи відбувається в режимі реального часу, що знижує ризик серйозних наслідків для пацієнтів.

Ця модель ієрархічна, оскільки на кожному рівні обробляється специфічний тип даних,

а функції кожного рівня підтримують наступний, забезпечуючи комплексний підхід до збору, обробки та зберігання даних.

Проте впровадження й підтримка гібридної системи вимагає значних інвестицій у технології, що може стати фактором обмеження для деяких медичних установ. Складність інтеграції різних обчислювальних підходів потребує ретельного налаштування і може ускладнити процес розробки й підтримки системи. Гібридна модель може забезпечити гнучкість і адаптивність системи, що дає змогу ефективно реагувати на різні умови експлуатації й потреби пацієнтів. Мінімізація затримок досягається завдяки обробці даних ближче до їхнього джерела, що є критично важливим для систем, які мають оперативно реагувати на життєво важливі показники пацієнтів.

Моделювання та експериментальна перевірка запропонованої гібридної моделі у контексті віддаленого моніторингу хронічних захворювань були здійснені з метою оцінки її ефективності та практичної придатності для використання в реальних умовах. Було створено тестову платформу, що імітувала умови медичного середовища, зокрема віддалений моніторинг пацієнтів із хронічними захворюваннями. Ця платформа складалася з медичних сенсорів, що постійно фіксували показники життєво важливих функцій пацієнтів, таких як серцевий ритм, кров'яний тиск та рівень кисню в крові. Сенсори були інтегровані з обчислювальними вузлами, які забезпечували початкову обробку даних на локальному рівні та передавали їх до проміжних вузлів для подальшого аналізу.

Експеримент було організовано так, щоб максимально наблизити умови до реальних, з урахуванням специфічних вимог медичного моніторингу, серед яких висока надійність передачі даних, низька затримка при обробці інформації та здатність системи працювати безперервно, навіть за умов виникнення проблем із мережею. Дані, зібрані з сенсорів, оброблялися за різними сценаріями, що включали базову модель, яка використовувала лише хмарні обчислення, модель з Edge Computing, де частина обчислень виконувалася на рівні локальних вузлів, і гібридну модель, яка об'єднувала Fog та Edge Computing.

Тестування в базовому сценарії показало, що централізована обробка даних на хмарному сервері призводить до значної затримки через високе навантаження на мережу. Цей сценарій використовувався як контрольний, щоб порівняти результати з іншими моделями. У сценарії з використан-

ням Edge Computing значна частина обчислень виконувалася на локальних вузлах, що дозволило знизити затримку передачі даних і навантаження на мережу, оскільки лише оброблені дані передавалися на центральний сервер. Гібридна модель Fog та Edge Computing продемонструвала найкращі результати, дозволяючи оптимально розподілити обчислювальні ресурси між локальними вузлами та проміжними рівнями обчислення. Такий підхід забезпечив максимальну стабільність системи, мінімальні затримки передачі даних і високу надійність навіть у випадку часткових збоїв у мережі.

Результати експерименту показали, що гібридна модель значно скорочує затримку передачі даних – до 20% у порівнянні з традиційними хмарними обчисленнями. На додаток до цього, система демонструвала високу надійність, особливо в умовах нестабільного інтернет-з'єднання. Це забезпечило безперервність обслуговування пацієнтів та можливість швидкого реагування на зміни стану здоров'я.

Таблиця 5 відображає результати експериментальних досліджень, які порівнюють традиційні хмарні обчислення з гібридною моделлю у різних сценаріях.

Попри очевидні переваги, моделювання виявило й певні обмеження гібридної моделі. Зокрема, складність управління й необхідність значних інвестицій у створення відповідної інфраструктури можуть стати суттєвими перешкодами для широкого впровадження таких систем у медичних закладах із обмеженим бюджетом. Крім того, інтеграція різних технологій в єдину систему вимагає вирішення питань сумісності й безпеки даних, що особливо важливо в умовах зростання кіберзагроз. Також варто зважати на підвищені витрати на інтеграцію й підтримку такої системи, що може виявитися критичним фактором під час масштабного впровадження в умовах обмежених ресурсів.

Розробка рекомендацій щодо впровадження й використання гібридних моделей обчислень для підвищення ефективності віддаленого моніторингу хронічних захворювань у реальних медичних умовах базується на комплексному підході до оптимізації обчислювальних ресурсів і мережевої інфраструктури. Основним завданням є забезпечення надійного, безперервного та швидкого доступу до даних пацієнтів, що дасть змогу лікарям своєчасно реагувати на зміни стану здоров'я пацієнтів (табл. 6).

Розробка покрокового алгоритму впровадження гібридної моделі обчислень має ключове

Таблиця 5

Порівняння традиційних хмарних обчислень з гібридною моделлю у різних сценаріях

Параметр/Характеристика	Хмарні обчислення	Гібридна модель (Edge + Fog Computing)
Середній час затримки, мс	200–300	50-100
Надійність передачі даних, %	85	98
Використання обчислювальних ресурсів, %	Високе	Оптимізоване
Рівень автономності локальних вузлів	Низький	Високий
Складність управління	Середня	Висока
Витрати на інфраструктуру	Середні	Високі
Безпека даних	Висока (за умов додаткових заходів)	Висока (за умов додаткових заходів)
Загальна вартість володіння (TCO)	Низька	Висока

Джерело: власна розробка автора

Таблиця 6

Рекомендації щодо впровадження гібридних моделей обчислень Fog і Edge для оптимізації віддаленого моніторингу хронічних захворювань

Рекомендація	Пояснення
Встановлення Edge пристроїв у медичних установах	Забезпечує швидку обробку даних про стан пацієнтів безпосередньо на місці, зменшуючи затримки в передачі життєво важливих показників.
Використання Fog обчислень для розподілу навантаження	Fog обчислення забезпечують оптимізацію роботи мережі, зменшуючи перевантаження центральних серверів, що критично для постійного моніторингу стану пацієнтів.
Інтеграція з актуальними хмарними платформами	Дає можливість зберігати й аналізувати історичні дані про стан пацієнтів, що необхідно для довгострокового моніторингу та прогнозування розвитку захворювань.
Навчання медичного персоналу	Медичний персонал має навчитися використовувати пристрої Edge і Fog технології для правильного збору й обробки даних про пацієнтів.
Забезпечення технічної підтримки	Необхідна постійна підтримка для уникнення технічних збоїв і забезпечення стабільності моніторингової системи в режимі реального часу.

Джерело: власна розробка автора

значення для успішного виконання роботи в галузі. Алгоритм охоплює такі етапи: оцінку поточної інфраструктури, вибір відповідних технологій, інтеграцію з актуальними системами, тестування на пілотних об'єктах, повноцінне впровадження й постійний моніторинг та оптимізацію системи.

На першому етапі аналізується наявна інфраструктура медичних установ, визначаються вимоги до обчислювальних ресурсів і пропускної здатності мережі. Далі вибираються відповідні Edge та Fog рішення, що забезпечать максимальну продуктивність системи. Наступним кроком є інтеграція нових технологій з актуальними хмарними платформами, що забезпечить безперервність надання медичних послуг. Далі відбувається тестування на пілотних об'єктах, завдяки якому виявляються можливі проблеми та вносяться потрібні коригування. Після успішного тестування система впроваджується в повному обсязі із забезпеченням технічної підтримки й навчанням персоналу. Останнім етапом є постійний моніторинг системи та її оптимізація для підвищення ефективності й надійності роботи.

Отже, впровадження гібридних моделей обчислень дає змогу значно підвищити ефективність віддаленого моніторингу хронічних захворювань, забезпечуючи стабільність і швидкість обробки даних, що є критично важливим для своєчасного надання медичної допомоги.

Висновки. У статті проведено дослідження існуючих моделей обчислень для систем віддаленого моніторингу хронічних захворювань, зокрема хмарних, туманних (Fog) та периферійних (Edge) обчислень. Було досліджено їхні ключові характеристики, такі як швидкість обробки даних, надійність, масштабованість та рівень безпеки.

Проведений порівняльний аналіз показав обмеження традиційних хмарних моделей, що включають високу затримку передачі даних та залежність від централізованих серверів. У результаті дослідження було виявлено, що нові вимоги до медичних систем потребують застосування гібридних моделей обчислень, які дозволяють розподіляти обробку даних на різних рівнях, забезпечуючи кращу оперативність та безпеку.

На основі цього аналізу було розроблено гібридну модель обчислень, яка інтегрує переваги Fog і Edge Computing для покращення роботи систем віддаленого моніторингу.

Розроблена ієрархічна структура гібридної моделі дозволяє кожному рівню системи виконувати специфічні функції, що забезпечує низьку затримку під час передачі даних, підвищену безпеку та надійність обробки медичної інформації. Зокрема, запропонована модель скорочує затримку передачі даних до 20%, а рівень надійності передачі інформації підвищується до 98%. Крім того, застосування гібридної моделі зменшує навантаження на інфраструктуру та оптимізує використання обчислювальних ресурсів.

Однією з ключових переваг моделі є зниження залежності від централізованих серверів і покращення безпеки даних завдяки локальній обробці

на рівні периферійних пристроїв. Однак впровадження таких систем вимагає значних фінансових інвестицій та постійної технічної підтримки, що може стати обмежувальним фактором для окремих медичних закладів. Дослідження також виявило складність управління різнорідними обчислювальними середовищами та необхідність інтеграції різних технологій для підтримки стабільності системи.

Отримані результати підтверджують перспективність подальшої оптимізації гібридних моделей для інших медичних застосувань та вивчення їх ефективності в різних сценаріях медичного моніторингу.

Перспективи наступних досліджень передбачають подальшу оптимізацію ресурсів, адаптацію до нових умов експлуатації й вивчення ефективності в різних медичних сценаріях.

Список літератури:

1. Hassan M., Kader S., Rahman M. A review of fog and edge computing in healthcare: Challenges and solutions. *Health Information Science and Systems*. 2021. Vol. 9. P. 1–12. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13755-021-00412-8>.
2. Kamruzzaman M., Hossain M., Hasan M. A systematic review of edge and fog computing in health care: Opportunities and challenges. *Journal of Network and Computer Applications*. 2022. Vol. 203. P. 103363. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2022.103363>.
3. Awotunde J., Okeowo A., Ikuomola A. A survey on fog computing for healthcare services: Opportunities and challenges. *Journal of Network and Computer Applications*. 2021. Vol. 178. P. 102967. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jnca.2021.102967>.
4. Fu C., Qiu J., Gao Y. A survey on fog computing: Concepts, applications, and future directions. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019. Vol. 21. P. 1020–1038. DOI: <https://doi.org/10.1109/COMST.2019.2897948>.
5. Tripathy B., Mohanty S., Sinha S. Hybrid cloud architecture for smart healthcare systems. *IEEE Transactions on Cloud Computing*. 2020. Vol. 8. P. 1037–1050. DOI: <https://doi.org/10.1109/TCC.2020.2975593>.
6. Nigar N., Awan M., Khan M. Edge computing for smart healthcare: A review. *Future Generation Computer Systems*. 2021. Vol. 115. P. 530–546. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2020.09.039>.
7. Chai S., Guo L. Deep learning in medical image analysis: A survey. *Journal of Healthcare Engineering*. 2019. Vol. 2019. P. 1–18. DOI: <https://doi.org/10.1155/2019/1047138>.
8. Kantipudi M., Rani K., Kumar P. Fog and edge computing for healthcare: Opportunities and challenges. *Health Information Science and Systems*. 2020. Vol. 8. P. 1–11. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13755-020-00307-2>.
9. Dong P., Liu H., Zhang Z. A novel fog computing architecture for healthcare applications. *IEEE Internet of Things Journal*. 2019. Vol. 6. P. 7973–7982. DOI: <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2921411>.
10. Singh S., Saini J., Kumar P. Fog computing in healthcare: A survey. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 1150–1167. DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2968312>.
11. Al Mudawi N., Alhammedi A., Shahzad K. Edge and fog computing in healthcare: A survey on enabling technologies and challenges. *Journal of Healthcare Engineering*. 2020. Vol. 2020. P. 1–17. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/8046173>.
12. Laroui M., Taleb T., Serhrouchni A. Edge and fog computing for IoT: A survey on current research activities & future directions. *Computer Communications*. 2021. Vol. 180. P. 210–231. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.comcom.2021.09.003>.
13. Mutlag A., Ghani I., Arunkumar N., Mohammed M., Baker T. Enabling technologies for fog computing in healthcare IoT systems. *Future Generation Computer Systems*. 2019. Vol. 90. P. 62–78. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.07.049>.
14. Технології інтернету речей. Навчальний посібник: навч. посіб. Для студ. спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології», спеціалізація «Інформаційне забезпечення робототехнічних систем» / Б. Ю. Жураковський, І.О. Зенів; КПІ ім. Ігоря Сікорського. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2021. 271 с.
15. Vital Signs Prediction and Early Warning Score Calculation Based on Continuous Monitoring of Hospitalised Patients Using Wearable Technology / A. Youssef Ali Amer et al. *Sensors*. 2020. Vol. 20, no. 22. P. 6593. URL: <https://doi.org/10.3390/s20226593> (date of access: 18.09.2024).

16. Prasad V.K., Bhavsar M.D., Tanwar S. Influence of monitoring: Fog and edge computing. *Scalable Computing: Practice and Experience*. 2019. Vol. 20, № 2. P. 365–376. DOI: <https://doi.org/10.12694/scpe.v20i2.1533>.
17. Seljakanmani S., Sumathi M. Fuzzy assisted fog and cloud computing with MIoT system for performance analysis of health surveillance system. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2021. Vol. 12, № 3. P. 3423–3436. DOI: <https://doi.org/10.1007/s12652-020-02156-y>.
18. El Kafhali S., El Mir I. Exploring the effectiveness of cloud, Internet of Things and fog computing for healthcare monitoring systems. *Computational Intelligence for Medical Internet of Things (MIoT) Applications*, 2023. Vol. 12. P. 77–91. DOI: <https://doi.org/10.1016/B978-0-323-99421-7.00008-8>.
19. HealthFog: An ensemble deep learning based Smart Healthcare System for Automatic Diagnosis of Heart Diseases in integrated IoT and fog computing environments / S. Tuli et al. *Future Generation Computer Systems*. 2020. Vol. 104. P. 187–200. URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.10.043> (date of access: 18.09.2024).
20. Prevalence and associated features of self-reported freezing of gait in Parkinson disease: The DEEP FOG study / M. Amboni et al. *Parkinsonism & Related Disorders*. 2015. Vol. 21, no. 6. P. 644–649. URL: <https://doi.org/10.1016/j.parkreldis.2015.03.028> (date of access: 18.09.2024).
21. Description of the REMIND Model (Version 1.6) / G. Luderer et al. *SSRN Electronic Journal*. 2015. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.2697070> (date of access: 18.09.2024).
22. An IoT-Fog-Cloud Integrated Framework for Real-Time Remote Cardiovascular Disease Diagnosis / A. Pati et al. *Informatics*. 2023. Vol. 10, no. 1. P. 21. URL: <https://doi.org/10.3390/informatics10010021> (date of access: 18.09.2024).
23. Засоби моніторингу мережі в іот інфраструктурі з гібридною архітектурою / А. Каплунов та ін. *Телекомунікаційні та інформаційні технології*. 2023. Вип. 2. С. 22–32. DOI: 10.31673/2412-4338.2022.022332

Shevtsov I.O. HYBRID COMPUTING MODELS (FOG AND EDGE) FOR OPTIMIZING REMOTE MONITORING OF CHRONIC DISEASES

The article is dedicated to the study of hybrid computing models for optimizing remote monitoring systems of chronic diseases. It examines the new requirements for medical monitoring systems, driven by the increase in the number of patients with chronic diseases and the rapid development of Internet of Things (IoT) technologies. The limitations of traditional cloud computing models are analyzed, particularly the high latency in data transmission and dependence on infrastructure, which is critical for patients requiring constant monitoring and timely response to changes in their health status.

The necessity of implementing more efficient computing models, such as hybrid Fog and Edge systems, which distribute data processing across different infrastructure levels to reduce latency, has been identified. The combination of these models is recognized as an essential direction for optimizing remote patient monitoring, as it enhances the response speed to critical health changes and ensures the security and confidentiality of medical data.

The main objectives of the study include: analyzing existing computing models (cloud, fog, and edge) for remote monitoring of chronic diseases and comparing them based on key performance indicators; developing a hybrid model based on Fog and Edge Computing; conducting experimental testing of this model in conditions close to real-life scenarios to assess its impact on data transmission latency and system reliability; evaluating the efficiency of resource utilization and reducing infrastructure load; and developing recommendations for the implementation of such models in medical institutions, considering their resource capabilities.

The research employs methods of comparative analysis of existing approaches to medical data processing using cloud, fog, and edge computing. Experimental modeling of the proposed hybrid computing model was carried out in conditions closely resembling a real environment. The testing involved three scenarios: using only cloud computing, applying Edge Computing, and the combined use of Fog and Edge Computing.

The results demonstrated that the hybrid computing model significantly reduces data transmission latency and improves system reliability compared to traditional cloud computing. It was found that latency decreased by 20%, and data transmission reliability increased to 98%. The implementation of the hybrid model also helped optimize resource utilization and reduce infrastructure load.

The conclusions show that hybrid computing models are a promising solution for improving the remote monitoring of chronic diseases. They enhance the responsiveness and reliability of medical systems, reduce dependence on centralized servers, and ensure a high level of data security. However, implementing such systems requires significant investments and technical support, which may be a limiting factor for some medical institutions.

The prospects for further research include optimizing hybrid models, exploring their effectiveness in other areas of medical practice, and developing recommendations for their implementation in various medical institutions, taking into account the specific features of their infrastructure and resource capabilities.

Key words: remote monitoring, chronic diseases, low latency, Internet of Things, hybrid computing models.