

ЗМІСТ

1 ПОКОЛІННЯ РОЗУМНОЇ МЕДИЦИНИ ДЛЯ МІОТ.....	10
2 ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ВІДДАЛЕНОГО МОНІТОРИНГУ ЗДОРОВ'Я З ВИКОРИСТАННЯМ ПІДХОДУ СИСТЕМНОГО ПРОЕКТУВАННЯ	17
2.1 Основні зацікавлені сторони системи	17
2.2 Операційне середовище системи	20
2.3 Огляд системи та ключові операційні процеси	23
2.4 Потенційні концепції системи.....	24
2.5 Варіант використання.....	28
2.6 План оцінки системи	29
Методологія оцінки	29
Показники оцінки	32
3 АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ВІДДАЛЕНОГО МОНІТОРИНГУ ПАЦІЄНТІВ.....	35
3.1 Існуючі архітектури систем	36
3.1.1 Апаратно-орієнтована система RPM	37
3.1.2 Програмне забезпечення як медичний пристрій	37
3.1.3 Комплексна хмарна система RPM на основі ІоМТ	38
3.2 Вибір архітектури	39
3.3 Архітектурні рішення.....	40
3.4 Декомпозиція прототипу системи.....	41
4 КЛЮЧОВІ ТЕХНОЛОГІЧНІ ВИКЛИКИ.....	45

4.1	Можливості RPM та проблеми впровадження	45
4.2	Проблема відсутніх даних	47
4.3	Проблема сумісності	52
4.4	Архітектура федеративного навчання	59
4.5	Підсумок поточних технологічних викликів та рішень	60
4.6	Робота з відсутніми даними.....	61
ВИСНОВОК		9

ВСТУП

Упродовж останніх років світова система охорони здоров'я зазнала суттєвих змін, зумовлених як розвитком цифрових технологій, так і зростаючими потребами суспільства в доступній, швидкій та якісній медичній допомозі. Одним із найбільш перспективних напрямів сучасної медицини є використання систем віддаленого моніторингу пацієнтів (Remote Patient Monitoring, RPM), що ґрунтуються на концепції Інтернету медичних речей (Internet of Medical Things, IoMT). Ці системи дозволяють у реальному часі збирати, передавати, зберігати та аналізувати медичні дані, що сприяє своєчасній діагностиці, персоналізованому лікуванню та зменшенню навантаження на медичні заклади.

Застосування IoMT у сфері охорони здоров'я відкриває нові можливості для трансформації традиційної моделі лікування у більш гнучку та орієнтовану на пацієнта. Проте, разом із перевагами, такі системи висувують і низку нових викликів — від сумісності пристроїв і захисту даних до проблем з обробкою відсутніх або неточних показників. Особливо актуальним є завдання розробки архітектури, яка б забезпечувала масштабованість, надійність і гнучкість у різних сценаріях використання.

Мета цієї дипломної роботи — дослідити ключові технологічні аспекти проєктування системи віддаленого моніторингу здоров'я, проаналізувати сучасні архітектурні підходи, визначити критичні виклики впровадження таких систем та запропонувати власну модель, орієнтовану на практичне застосування в умовах розумної медицини. Важливою частиною дослідження є розгляд концепції системного проєктування, що дозволяє врахувати не лише технічні, а й організаційні та користувацькі вимоги до системи.

Актуальність цієї теми зумовлена не лише технологічним поступом, а й глобальними соціальними викликами, серед яких — зростання частки

літнього населення, епідеміологічні ризики та потреба в ефективному управлінні здоров'ям пацієнтів на відстані. Результати роботи можуть бути корисними для розробників медичних систем, ІТ-спеціалістів, що працюють у сфері eHealth, а також для медичних закладів, які прагнуть впроваджувати інноваційні технології у свою діяльність.

1 ПОКОЛІННЯ РОЗУМНОЇ МЕДИЦИНИ ДЛЯ МІОТ

Центральним елементом наступного покоління систем охорони здоров'я є орієнтація на пацієнта. Системи охорони здоров'я ефективно використовують інформаційно-комунікаційні технології (ІКТ) для покращення швидкості, точності діагностики захворювань, моніторингу та лікування. Штучний інтелект та його підгалузі використовуються у різних сферах, таких як прогнозування захворювань за допомогою машинного навчання та роботизована хірургія.

У минулому системи охорони здоров'я збирали й зберігали дані пацієнтів, дозволяли дистанційну діагностику захворювань і лікування без використання інтернет-технологій. Це називалося телемедициною або телездоров'ям. Е-здоров'я (E-Health) — це комбінація інтернет-технологій і телездоров'я. До системи охорони здоров'я були інтегровані такі технології як хмарні рішення, блокчейн, медичні пристрої IoT тощо.

Перше покоління систем E-Health використовувало локальні пристрої для збору даних пацієнтів (наприклад, сенсори на тілі). Друге покоління додає хмарне сховище до існуючої архітектури для зручного доступу до даних лікарями дистанційно. Третє покоління включає блокчейн для вирішення питань конфіденційності та безпеки даних. Четверте покоління базується на штучному інтелекті для безперервного моніторингу стану здоров'я пацієнтів.

3. Потреба у хмарних технологіях в медицині

Хмарні обчислення мають великий вплив на медичну сферу завдяки своїм перевагам:

Співпраця: Хмарні технології спрощують поширення інформації.

Безпека: Медична інформація повинна бути конфіденційною.

Вартість: Хмара дозволяє зберігати великі обсяги даних за низькою

ціною.

Гнучкість: Хмарні рішення адаптуються до потреб медичної галузі.

4. Роль розумної медицини та IoT у лікуванні COVID-19 в Індії: аналіз даних

Індія запустила кілька ініціатив у сфері розумної медицини для боротьби з COVID-19:

1. Aarogya Setu — додаток для цифрового зберігання особистої медичної інформації користувачів і відстеження контактів.
2. CoWIN — портал для реєстрації на вакцинацію онлайн.

Ці технології сприяли підвищенню рівня вакцинації населення та мінімізації передачі вірусу. Аналіз даних із медичних IoT-пристроїв за допомогою моделей AI/ML допоміг прогнозувати майбутню ситуацію з вірусом і створити кращі умови для боротьби з ним.

Основна мета цього розділу - надати вступ до віддаленого моніторингу пацієнтів/здоров'я, дослідити поточні маркетингові тенденції та підсумувати основні цілі поточного дослідження.

Зв'язок між системою віддаленого моніторингу пацієнтів, Інтернетом медичних речей та телемедициною

Віддалений моніторинг пацієнтів (RPM) - це метод надання медичної допомоги, який використовує технології для моніторингу здоров'я пацієнтів поза традиційним клінічним середовищем, наприклад, вдома або у віддаленій місцевості. Віднесений до більш широкої галузі телемедицини, це економічно ефективна технологія, яка використовується для електронної передачі інформації про здоров'я/захворювання між пацієнтами та лікарями. RPM часто використовується як взаємозамінний термін з віддаленим моніторингом здоров'я (RHM), який іноді означає більш широкий термін, що включає моніторинг та діагностичну діяльність не тільки в межах, але й поза традиційними клінічними умовами.

Концепція IoMT походить від більш широкої концепції Інтернету

речей (IoT). Вона загалом визнається як застосування IoT для медичних та пов'язаних зі здоров'ям цілей, часто включаючи збір та аналіз даних для досліджень та моніторингу. Її називають "Розумною охороною здоров'я", яка цифровим способом з'єднує доступні медичні ресурси та послуги охорони здоров'я.

Телемедицина - це медична практика, яка використовує інформаційні технології та телекомунікації для координації потоку інформації між різними організаціями та сприяння їх співпраці у діагностиці або лікуванні захворювання. Телемедицина використовувалася ще на початку двадцятого століття, коли електрокардіографічні дані передавалися по телефонних дротах.

Ключові переваги RPM/RHM

RPM може допомогти клініцистам та опікунам у зборі даних та моніторингу стану здоров'я та симптомів, що значно доповнює інформацію, отриману традиційним підходом. Ключові переваги використання IoMT для RPM у галузі охорони здоров'я широко обговорювалися в літературі. Такі переваги включають:

Покращена якість допомоги: Можливість доступу до даних пацієнта в режимі реального часу дозволяє лікарям більш точно діагностувати та втручатися в разі потреби завдяки постійному моніторингу здоров'я та сповіщенням, а також адаптувати допомогу пацієнту до індивідуальних потреб. Крім того, пацієнти можуть активно брати участь у моніторингу, що ще більше збільшує шанси виявити тонкі зміни в організмі, які можуть бути критичними початковими ознаками перед раптовими подіями.

Зменшення витрат: RPM дозволяє збирати дані, які можуть доповнювати або навіть замінювати дані, зібрані традиційними підходами, за частку витрачених зусиль та ресурсів. Можна уникнути додаткових медичних послуг та адміністративних витрат, потужностей та додаткових прихованих компенсацій. Використання RPM для адміністрування

пацієнтів може зменшити час очікування, надмірність перекладу інформації та шанси помилок.

Покращена комунікація: Окрім економії коштів, шанси зменшити життєво важливу недбалість та уникнути лікарської помилки можуть бути значно збільшені завдяки більш повному та своєчасному набору доступної інформації. За оцінками, 35-70% медико-юридичних дій виникли через погану передачу інформації, нездатність зрозуміти та включити перспективи та сприйняття пацієнта та сім'ї в план догляду.

Існуючі системи RPM та застосування

Клінічне використання систем RPM зросло під час пандемії COVID-19, що продемонструвало, що вони є відмінними кандидатами для запобігання, прогнозування та моніторингу нових інфекційних захворювань. Деякі успішні застосування перераховані в кількох клінічних дослідженнях (Таблиця 1.1). Наприклад, PennAITech має намір використовувати штучний інтелект (ШІ) для розробки системи віддаленого моніторингу, яка може контролювати пацієнтів вдома, збирати, обробляти та інтегрувати дані пацієнтів в електронні медичні карти (EHR) разом з іншими клінічними даними.

Глобальні тенденції в доменах RPM

За оцінками, 45,1 мільйона пацієнтів у США будуть використовувати інструменти RPM до 2022 року, 70,6 мільйона пацієнтів у США до 2025 року. Очікується, що глобальний ринок RPM досягне 188 952,22 мільйона доларів США до 2028 року, з 29 062,30 мільйона доларів США у 2021 році. За оцінками, ринок зростатиме з CAGR 30,7% з 2021 по 2028 рік. Тим часом, ринок ІоМТ оцінюється в 41,2 мільярда доларів у 2017 році і, як очікується, зросте до 158,1 мільярда доларів у 2022 році. Прогнозується, що індустрія підключених медичних пристроїв зросте з 14,9 мільярда доларів у 2017 році до 52,2 мільярда доларів у 2022 році. Серед усіх ринків медичних пристроїв, очікується, що індустрія носимих пристроїв зросте з 4,1 мільярда доларів у

2017 році до 16,3 мільярда доларів у 2022 році. InsiderIntelligence повідомила, що до 2022 року 45,1 мільйона пацієнтів у США будуть використовувати інструменти RPM.

Ключові рушії та перешкоди у розвитку віддаленого моніторингу здоров'я

Деякі з основних рушіїв впровадження RPM походять від переваг, які забезпечуються видимістю даних/інформації в режимі реального часу від кінця до кінця (E2E) та інтелектуальним аналізом даних.

Хоча це звучить багатообіцяюче, ми продовжуємо бачити бар'єри для впровадження. RPM все ще страждає від кількох проблем, пов'язаних з сумісністю, оркестрацією сенсорної мережі, вузькими місцями ресурсів, безпекою, конфіденційністю та адмініструванням та управлінням ресурсами. Однією з найбільших проблем цифрової трансформації залишається заміна та/або інтеграція застарілих продуктів та інфраструктури.

Підсумовуючи, ключові виклики для розширення застосувань RPM включають:

Доступність: можливість вимірювати, відчувати з будь-якого місця надійно.

Управління даними: великі дані, аналітика ШІ вимагають великої кількості якісних даних.

Сумісність: змусити пристрої IoT працювати один з одним для більш точного, своєчасного сповіщення та допомоги в інтелектуальному прийнятті рішень.

Безпека, конфіденційність та етика: створення стійких, соціально відповідальних технологій.

Відповідність: бути в курсі нових правил щодо медичних технологій. Адаптуватися до місцевих, державних та федеральних варіацій.

Периферійні технології: стабільні з'єднання, управління живленням.

2 ПРОЕКТУВАННЯ СИСТЕМИ ВІДДАЛЕНОГО МОНІТОРИНГУ ЗДОРОВ'Я З ВИКОРИСТАННЯМ ПІДХОДУ СИСТЕМНОГО ПРОЕКТУВАННЯ

Підхід системного проектування застосовується для керівництва проектуванням та розробкою розумної системи віддаленого персонального моніторингу здоров'я, покращеної ШІ. Прототипна система фокусується на серцево-судинному здоров'ї. Однак концепція повинна бути масштабованою для інтеграції моніторингу інших проблем зі здоров'ям.

2.1 Основні зацікавлені сторони системи

Основними зацікавленими сторонами системи є пацієнти, постачальники медичних послуг, виробники оригінального обладнання, постачальники програмного забезпечення, системні інтегратори/постачальники платформ, сторонні постачальники послуг або програмного забезпечення, державні регулятори, постачальники мереж, страхові компанії або розробники політики Medicare. Їх взаємодія графічно представлена на рисунку 2-2.

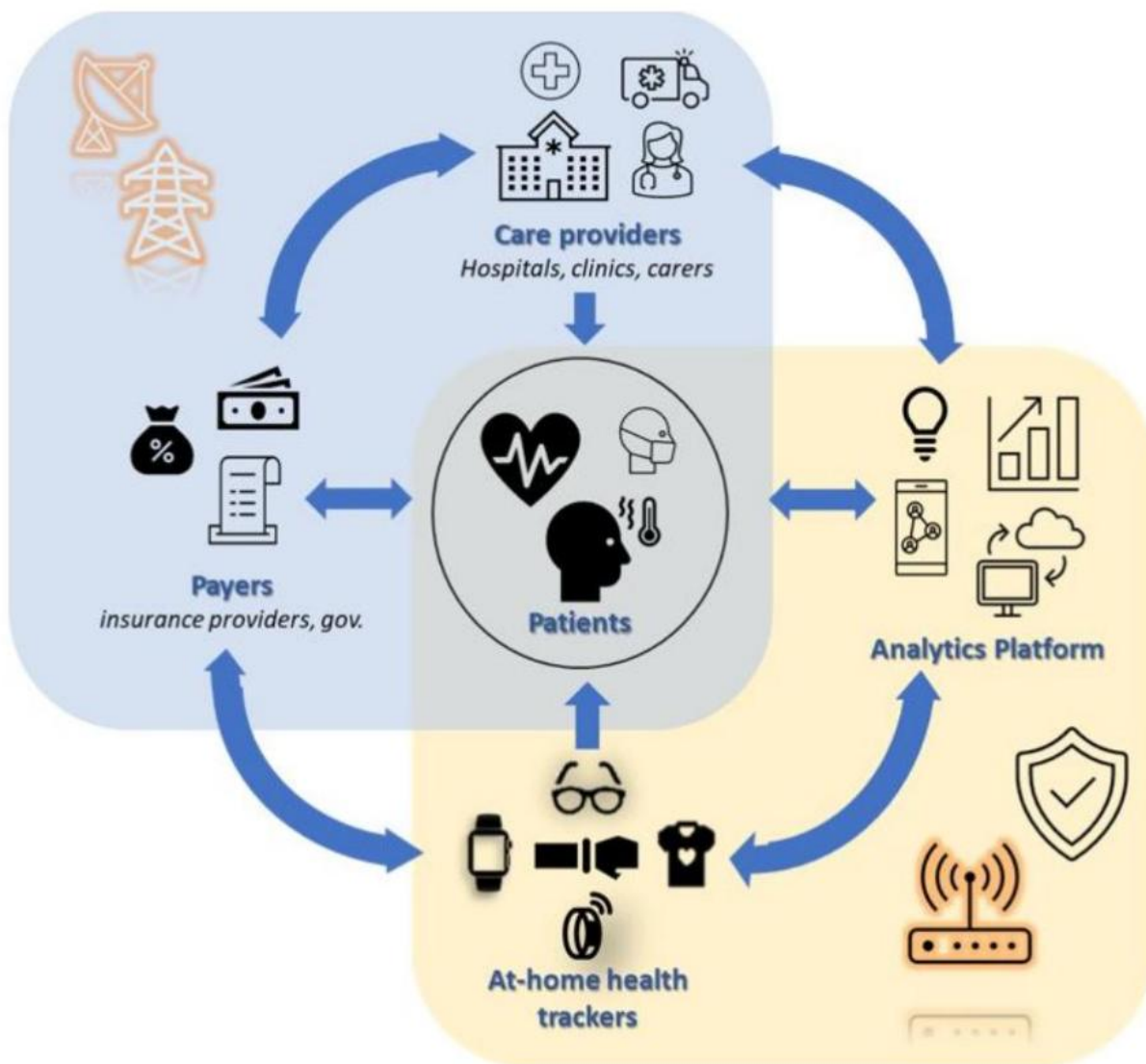


Рис. 2.1 Основні зацікавлені сторони системи RPM та їх взаємодія.

Які часто виникаючі проблеми в охороні здоров'я у 2025 році, у вирішенні яких RPM може відіграти значну роль? Іншими словами, які основні потреби ми прагнемо задовольнити при впровадженні нової системи RPM?

Для постачальників медичних послуг нижче наведені загальні потреби:

Пропущені прийоми: пропущені прийоми та неявки можуть коштувати системі охорони здоров'я більше 150 мільярдів доларів щороку.

Обмеження ресурсів, нестача лікарів та персоналу.

Адміністрування та управління даними пацієнтів: методи збору та курування великої кількості даних значно впливають на прийняття рішень, таких як раннє втручання.

Ефективність витрат: автоматизація збору та аналізу якісних даних допомагає уникнути дорогих та тривалих вимірювань, проведених у традиційних умовах.

Якість допомоги для покращення задоволеності пацієнтів.

Зменшення повторних госпіталізацій.

Дотримання лікування.

Основні потреби пацієнтів:

Якість допомоги/послуг своєчасного та прогностичного/профілактичного характеру.

Краща комунікація з постачальниками медичних послуг для визначення відповідного лікування та персоналізованої допомоги.

Прозорість та розуміння процесу догляду від початку до кінця

Безпечні та надійні послуги

Персоналізована допомога.

Основні потреби постачальників технологій включають:

Масштабованість і надійність системи

Максимальний прибуток та частка ринку.

Безпека: Зростаюче використання платформ телемедицини та віддаленого моніторингу пацієнтів викликало значні занепокоєння щодо кібербезпеки.

Безпека та надійність є двома спільними потребами для всіх зацікавлених сторін. Зростаюче використання платформ телемедицини та віддаленого моніторингу пацієнтів не зробило медичних працівників більш спокійними щодо технологій, про що свідчать медичні клініцисти, які не бажають впроваджувати телемедицину через занепокоєння кібербезпекою. Пацієнти, особливо літні люди, часто некомфортно ставляться до змін і

легко відлякуються страхом перед невідомими їм технологіями.

З іншого боку, на надійність сильно впливає вимога підтримувати кілька з'єднань з різними пристроями та локаціями. Це включає всі компоненти більшої екосистеми телемедицини, включаючи допоміжні компоненти, такі як інтернет та бездротові з'єднання. Потрібно багато координації та зусиль від кожної сторони, а не лише від RPM, щоб підвищити контрольованість інформаційного потоку.

Погляд розробників політики:

Існує п'ять основних кодів відшкодування Medicare RPM, які можуть потенційно впливати на рішення багатьох постачальників медичних послуг щодо RPM. Ці коди охоплюють відшкодування за налаштування/навчання використанню (99453, 99454, 99457, 99091 та 99458).

Підсумовуючи, найбажаніші ідеальні характеристики системи RPM включають:

Точні та надійні дані, отримані з медичних пристроїв RPM з підтримкою ШІ

Високий рівень аналізу великих даних

Автоматизація вимірювань здоров'я та передачі даних

Потужна система кібербезпеки

Доступність у будь-який час і в будь-якому місці

Використання клінічних операцій

Швидкість та моніторинг у реальному часі

Економічна ефективність

Універсальність / адаптованість для всіх зацікавлених сторін

Індивідуальний / персоналізований догляд

2.2 Операційне середовище системи

Операційне середовище системи описано на рисунку 2.2.

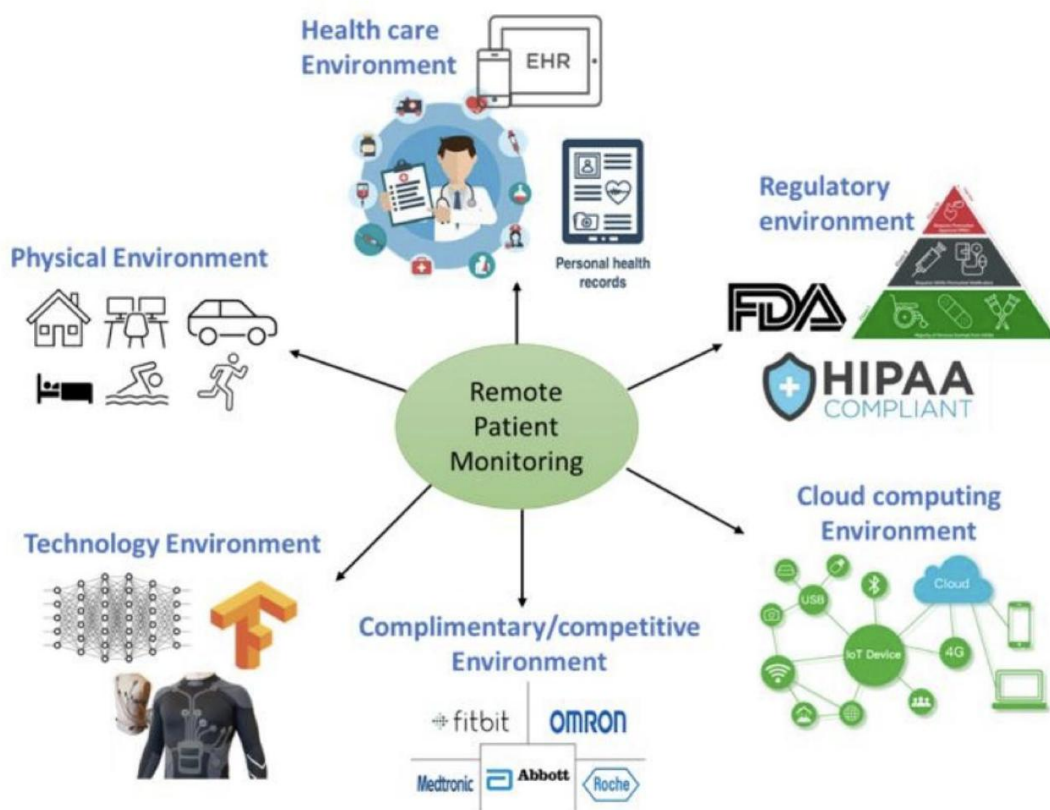


Рис. 2.2 Операційне середовище системи.

Фізичне середовище: Система призначена для використання вдома, в офісі, в дорозі, і тому повинна бути гнучкою до різноманітних ситуацій. Наприклад, пристрій може зазнавати легких або нерегулярних вібрацій, тепла або холоду, постійного або раптового тиску від контакту з іншими об'єктами, які можуть бути твердими, м'якими, твердими та/або рідкими (такими як піт та вода). На зв'язок через Wi-Fi або Bluetooth можуть впливати електричні шумові сигнали, інші бездротові сигнали або електричний екран (наприклад, будівлі з великою кількістю металевих конструкцій).

Середовище більшої системи охорони здоров'я: залежно від кінцевої мети використання системи, дані можуть виводитися в інші системи охорони здоров'я, наприклад, системи EHR, в режимі реального часу або через витяг звіту. Тому дизайн системи повинен враховувати використання

стандартних форматів виводу даних FLIR або відкритих EHR.

Регуляторне середовище: Застосунок RPM повинен відповідати HIPPA та іншим федеральним і державним нормам. Оскільки з'являється все більше варіантів медичного програмного забезпечення як пристрою, розробляються нові правила для нових ситуацій. Отже, система повинна бути достатньо гнучкою, щоб адаптуватися до цих змін. Відповідні регуляторні політики включають контроль зберігання та доступу до даних, відстеження та/або запис аналізу та прийняття рішень для підзвітності. Запропонований прототип RPM наразі використовується лише для самоконтролю, тому регуляторні вимоги, які регулюють його як медичний пристрій, на цьому етапі не розглядаються.

Середовище хмарних обчислень: Коли викликаються обчислювально інтенсивні алгоритми ШІ/МН або використовується інше стороннє програмне забезпечення/проміжне програмне забезпечення, система буде взаємодіяти з хмарними серверами. Введення та виведення даних до хмарних сервісів відбуватиметься в режимі реального часу або офлайн. Система включатиме будь-яке розгортання як на локальних пристроях, так і на будь-якому інтегрованому хмарному бекенді та веб-порталі для управління системою.

Технологічне середовище: Оскільки весь світ ІоМТ швидко змінюється, і щойно введена на ринок технологія замінюється протягом кількох місяців, система RPM використовуватиме як програмне, так і апаратне забезпечення, яке все ще знаходиться на початковій стадії розробки (нестабільній). Фактори, що змінюються, які можуть вплинути на систему RPM, включають не лише технологічні оновлення алгоритмів та апаратних компонентів, вбудованих у систему, але й оновлення в додаткових матеріалах, ризики кібербезпеки та системи конкурентів.

Інтерфейси інших систем: система повинна буде взаємодіяти з мережею провайдера інтернету для локального та публічного доступу.

Додаток для здоров'я може бути інтегрований в Android, IOS та інші системи телефонів, планшетів та Windows для спільного використання ресурсів з більшими системами, які використовуються клінікою, лікарнею або державними установами. Зовнішні інтерфейси складатимуться з джерела живлення, мережевого з'єднання, API сторонніх розробників, голосового інтерфейсу користувача, інтерфейсу з системами хост-пристроїв.

2.3 Огляд системи та ключові операційні процеси

Місія системи - покращити та сприяти регулярному моніторингу серцевого здоров'я шляхом надання розумної персоналізованої, привабливої, покращеної ШІ системи віддаленого моніторингу здоров'я.

Система повинна використовуватися як невід'ємна частина клінічної практики зараз і в майбутньому, а не як заміна.

Наступні основні процеси будуть ключовими для нормальної роботи системи:

1. Налаштування користувачів: коли користувач вперше входить у додаток для здоров'я, інтерфейс запитає інформацію профілю користувача, таку як стать, дата народження, медична історія та історія прийому ліків, а також критичні проблеми зі здоров'ям. Користувач також повинен налаштувати бездротове з'єднання, метод зберігання даних, особисті уподобання та інформацію про первинну медичну допомогу, якщо користувач бажає підключитися до офісу первинної медичної допомоги для звітування даних.

2. Налаштування пристроїв: користувач налаштовує з'єднання та ініціалізує пристрої, які повинні бути інтегровані в систему, вводять бажану частоту звітування даних.

3. Режим фонового моніторингу: локальний сервер отримує дані з пристрою моніторингу з запитаною частотою та запускає програми

виявлення аномалій. У разі виникнення будь-якої аномалії локальний сервер запускає програми для виявлення ризику для здоров'я та попереджає користувача.

4. Режим живого моніторингу зі звітом про стан на інформаційній панелі: відображення та оновлення інформаційної панелі в режимі реального часу. Аналітичні алгоритми узагальнюють останні основні моменти стану здоров'я, проблеми та тенденції.

5. Взаємодія з постачальником медичних послуг: За запитом додаток генерує та надсилає підсумковий звіт постачальнику медичних послуг. У разі виникнення серйозних проблем зі здоров'ям додаток автоматично піднімає тривогу постачальнику медичних послуг. Можна здійснювати прямі голосові та відеодзвінки постачальнику медичних послуг.

6. Зберігання даних: З запитаною частотою локальні сервери обробляють, очищають, фільтрують та узагальнюють дані. Потім очищені дані конвертуються у стандартний формат і надсилаються на хмарний сервер для довгострокового зберігання. Локальний сервер також може передавати аналітичні моделі та оброблені дані до підписаних хмарних сервісів.

2.4 Потенційні концепції системи

Програми RPM, які зараз використовуються, включають:

RPM на основі текстових повідомлень,. Система надсилає нагадування для реєстрації інформації на регулярній основі. Зареєстровані тестові дані надсилаються назад постачальнику медичних послуг. Оновлення статистики та завантаження статусу можуть запускатися вручну або автоматично залежно від обраної конкретної системи. Основною перевагою такої системи є простота використання, доступність та надійність. Не потрібно купувати та налаштовувати високотехнологічні та нові пристрої. Отже, навчання користувачів вимагає менше зусиль, ніж інші

більш складні підходи.

RPM на основі телефону/аудіо. Повідомляється, що цей тип систем зменшує бар'єри для догляду за певними пацієнтами з обмеженими можливостями або технологічно неграмотними. Під час карантину COVID пацієнт може контролюватися постачальником медичних послуг по телефону без ризику передачі вірусу.

RPM на основі онлайн-чатботів. Приклади застосування можна знайти у qliqsoft, smartbot360, Ava. Чатботи можуть використовуватися для планування зустрічей, післяпроцедурних перевірок, подальших спостережень, які є рутинними та програмованими завданнями. Стандартизація завдань через віртуальну зустріч з чатботом значно зменшує навантаження на постачальників послуг. Рішення на основі чатботів може бути повністю автоматизованим або напівавтоматизованим. Отже, воно дуже масштабоване з меншими витратами на налаштування та покращення якості догляду завдяки широкій базі знань та персоналізованому догляду, що підтримується ШІ.

Вищезгадані системи RPM добре працюють для хронічних захворювань та довгострокового моніторингу. Однак вони не можуть впоратися з реагуванням на надзвичайні ситуації та моніторингом гострих пацієнтів.

Наступні концепції систем можуть вимагати додаткового обладнання та програмного забезпечення. Може знадобитися спеціальне навчання для залучення користувачів. Однак вони є більш надійними та чутливими з точки зору обробки різних видів ситуацій і вимагають меншого залучення медичних працівників.

Система самотестування з використанням мобільного телефону та носимих датчиків. Тести запускаються за запитом. Fitbit sense та Apple watch вже реалізували функції для виявлення фібриляції передсердь.

RPM на основі пристрою + мобільного додатку: фокусується на одній

конкретній проблемі зі здоров'ям, такій як діабет, серцевий напад, психічне здоров'я тощо.

Мережа датчиків на тілі: прикладом є додаток healthFog, який фокусується на серцевих захворюваннях.

Повністю інтегрована платформа RPM з підтримкою ШІ та людською допомогою для кількох станів. Програми лікарні вдома—, які зараз швидко розвиваються, можуть бути першими, хто впровадить такі платформи.

Ранжування показує, що повністю інтегрована система є найкращою серед порівнюваних концепцій. Наступною в рейтингу є концепція мережі датчиків на тілі.

Незважаючи на те, що повністю інтегрована платформа RPM займає найвище місце на основі задоволення потреб, наразі все ще існує багато перешкод для запуску комплексної платформи, таких як витрати, конфлікти з застарілими продуктами, узгодження організацій та партнерів. Розробка та впровадження успішної платформи є великим системним проектом.

Для поточного дослідження, щоб обмежити обсяг та зосередитися на вирішенні найбільш нагальних технічних проблем, обрана концепція мережі датчиків на тілі. На рисунку 2-5 наведено загальну ілюстрацію обраної концепції. Датчики на тілі включають носимі та інші прикріплені пристрої для моніторингу діяльності людини, а також фізіологічних сигналів. Крім того, датчики всередині будинку контролюють умови проживання, а також виявляють потенційно небезпечні умови, які можуть становити ризик для здоров'я. Датчики вдома також забезпечують засіб для спілкування пацієнта/постачальника медичних послуг. Постачальник медичних послуг може призначити домашні пристрої моніторингу для самостійного звітування пацієнта на регулярній основі. Сигнал пристрою безпечно передається на локальний сервер (наприклад, шлюз або невелику комп'ютерну систему) для обробки даних на рівні краю/туману, агрегації, зберігання та прийняття рішень. При необхідності локальний сервер

надсилає агреговані дані, модель даних пацієнта та додаткову інформацію на хмарний сервер. Коли хмарний сервер має оновлену модель або інформацію, хмарний сервер робить глобальне оголошення локальному серверу. У цій концепції зв'язок між локальним та хмарним сервером є добровільним і контролюється пацієнтом. Пацієнт може переглядати дані моніторингу в реальному часі через мобільний або веб-додаток. Коли додається самотестування, пацієнт може переглядати результат в реальному часі, а також отримувати деякі попередні вказівки та поради. При необхідності пацієнт може надіслати звіт про стан здоров'я постачальнику медичних послуг.

На шлюзах краю застосовуються алгоритми штучного інтелекту для підвищення якості обслуговування. Наприклад, служба ШІ може виявити падіння людини з високим рівнем точності. Потім результати надсилаються до бази даних з контрольованим доступом для зберігання та подальшої обробки хмарним сервером з додатковими передовими алгоритмами. Додавання шару обчислень на краю допомагає уникнути затримок та вузьких місць, що виникають при надсиланні великої кількості даних між окремими пристроями та хмарним сервером, забезпечуючи при цьому конфіденційність та безпеку. Персоналізація пацієнта також може бути досягнута шляхом дозволу кожному крайовому комп'ютеру вибрати персоналізоване дерево рішень та параметри моделі.

Деякі дослідження додають додатковий шар туману між шарами краю та хмари для забезпечення додаткової координації роботи та управління. Доданий шар туману також може забезпечити ефективне використання пропускної здатності та дотримання правил робочого циклу. Queralta та ін. запропонували точки доступу на основі LoRa з підтримкою туману, які допомагають додатково покращити якість медичних послуг.

2.5 Варіант використання

Цільова система RPM в першу чергу розглядає варіант використання для догляду за людьми похилого віку, як показано далі.

(профілактичний догляд за здоровими людьми похилого віку).

Випадок використання №1: Моніторинг здоров'я серця для людей

Опис варіанту використання:

Саманті 68 років. Їй нелегко пересуватися та часто відвідувати лікарів. Вона хотіла б мати простий у використанні інструмент для профілактичного догляду. 50% всіх діагнозів серцевої недостатності, 90% всіх смертей від серцевої недостатності відбуваються в сегменті населення старше 70 років.

Допомога, що надається RPM:

Легке налаштування.

Перегляд поточної частоти серцевих скорочень та інших параметрів у реальному часі.

Попередження користувача, коли частота серцевих скорочень перевищує поріг, встановлений лікарем, за допомогою голосових та текстових повідомлень. Лікар також отримує текстове повідомлення, коли піднімається тривога.

Лікар первинної медичної допомоги зможе завантажити щотижневий звіт, який узагальнює ключові тенденції та скільки разів були спрацьовані сповіщення.

Відповідна персона:

Пацієнт:

68-річна людина з передумовами, кількома проблемами зі здоров'ям, включаючи високий кров'яний тиск та діабет. Хоча пацієнт зараз здоровий, є занепокоєння щодо старіння, і пацієнту потрібно регулярно повідомляти про стан здоров'я.

Постачальник медичних послуг:

Джон - лікар первинної медичної допомоги, 10 років досвіду роботи, працює в 2 медичних центрах. Тижневе навантаження більше 65 годин. 43 роки. 10-25 прийомів в середньому на день

2.6 План оцінки системи

Методологія оцінки

Раунд 1: початкова стадія розробки продукту. Проводяться інтерв'ю/опитування з обраними лікарями та пацієнтами. Команда розробників зв'яжеться з обраними репрезентативними лікарями та пацієнтами, представить наші ідеї та прототипи, і збере їхні відгуки та ідеї. Розмір вибірки становить приблизно 20 пацієнтів та 15 лікарів.

Варіант використання #2: Моніторинг серцевого здоров'я для когось, хто відновлюється після відвідування відділення інтенсивної терапії.

Опис варіанту використання:

Вівек відвідав відділення інтенсивної терапії три дні тому через серцевий напад. Після лікування його відправили додому. Однак лікарю все ще потрібно уважно стежити за його відновленням.

Допомога, що надається RPM:

- Моніторинг ЕКГ для виявлення серцевого ритму.
- Лікар може проводити щоденний огляд через живу камеру.
- Якщо в будь-який момент виявляється аномалія, система запускає сигнал тривоги в офісі лікаря і надсилає знімок даних та підсумковий звіт про дані за минулу годину в агрегованому вигляді.
- Живий чат з пацієнтом, коли він відчувається некомфортно та/або потребує вказівок.

Відповідна персона:

Пацієнт:

40-річний. Мав проблеми з серцем з молодості. В іншому здоровий.

Постачальник медичних послуг:

Вільям - кардіолог з 15-річним досвідом, понад 25 прийомів у середньому на день. Напружений графік і повинен швидко реагувати на будь-яку невідкладну ситуацію.

Після розробки початкової концепції буде проведено інтерв'ю та/або опитування щодо здійсненності та бюджету. Команда збере пропозиції щодо приблизних ідей продукту. Наприклад:

- Конкретні сценарії, варіанти використання, пов'язані з основними функціями та користувачами.
- Критичні больові точки.
- Відображення потреб персони на критичні функції системи та пріоритизація потреб.
- Описи того, як система буде використовуватися типовим лікарем та типовим пацієнтом.

Інтерв'ю будуть проводитися через відеоконференц-дзвінки. Ключова інформація буде фіксуватися за допомогою стандартного шаблону.

У раунді 1 всі зібрані пропозиції/оцінки щодо продукту будуть пріоритизовані. Буде оцінено, чи будуть певні функції/міркування включені до остаточного дизайну та загального робочого процесу. Мета полягає в тому, щоб правильно визначити основні функції/дані/питання.

Раунд 2: Стадія розробки. З інформацією, зібраною з оцінки раунду 1, команда перейде до стадії прототипування. На цій стадії у нас буде остаточний макет дизайну додатку. Онлайн-платформа для прототипування, така як SAP build it, буде використовуватися для розробки досліджень зворотного зв'язку на основі програмного забезпечення. Різні варіанти дизайну прототипу будуть надіслані сотням потенційних користувачів для збору відгуків. Ми створимо питання навколо центральних функцій, і в місцях, де у нас немає впевненості щодо прийняття користувачами. Цільова популяція на цьому етапі становить 50-100 пацієнтів та 50-75 лікарів.

Будуть розроблені різні дослідження користувачів для різних центральних тем. Наприклад, простота використання для лікарів, простота використання для пацієнтів, ефективність певних функцій та функціональності, чіткість звітів та складність надання відповідей для пацієнтів.

У цьому раунді зібраний зворотний зв'язок використовується для точного налаштування дизайну інтерфейсу та функцій. Метою цього раунду є перевірка зручності використання, простоти використання та чіткості питань і результатів.

Раунд 3: Стадія запуску. У цьому раунді команда матиме працюючий додаток, який знаходиться на початковій стадії запуску. Ми будемо збирати дані про:

- Демографію користувачів
- Частоту використання
- Час простою системи
- Кількість системних помилок, які потрібно виправити
- Частоту кліків на підказки
- Частоту заповнення форм зворотного зв'язку.

У кількох місцях інтерфейсу веб-додатку RPM користувач матиме можливість оцінювати функції, що є просто оцінкою "палець вгору" та "палець вниз".

В кінці інтерфейсу є розділ зворотного зв'язку, де питання та відгуки можуть бути безпосередньо надіслані команді. Інструмент оцінки за 5-зірковою шкалою також буде запитуватися на регулярній основі для отримання загального відгуку про зручність використання. Крім того, буде посилення на зовнішню форму опитування/анкети для вибраних частих користувачів. Приклад звіту про зручність використання показано на рисунку 2.3.

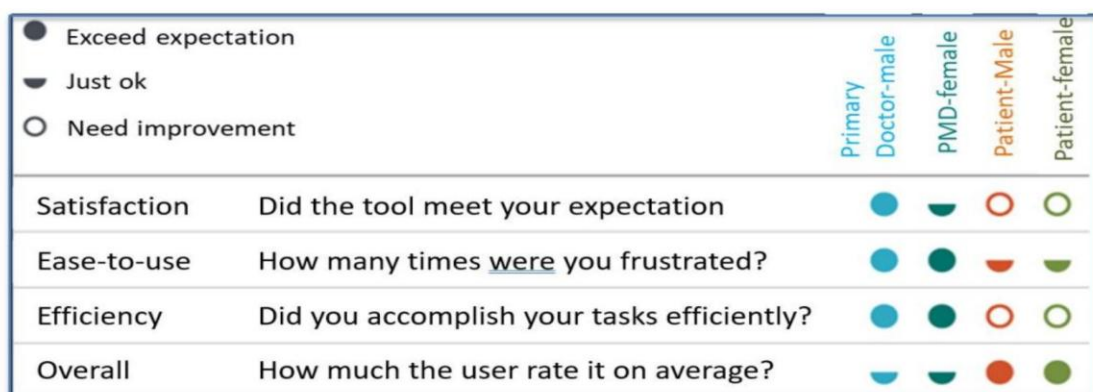


Рисунок 2.3 Щомісячні показники оцінки зручності використання та задоволеності користувачів

Показники оцінки

Дані, зібрані через вищезазначене, будуть відстежуватися протягом 6 місяців-1 року. Кожні два тижні через бекенд-аналітику буде візуалізовано панель огляду того, як продукт працює відносно основних показників. Наявність середньозваженої оцінки 4 з 5 або вище вказує на успішну реалізацію інструменту.

Метою є досягнення 90% цільового показника за кожним показником оцінки в перші три місяці запуску. Зворотний зв'язок буде використовуватися для точного налаштування системи, і через шість місяців після запуску. Кінцевою метою є досягнення цільового показника на 100%.

Таблиця 2.1

Показники оцінки ефективності системи.

	Ім'я	Опис	Мета / Ціль	Зацікавлені сторони
M1	Надійність системи	Величина потенціалу простою через тех. обслуговування або збої	Збільшити час безвідмовної роботи. Мета: доступність 99,9%.	Пацієнт, догляд провайдер, постачальник послуг
M2	Недорого	Низька настройка, навчання та вартість обслуговування	Зменшити поточну вартість догляду на 30%, коли >300 користувачів	Лікар, платник послуг
M3	Масштабованість	Як легко розширити: додаткові датчики, оновлення	Можна додавати сенсори та оновлювати кожні 3 міс. без дод. витрат	Лікар, сервіс-провайдер
M4	Результати лікування	Кращий профілактичний догляд, реакція на НС, вплив факторів	Попередити аномалії після кількох місяців з точністю 90%	Пацієнт, догляд провайдер, страхова

Продовження таблиці 2.1

PM5	Доступність	Відсоток домогосподарств, які можуть користуватись системою	Ціль: 95% домогосподарств можуть використовувати систему	Пацієнт
M6	Прозорість даних	Пацієнт, команда догляду, страхова можуть переглядати дані	Статистика та сповіщення в реальному часі	Пацієнт, догляд провайдер
M7	Вразливість даних	Кількість потенційних векторів атак	Мінімізувати вектори. Мета: 100% відомі та виправлені	Сервіс-провайдер
M8	Персоналізація	Система вчиться для кращих рекомендацій, адаптація процедур	Рівень схвалення або дотримання >90%	Пацієнт
M9	Відповідність	Відповідає вимогам FDA, HIPAA	100% відповідність	Лікар, політик, уряд
M10	Можливість оновлення	Наскільки легко оновити систему	Менше 20% закритих архітектур	Сервіс-провайдер

3 АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ВІДДАЛЕНОГО МОНІТОРИНГУ ПАЦІЄНТІВ

Системи віддаленого моніторингу пацієнтів (RPM), які використовуються та досліджуються, можна розділити на п'ять рівнів масштабу:

Рівень 1: Самомоніторинг. Це підходить для моніторингу загального здоров'я та самопочуття здорових людей як профілактичні заходи. Прикладами є використання Fitbit, Apple Watch для моніторингу здоров'я.

Рівень 2: Допоміжний моніторинг та сповіщення. Це підходить для використання в первинній медичній допомозі. Порівняно з рівнем 1, забезпечується взаємодія між медичними працівниками та окремими особами, щоб за потреби можна було надати допомогу.

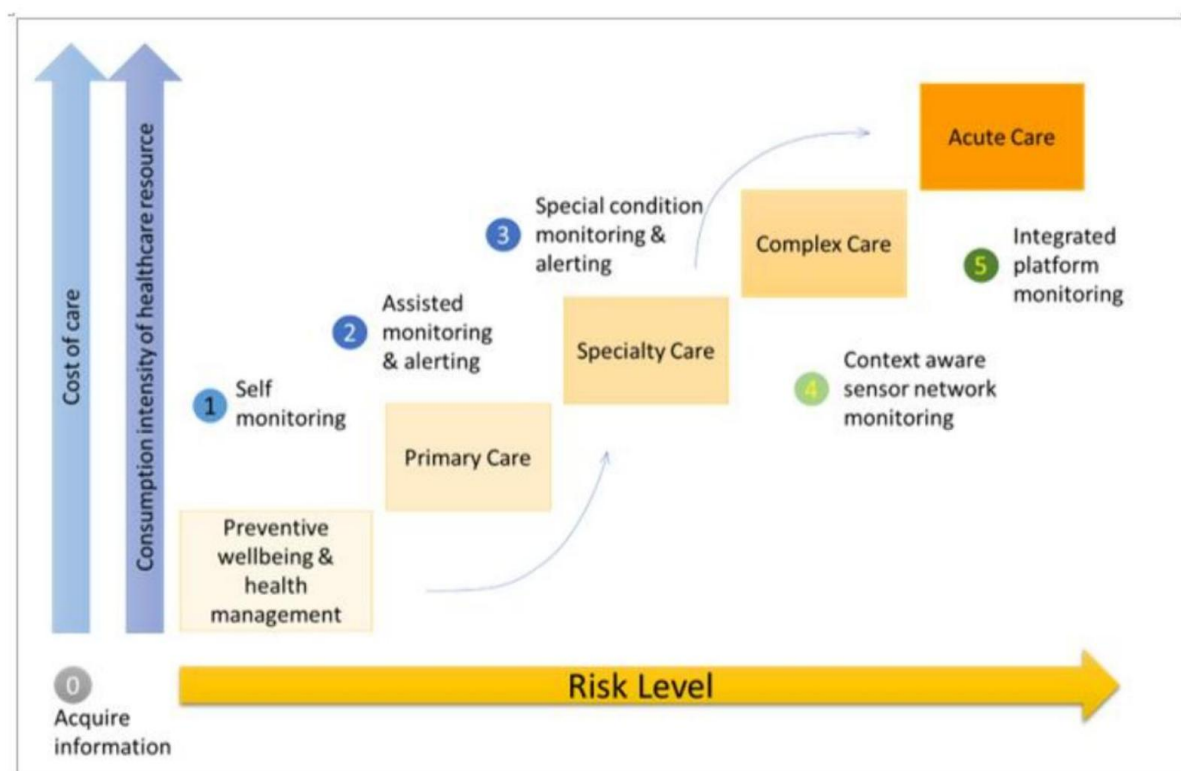


Рис. 3.1: Шкали систем RPM, що використовуються в різних сценаріях догляду

Рівень 3: Моніторинг та сповіщення про особливі стани. Додаються спеціальні пристрої, і регулярно проводиться тестування вдома, щоб забезпечити додаткове відстеження та моніторинг, якщо досягнуті заздалегідь встановлені порогові значення для спрацьовування подій. Система RPM може включати певний рівень інтелекту для надсилання автоматичних сповіщень або виклику екстреної допомоги.

Рівень 4: Контекстно-залежний моніторинг мережі датчиків. Додаються додаткові датчики для підвищення надійності та чутливості сповіщень. Моніторинг менш схильний до несправностей окремих пристроїв і зменшує кількість помилкових тривог. Датчики можуть працювати разом для розпізнавання умов навколишнього середовища, щоб можна було застосувати відповідну аналітику залежно від контексту. Таким чином, моніторинг може бути менш схильним до помилок та переривань. Тепер увага зосереджена не лише на записі та звітуванні даних, але й на відчутті стану пацієнта та/або наданні узагальнення знань вищого рівня.

Рівень 5: Інтегрований платформний моніторинг. Коли технології рівня 3 і 4 знаходяться на відносно зрілій стадії, різні категорії знань, отримані з систем моніторингу рівня 3 і 4, можуть бути об'єднані для створення більш комплексної та надійної оцінки поточного стану. Переваги систем рівня 3 і 4 поєднуються та підвищуються за допомогою належної системної інтеграції.

Для поточного дослідження метою є створення методів, які можна застосувати для різних станів здоров'я. Для прототипування метою є розробка технологій, які готові до використання для моніторингу серцевих захворювань на рівні 4.

3.1 Існуючі архітектури систем

Перш ніж перейти до пропонування поточної архітектури системи,

варто розглянути архітектури систем, які наразі використовуються на практиці та пропонуються для майбутніх систем RPM.

3.1.1 Апаратно-орієнтована система RPM

Прикладом є система діагностики серцевих захворювань на основі носимих датчиків, запропонована для прогнозування ризику захворювання у пацієнтів на основі зібраних даних мережі датчиків на тілі. Вона використовує механізм прогнозування стану здоров'я та діагностики захворювань для прогнозування серцевих захворювань на основі зібраних даних, як структурованих, так і неструктурованих. Це прогнозування складається з чотирьох основних етапів:

1. Злиття даних: витягнуті ознаки з структурованих та неструктурованих даних об'єднуються за допомогою запропонованої схеми злиття.

2. Попередня обробка: цей крок включає фільтрацію даних, нормалізацію, вибір цінних ознак за допомогою методів інтелектуального аналізу даних та зважування ознак за допомогою умовної ймовірності.

3. Прогнозування серцевих захворювань на основі ансамблевого глибокого навчання: попередньо оброблені дані передаються класифікатору глибокого навчання, навченому на наборі даних про серцеві захворювання, для остаточного прогнозування серцевих захворювань.

4. Рекомендації на основі онтології: онтологія використовується для рекомендації плану догляду або дій відповідно до стану здоров'я пацієнта.

3.1.2 Програмне забезпечення як медичний пристрій

Прикладом системи програмного забезпечення як медичного пристрою є мобільний додаток для самотестування на серцевий напад, запропонований в, щоб дозволити потенційним жертвам швидко оцінити, чи мають вони серцевий напад без втручання медичного спеціаліста.

Використовуючи повсюдні технології, такі як мобільний телефон та невеликий носимий датчик ЕКГ, можна збирати симптоми користувача та виявляти початок серцевого нападу, аналізуючи записи ЕКГ. Якщо додаток оцінює, що користувач знаходиться в зоні ризику, він спонукатиме користувача негайно викликати служби екстреної допомоги. Якщо у користувача станеться зупинка серця, додаток автоматично визначить поточне місцезнаходження користувача та попередить служби швидкої допомоги та інших про місцезнаходження людини. Система по суті є системою для одного користувача.

3.1.3 Комплексна хмарна система RPM на основі ІоМТ

Першим прикладом є BodayCloud, який є архітектурою для інтеграції BSN та хмарної інфраструктури PaaS. Body - це сторона системи, яка контролює допоміжне проживання за допомогою носимих датчиків і надсилає зібрані дані в хмару через мобільний пристрій. Cloud - це сторона системи, яка забезпечує повну підтримку конкретних додатків через збір даних, обробку/аналіз та візуалізацію. Дизайн загальної архітектури відповідає деяким вимогам для підтримки управління даними датчиків, одночасного виконання додатків, виклику служб mashup та аналізу даних:

- Забезпечити функціональність для отримання та управління даними датчиків максимально безшовним способом від BSN.
- Налаштувати масштабовану структуру для підтримки обробки кількох потоків даних для одночасних служб додатків.
- Постійне зберігання та обмін даними датчиків та результатами аналізу для подальшого прийняття рішень.
- Повторне використання інфраструктури PaaS, таким чином забезпечуючи підхід рівня SaaS.

Другим прикладом є модель HealthFog, яка дозволяє користувачам встановлювати власні схеми балансування навантаження та арбітражу на

основі вимог додатків. Модуль глибокого навчання використовує набір даних для навчання нейронної мережі класифікувати точки даних, які є векторами ознак, отриманими після попередньої обробки даних, отриманих з мережі датчиків на тілі. На основі завдання, призначеного менеджером ресурсів, він також прогнозує та генерує результати для даних, отриманих з пристроїв шлюзу. Модуль ансамблювання отримує результати прогнозування від різних моделей і використовує голосування для визначення вихідного класу, який визначає, чи є у пацієнта серцеве захворювання. Цей модуль знаходиться у вузлі FogBus, якому призначено завдання, і відповідає за розподіл даних та збір результатів з інших робочих вузлів.

3.2 Вибір архітектури

Вісім основних архітектурних рішень значно вплинуть на кінцеву форму та функції системи, як показано в Таблиці 3.1. Це включає:

- чи повинна система дозволяти пацієнту взаємодіяти з постачальником медичних послуг і як (AD1),
- які апаратні пристрої використовуються для моніторингу (AD2),
- місця зберігання та обробки даних (AD3 та AD4),
- які розумні функції слід включити (AD5),
- чи є кінцевий програмний пакет веб-додатком, мобільним додатком або плагіном для поточної системи догляду (AD6),
- який механізм звітування даних слід забезпечити (AD7),
- формат екстрених сповіщень (AD8).

Metrics and Related System Performance. Decision Sensitivity.

Legend:
 Low = 1
 Med = 4
 High= 9

		Architecture Decisions							
Performance Metrics		Interaction with care providers	Device Options	Data Storage Location	Data Processing Location	Smart Feature	Software Embodiment	Data Reporting Frontend	Emergency Alert
	System Reliability	4	9	1	1	9	4	1	4
	Low-cost	1	9	4	4	4	4	1	1
	Scalability	1	9	1	4	1	4	4	1
	Care outcomes	9	9	1	1	9	1	4	4
	Accessibility	4	9	1	4	1	9	4	1
	Data Transparency	1	1	4	4	1	1	4	1
	Data Vulnerability	4	1	9	9	4	9	9	1
	Personalizability	1	1	1	1	9	1	1	1
	Compliance	4	9	9	4	4	4	1	1
	System upgradability	1	1	4	4	1	9	1	1
	Overall Impact	30	58	35	36	43	46	30	16

Рис. 3.2 Чутливість архітектурних рішень до показників ефективності системи.

3.3 Архітектурні рішення

Як і очікувалося, архітектурні вибори щодо пристрою та програмного втілення найбільше впливають на показники ефективності. Доступні розумні функції мають відносно високий вплив на надійність системи, результати догляду та здатність надавати персоналізований догляд.

На основі аналізу чутливості та взаємозв'язку рішень, варіант пристрою є найбільш пов'язаним та впливовим рішенням. Отже, це перше рішення, яке потрібно прийняти. Наступним взаємопов'язаним рішенням є програмне втілення. Воно також має відносно великий вплив на наступні рішення. Після прийняття перших двох рішень, наступними трьома взаємопов'язаними рішеннями, які потрібно прийняти, є: Розумні функції, Місця обробки та зберігання даних. Паралельно можна приймати рішення щодо інтерфейсу звітування даних та режиму взаємодії з постачальником

медичних послуг. Останнім рішенням, яке потрібно прийняти, є варіант екстреного сповіщення. На рисунку 3-5 описано обґрунтований процес прийняття рішень на основі аналізу чутливості та взаємозв'язку.

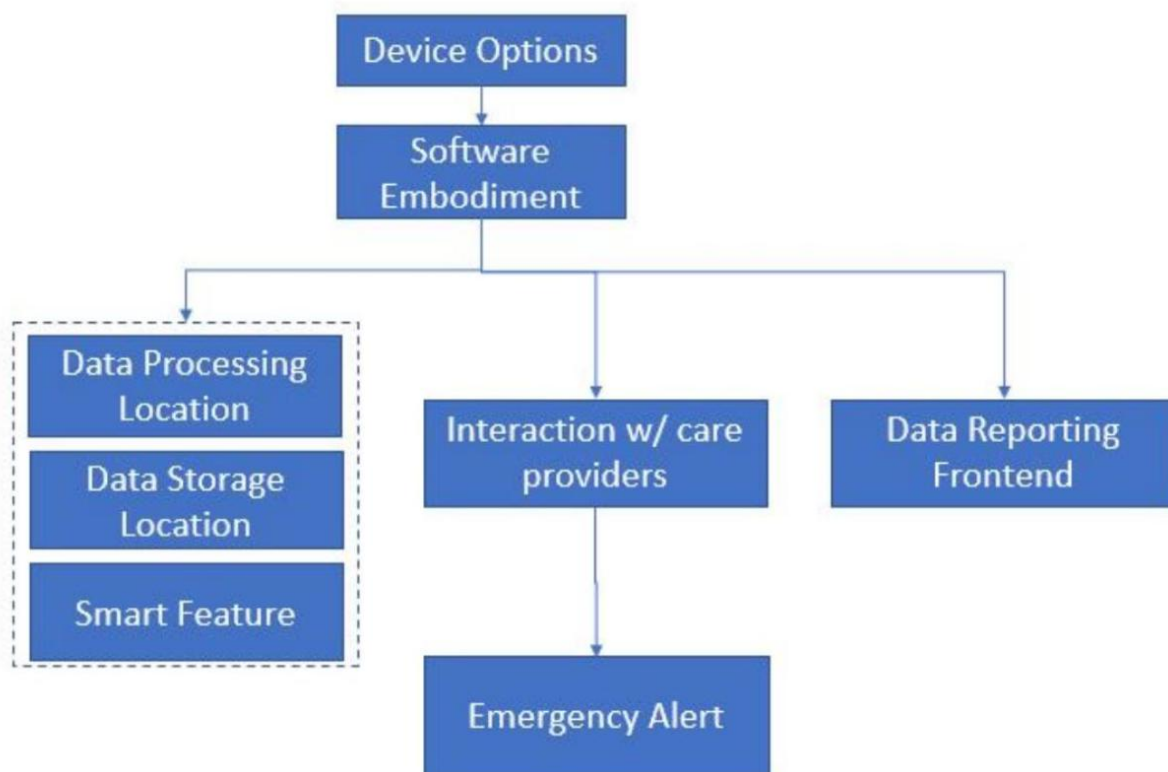


Рис. 3.3 Дерево архітектурних рішень.

3.4 Декомпозиція прототипу системи

Цілями розробки прототипу системи є:

- перевірка інтеграції різних компонентів системи;
- тестування розроблених програмних алгоритмів;
- тестування передачі даних та вивчення потенційних проблем;
- вивчення потенційних проблем на невеликій мережі та системі з невеликою кількістю користувачів та розуміння потенційних викликів під час розширення системи до наступного масштабу;
- Генерація початкових раундів реальних даних.

На початковому етапі основна увага приділяється тестуванню можливості реалізації та інтеграції запропонованих концепцій, а також

розумним функціям заповнення відсутніх даних. Зібрані дані з початкового тестування не лише нададуть реальні дані для побудови моделей машинного навчання та навчання розумних функцій, але й забезпечать важливий зворотний зв'язок для наступного раунду детальних специфікацій та інженерних проектів.

Моніторинг серцево-судинного здоров'я є першою системою RPM, яка розглядається, не лише через критичний ризик для здоров'я, який становить для широкої громадськості в усьому світі, але й через придатність використання безперервного віддаленого моніторингу для сповіщення або раннього запобігання.

Запропонована функціональна декомпозиція системи першого рівня та формальна декомпозиція проілюстровані на рисунку 3-6 та рисунку 3-7 відповідно. Основні компоненти системи включають: датчики, мікроконтролери, локальних постачальників послуг, хмарний сервер, сховище даних та мережу. Основні функції системи включають: отримання даних з модулів датчиків, підтримку зв'язку між модулями системи, підтримку взаємодії з користувачем, взаємодію з базами даних, підтримку генерації звітів на екрані або в паперовому вигляді та обмін повідомленнями. Оскільки система буде використовуватися для тестування можливості реалізації та інтеграції, показники ефективності відрізняються від фактичної системи. Пріоритет надається часу розробки системи, вартості та можливості збору даних для тестування алгоритмів.

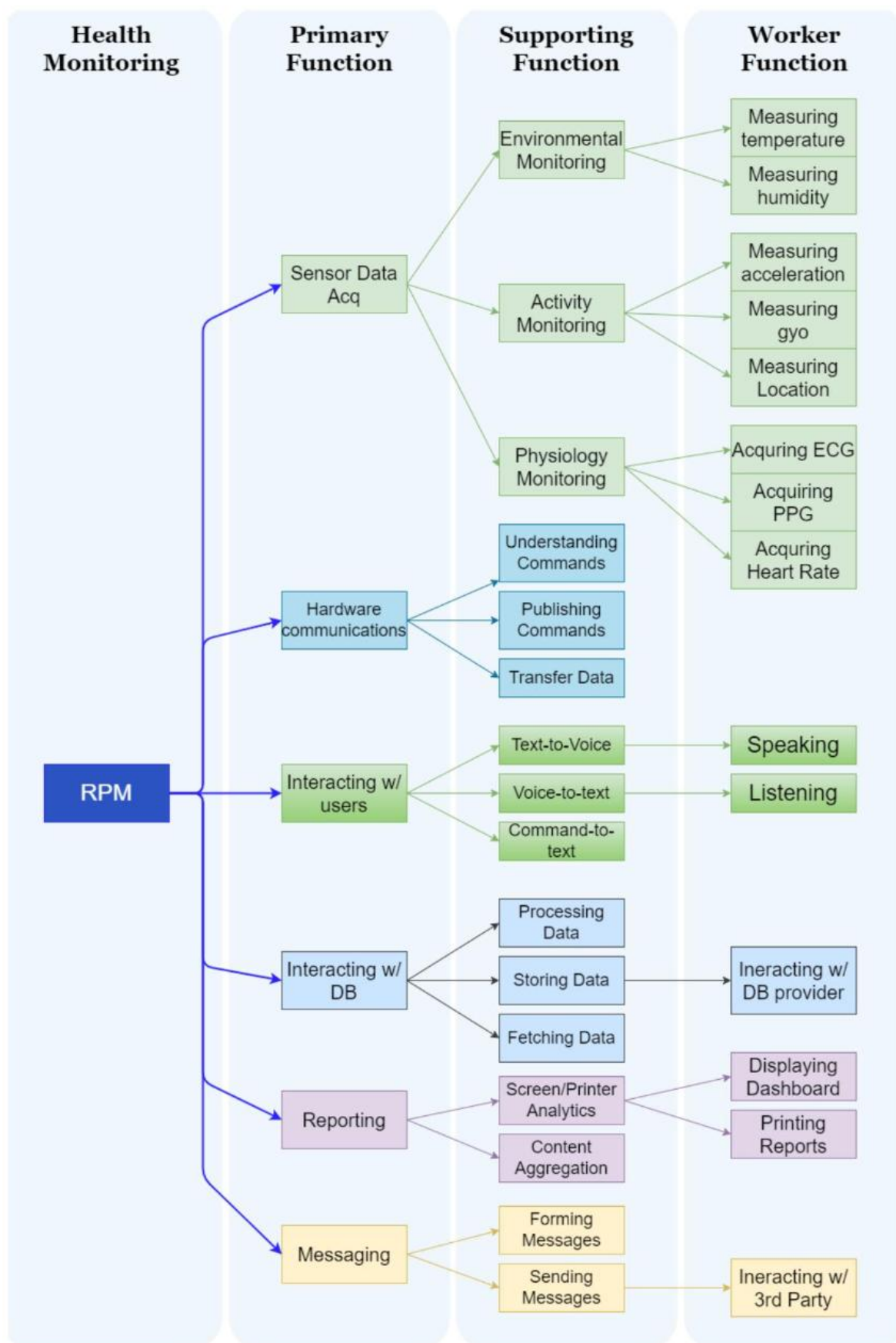


Рис. 3.4 Функціональна декомпозиція прототипу системи RPM

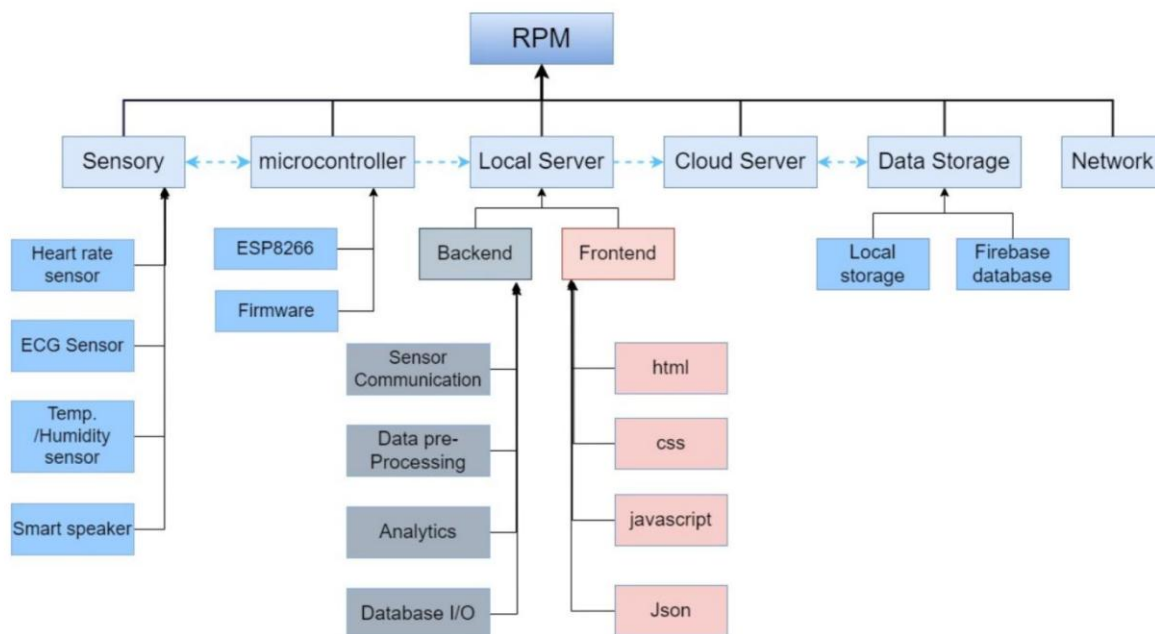


Рис. 3.5 Формальна декомпозиція прототипу системи RPM

4 КЛЮЧОВІ ТЕХНОЛОГІЧНІ ВИКЛИКИ

Згідно з маркетинговим дослідженням, зменшення відвідувань лікарні є найбільшою перевагою, яку відчують постачальники RPM, а технологія є найбільшим викликом, за яким слідує підключення.

4.1 Можливості RPM та проблеми впровадження

Підключена розподілена система охорони здоров'я пропонує кілька нових можливостей для створення цінності, таких як покращення вимірюваної якості допомоги, підвищення задоволеності, зниження витрат, зменшення госпіталізації та повторної госпіталізації, покращення прозорості та довіри, а також швидше реагування на надзвичайні ситуації. Детальний опис поточних можливостей та потенційного створення цінності, які пропонує RPM, наведено в Таблиці.

Більшість RPM працюють на основі хмарних рішень ІоМТ. Екосистема хмари ІоМТ може включати такі рішення, як моніторинг життєво важливих показників, інструменти навчання пацієнтів, інструменти розумного віддаленого моніторингу пацієнтів, електронні рецепти, електронний фізіомоніторинг, розумне тестування PoC, розумні діагностичні інструменти, розумне поповнення таблеток, дані геноміки.

Щоб збільшити впровадження систем RPM, проблеми цілісності даних та сумісності є одними з найбільш нагальних та часто виникаючих проблем, які потрібно вирішити в найближчій перспективі.

Таблиця 4.1

Можливості та ключові пропозиції RPM для створення нової цінності.

Можливість	Поточний стан	Покращена пропозиція (RPM)
Здоров'я	Прогрес і результати не відстежуються або недоступні для пацієнтів Нечіткий стандарт якості Запис EHR недоступний	Статус і показники вимірювані й відстежувані Інформаційна панель у реальному часі
Потенційна цінність	—	Покращена якість обслуговування Покращена задоволеність клієнтів
Співпраця	Виробник робить пристрої зі знижкою Виробник створює власний RPM і виключає конкурентів Пацієнт не розуміє результатів тестів Пацієнт не поінформований про прогрес	Усі вихідні дані інтегровані в єдину платформу Виробники співпрацюють через інтегратора Автоматизоване звітування та навчання користувача
Прозорість	Дані заблоковані у медзакладах Даними важко поділитися	Партнери працюють в одній системі Єдина система автентифікації Покращена прозорість і довіра

Продовження таблиці 4.1

Чуйність	Моніторинг життєвих показників — пасивний, на вимогу Призначення тесту — довгий процес	Активний моніторинг у реальному часі Простий AI для ранніх сповіщень Швидке реагування на НС Краще управління ресурсами лікарні
----------	---	--

4.2 Проблема відсутніх даних

Опис проблеми

Типи даних, які використовуються для аналітики охорони здоров'я, досить різноманітні, включаючи електронні медичні записи (EHR/EMR), результати лабораторних тестів, фармацевтичні дані, записи про госпіталізацію та виставлення рахунків, дані вимірювань у реальному часі в відділенні інтенсивної терапії та дані довгострокового неконтрольованого моніторингу. Різноманітність та кількість параметрів, які контролюються в будь-якому гострому короткостроковому або віддаленому довгостроковому режимі, роблять отримані бази даних дуже схильними до проблем з якістю даних, таких як відсутні дані та суперечливі записи даних. Частота відсутності даних також варіюється для різних клінічних умов. Наприклад, зазвичай очікується вища частота відсутності даних у загальних стаціонарних пацієнтів, ніж у пацієнтів відділення інтенсивної терапії, і вища частота відсутності даних у амбулаторних пацієнтів, ніж у стаціонарних.

У різних застосуваннях аналітики даних охорони здоров'я інформація може бути втрачена з різних причин, таких як:

1. Відсутність у джерелі через відсутність лабораторних тестів, неузгоджені часові точки збору та несправність обладнання.

2. Втрата даних під час об'єднання різних джерел даних та відсутність відповідних ключів між різними базами даних.

3. Відсутність доступу через контроль конфіденційності та авторизації

Нижче наведено два приклади проблеми відсутніх даних, яка є неминучою навіть для найбільш повних та широко використовуваних баз даних охорони здоров'я, доступних сьогодні.

Перший приклад показує кількість записів даних, які відсутні після об'єднання двох таблиць даних "admission" та "clinical diagnosis" з MIMIC-III з використанням "Admission ID" як ключа об'єднання.

Другий приклад ілюструє повноту таблиці даних "vitalperiodic" eICU. Загальна кількість записів даних становить 1037527. Залежно від ознаки, що розглядається, частота відсутності даних коливається від менше 2% до понад 90%, як показано на рисунку 4-1.

LANGUAGE	RELIGION	MARITAL_STATUS	EDREGTIME	EDOUTTIME	DIAGNOSIS	SEQ_NUM	ICD9_CODE
202916	3078	68964	268343	268343	95	47	47

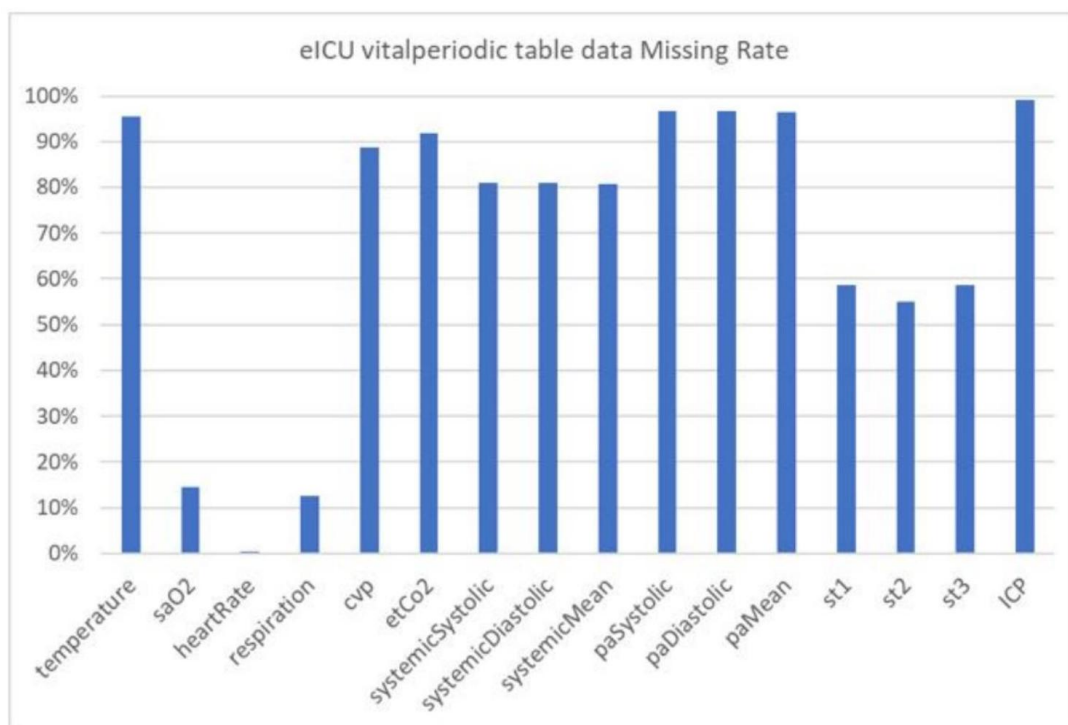


Рис. 4.1 Частота відсутності даних у таблиці vitalperiodic бази даних eICU.

Поточні рішення

Загальноприйняті категорії відсутніх даних включають: Повністю випадково відсутні (MCRA), Випадково відсутні (MAR) та Невипадково відсутні (MNAR).

Дані класифікуються як "Незначні" або MCAR, якщо ймовірність відсутності даних не залежить ні від відсутніх значень, ні від інших спостережуваних даних. "Незначні" дані можуть виникати в будь-якій клінічній змінній і не залежать від спостережуваних даних. Відсутні дані класифікуються як "Відновлювані" або MAR, якщо ймовірність відсутності даних залежить від спостережуваних значень інших ознак у наборі даних. Відсутні дані класифікуються як не легко відновлювані або MNAR, якщо

ймовірність відсутності даних залежить від фактичних відсутніх значень.

Оскільки багато передових алгоритмів машинного навчання вимагають повних наборів даних (без відсутніх даних для запису даних), поширеною практикою для роботи з неповними записами даних є видалення запису. Однак просте видалення може не тільки призвести до упередженості в аналізі, але й зменшує кількість корисних записів даних для аналізу. Поширеним кроком попередньої обробки для передової аналітики клінічних даних часто є процедура імпутації для "заповнення" відсутніх даних.

Якщо відсутність даних відноситься до категорії MCAR, для імпутації відсутніх даних можна використовувати багато статистичних підходів, таких як одиночна імпутація з використанням середнього значення, моди, підходів останнього спостереження, множинна імпутація та підходи байєсівської мережі. Якщо відсутність даних пов'язана з невідповідністю записів після об'єднання таблиць, ймовірно, що відсутність відноситься до MNAR, для якої більшість методів імпутації можуть бути неприйнятними.

У літературі використовується широкий спектр методів імпутації для виведення відсутньої інформації. Ця проблема не є специфічною для медичної галузі—. Nijman et al. провели підсумковий аналіз методів одиночної та множинної імпутації в досліджуваній літературі. Серед досліджуваної літератури вони виявили, що 72% використовують метод одиночної імпутації, а 25% використовують метод множинної імпутації. Хоча це дослідження не представляє повний пул досліджень у літературі, воно дає нам уявлення про те, що зазвичай застосовується для роботи з відсутніми даними, коли моделі машинного навчання використовуються для прогнозного аналізу в останні роки.

Таблиця 4.4

Статистика методів простої імпутації, що використовуються в літературі та клінічних прикладах.

Використовується один метод імпутації	Кількість досліджень (відсоток)
Врахування середнього/медіани	12 (52%)
К-імпутація найближчого сусіда	3 (13%)
Комбінація методів імпутації 2(9%)	
Метод регресії	1 (4%)
Випадкова імпутація лісу	1 (4%)
Останнє спостереження перенесено	1 (4%)
Незрозуміло	2 (9%)

Таблиця 4.5

Статистика методів множинної імпутації, що використовуються в літературі та клінічних прикладах.

Використовується метод множинної імпутації	Кількість досліджень (відсоток)
Зіставлення прогнозного середнього	2 (25%)
місліс	2 (25%)
Повна умовна специфікація	1 (13%)
Байєсова регресія	1 (13%)
Незрозуміло	2 (25%)

Підходи одиночної та множинної імпутації тепер включені в багато пакетів моделей ML/AI. Серед доступних пакетів пакет "sklearn.impute" та пакет "fancyimpute", імпутовані в Python, є одними з найбільш повних варіантів і постійно оновлюються розробниками, оскільки з'являються нові методи. Часто згадувані підходи до імпутації, включаючи середнє/медіану та гарячу колоду (останнє спостереження), є частиною стандартних опцій.

Підходи до імпутації з використанням пакету sklearn.impute

Можливості

У місцях, де впроваджено віддалений моніторинг пацієнтів, дані вимірювань датчиків IoT широко використовуються для аналізу з метою генерування ранніх сповіщень, кореляції даних із симптомами та прогнозування результатів. Система віддаленого моніторингу пацієнтів (RPM) працює на основі інтеграції різноманітних аналогових та цифрових датчиків, пристроїв візуалізації та контролю, а також ручних процесів для запису та втручання. Оскільки платформні типи систем RPM стають все популярнішими і підключається все більше пристроїв, отримані дані стають все більш різноманітними за форматом і їх важче взаємодіяти між собою.

Більшість даних, отриманих датчиками IoT, містять часовий компонент. Загальновживані методи імпутації не враховують безпосередньо поздовжні клінічні дані на основі часових рядів. Однією з цілей поточного дослідження є визначення потенційних підходів для імпутації відсутніх даних, які можна застосувати до даних часових рядів, отриманих системою RPM.

4.3 Проблема сумісності

Опис проблеми

Найпоширенішою тактичною проблемою, з якою стикаються під час впровадження RPM загального призначення, є інтеграція системи. Виклики виникають з різних джерел. Серед них найбільш поширеними є два:

1. Сумісність пристроїв
2. Сумісність даних

Сумісність пристроїв

Навіть якщо пристрої виготовлені однією компанією, вони можуть не мати можливості обмінюватися даними між собою. Через конкуренцію один виробник оригінального обладнання може навмисно перешкоджати обміну даними між своїми пристроями та іншими.

Інша проблема пов'язана з застарілими продуктами. Застарілі продукти вже налаштовані, і процес валідований. Існують проблеми управління змінами процесів, а також проблеми відповідності, пов'язані із заміною застарілих продуктів. Застарілі інтерфейси та протоколи зв'язку часто перешкоджають інтеграції застарілих продуктів з новими платформами.

Сумісність даних

Традиційні системи баз даних, які використовуються організаціями охорони здоров'я, не призначені для легкої підтримки RPM. Електронні медичні карти (EHR) за своєю суттю призначені для зберігання записів пацієнтів у певний момент часу, а не для безперервного моніторингу великих наборів даних. Як включити дані RPM в юридичну медичну карту, все ще є темою для обговорення.

З іншого боку, у багатьох місцях документи в нецифрових форматах все ще використовуються через застарілі процеси. Це не тільки призводить до ризиків аудиту, паперове управління EHR перешкоджає потоку інформації від початку до кінця в цифровому форматі і є перешкодою для створення бажаної прозорості. Традиційний спосіб зберігання даних у електронних таблицях Excel та локальних сховищах також не є ідеальним. Такі файли не контролюються доступом і не можуть бути легко доступні користувачам, яким надано доступ.

Щоб подолати дві основні проблеми сумісності, в літературі були запропоновані підходи на різних рівнях системи, включаючи злиття датчиків, спільні мережі датчиків, багаторівневу системну архітектуру, сумісні записи даних та спільні моделі. Нижче коротко розглядається поточний стан досліджень навколо цих підходів. У розділі 6 детально обговорюється підхід федеративного навчання як варіант побудови спільних моделей та аналізується його придатність для запропонованої системи RPM.

Поточний стан і можливості

На даний момент не існує стандартизованих або загальноприйнятих способів вирішення проблеми сумісності через складність та поширеність проблеми. Було запропоновано багато підходів. Однак проблема впровадження є багатогранною, і не існує універсальних рішень. Для вирішення проблеми сумісності пристроїв одним з найчастіше цитованих підходів є метод мережі датчиків на тілі (BSN). На основі структури BSN застосовується злиття даних для вилучення ознак та висновків з даних.

З точки зору стандартизації, організації в США та Європі розпочали багато ініціатив для вирішення проблеми сумісності EHR. FHIR та openEHR є найбільш відомими, що очолюють ці зусилля. З точки зору моделювання даних, деякі підходи базуються на побудові спільних моделей серед центрів даних та хмарних серверів. Інші зосереджені на оркестрації робочого процесу через архітектури рівня туману/краю.

Мережа датчиків на тілі (BSN) та технології злиття датчиків

BSN, гілка бездротової сенсорної мережі, стає все більш популярною в галузі медичного лікування, соціального забезпечення та спорту. BSN - це сенсорна мережа, утворена фізіологічними датчиками, розміщеними в тілі людини (імплантованими), на шкірі або навколо тіла. Вся сенсорна мережа в цілому розглядається як інтегрований компонент (вузол) RPM, а не як набір датчиків. Структура BSN зменшує надмірність системи та запобігає генерації суперечливої інформації серією некоординованих датчиків. Широкий спектр датчиків можна розгорнути на людському тілі як підключену BSN, як показано на рисунку 4-2. Як зазначено в таблиці 4.6, датчики BSN фіксують широкий спектр даних з різними фізичними одиницями, частотою вибірки та обсягами.

Таблиця 4.6
Датчики BSN

Датчик	Функція	Вибірка типу сигналу	Частота
Акселерометр	Отримання прискорення кожного просторового вісі тривимірного простору	Безперервний	Висока
Датчик кров'яного тиску	Вимірює систолічний і діастолічний рівень кров'яного тиску	Дискретний	Низька
Датчик CO ₂	Вимірювання вмісту вуглекислого газу (CO ₂)	Дискретний	Дуже низька
ЕКГ / ЕЕГ / ЕМГ	Вимірювання різниці напруг між двома електродами, розміщеними на шкірі тіла	Безперервний	Висока
Гіроскоп	Вимірювання кутової швидкості обертання	Безперервний	Висока
Датчик вологості	Вимірювання вологості	Дискретний	Дуже низька
Насичення крові O ₂	Вимірювання насичення крові киснем за коефіцієнтом поглинання червоного та ІЧ світла	Дискретний	Низька

Продовження таблиці 4.6

Датчик тиску	Вимірювання тиску	Безперервний	Залежить від застосування
Температура	Вимірювання температури	Безперервний / дискретний	Залежить від застосування
Візуальний	Зйомка зображення або відео	Безперервний / дискретний	Залежить від застосування

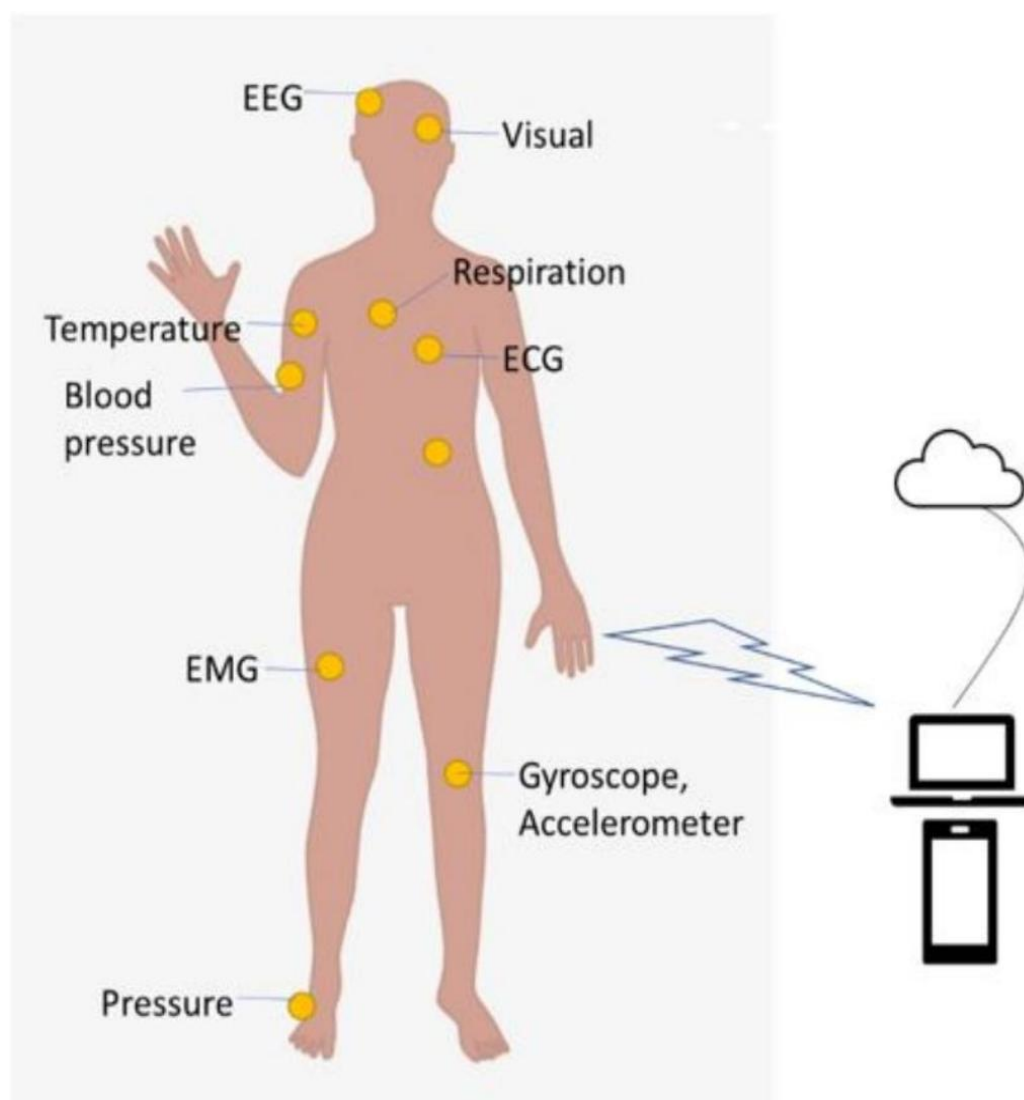


Рис. 4.2 Мережа датчиків тіла, розгорнута на тілі людини.

Концепція BSN - це не просто група датчиків, що застосовуються до людського тіла, але також інтеграція можливостей обробки даних, вилучення ознак та розширеної аналітики на рівні сенсорної мережі. Отже, інформація, згенерована BSN, є копією узгодженого знання про стан мережі. BSN все ще є активною сферою досліджень. Активні дослідження включають розробку носимих функцій, вилучення ознак, діагностику несправностей, методи шумозаглушення, стиснення даних, розпізнавання активності, управління живленням та архітектуру системи.

Злиття датчиків - це процес об'єднання двох або більше джерел даних таким чином, що генерується більш послідовна, точніша та надійніша оцінка системи, що контролюється. Ця оцінка дає кращі результати, ніж якби датчики використовувались окремо. Метою злиття датчиків є мінімізація витрат, складності пристрою та кількості задіяних компонентів, а також покращення точності та впевненості вимірювання. Джерелами даних можуть бути датчики або математичні моделі. Стан системи може бути прискоренням та відстанню або будь-яким іншим представленням поточного стану.

BSN виробляють велику кількість фізіологічних даних. Точний обсяг даних та навантаження на зв'язок залежать від конкретного застосування і можуть сильно коливатися. Спосіб об'єднання цих даних є фундаментальною проблемою, з якою стикаються розробники вузлів датчиків. Поєднання методів злиття даних з BSN потенційно може максимізувати переваги кожного.

За даними Ali et al.[38], існує три рівні злиття: рівень даних, рівень ознак та рівень рішень. Злиття на рівні даних об'єднує різні дані з гетерогенних джерел, які відповідають одне одному. Злиття датчиків можна категоризувати на рівні ознак та рівні рішень. На рівні ознак ознаки витягуються з різних наборів даних окремо, а потім об'єднуються для

створення найкращого набору ознак для прогнозування. На рівні рішень враховуються рішення різних процесів для підвищення точності системи. Зазвичай злиття на рівні даних містить велику кількість надлишкових даних, і тому воно небажане. Натомість рівень ознак містить достатньо інформації для ідентифікації ризику захворювання.

Методи злиття даних об'єднують дані з кількох датчиків та інших підключених джерел. Через BSN можна досягти більш точних висновків порівняно з одним незалежним датчиком. Крім інтеграції даних, це також може ефективно фільтрувати шум, роблячи прогнози та висновки щодо контрольованих дій або явищ більш точними.

Методи або алгоритми обчислень злиття можна розділити на дві категорії: алгоритм класифікації активності та модель впливу. Перша включає класифікацію на основі порогів, ієрархічні методи, дерева рішень та k-найближчих сусідів (K-NN), тоді як остання включає SVM, BN, ANN, НММ. Додатковими варіантами є гауссові суміші моделей, нечітка логіка та ланцюги Маркова. У додатках BSN зазвичай застосовуються два або більше методів. Спільні BSN (CBSN) - це BSN, здатні співпрацювати один з одним для досягнення спільної мети. Злиття даних з кількох датчиків серед CBSN є фундаментальним для забезпечення спільного аналізу даних, такого як фільтрація, залежна від часу та синхронізована інтеграція даних та класифікація.

Конфліктуючі та неузгоджені дані є однією з найпоширеніших проблем для розподілених сенсорних систем високої модальності. Крім вищезгаданих підходів до злиття "даних", Laput et al. запропонували ідею синтетичних датчиків загального призначення, які підтримують "віртуалізацію" даних низького рівня в семантично релевантні представлення. У запропонованій структурі дані датчиків "віртуалізуються" у "конструкції" вищого рівня, які можна перекласти в контексти та середовища користувача. За допомогою так званих "синтетичних датчиків"

необроблені дані датчиків перекладаються в дієві потоки. Цей підхід мінімізує кількість необхідних фактичних датчиків, а також пом'якшує безпосередні проблеми конфіденційності. Однак розгортання цього підходу стосується не лише архітектури програмного забезпечення.

Для федеративного трансферного навчання, локальні учасники мають різні простори ознак і різні простори вибірок. Цей підхід застосовується, коли дані між учасниками сильно відрізняються. Наприклад, лікарня в США та лікарня в Україні можуть мати різні набори даних пацієнтів та різні ознаки, але все ж хочуть співпрацювати для покращення своїх моделей ШІ.

4.4 Архітектура федеративного навчання

Типова архітектура федеративного навчання складається з трьох основних компонентів:

1. Локальні учасники (клієнти): Це можуть бути мобільні пристрої, IoT-пристрої або локальні сервери в лікарнях чи клініках. Вони зберігають локальні дані та виконують локальне навчання.

2. Центральний сервер (агрегатор): Відповідає за координацію процесу навчання, агрегацію оновлень моделей від клієнтів та розповсюдження оновленої глобальної моделі.

3. Комунікаційна мережа: Забезпечує безпечний обмін даними між клієнтами та центральним сервером.

Основні етапи процесу федеративного навчання:

Ініціалізація: Центральний сервер ініціалізує глобальну модель та розповсюджує її клієнтам.

Локальне навчання: Кожен клієнт навчає модель на своїх локальних даних.

Оновлення моделі: Клієнти надсилають оновлення своїх локальних моделей на центральний сервер.

Агрегація: Центральний сервер агрегує оновлення від усіх клієнтів

для створення нової глобальної моделі.

Розповсюдження: Оновлена глобальна модель розповсюджується назад клієнтам.

Повторення: Процес повторюється до досягнення бажаної точності або заданої кількості ітерацій.

Ця архітектура дозволяє навчати моделі на розподілених даних, зберігаючи конфіденційність та безпеку даних пацієнтів.

4.5 Підсумок поточних технологічних викликів та рішень

Для максимізації потенційних переваг використання RPM, поточні маркетингові дослідження вказують, що технологія є найбільшим викликом. Серед усіх викликів, цілісність даних та сумісність є двома найбільш нагальними проблемами, які потрібно вирішити. Проблема відсутніх даних буде детально обговорена в розділі 5.

Наступні підходи, знайдені в літературі, є найбільш перспективними для вирішення проблем сумісності даних та пристроїв:

- Створення мережі датчиків моніторингу тіла та використання злиття даних як механізму обробки даних на рівні пристрою для об'єднання даних вимірювань датчиків у ознаки та знання про поточний стан системи. Використовуючи цей підхід, проблеми суперечливих даних/сумісності даних та сумісності пристроїв можуть бути вирішені одночасно.

- Оркестрація послуг через шар Edge/Fog. Додавання шару туману для оркестрації роботи та процесів, щоб дані фільтрувалися, очищалися від шуму та узгоджувалися через крайовий шар, а проблема сумісності пристроїв вирішувалася на рівні пристрою. Коли дані досягають хмарного сервера, вони надходять у послідовному та витягнутому форматі.

- Стандартизація записів даних. Наприклад, генерувати лише формати виводу, сумісні із загальноприйнятими майбутніми тенденціями, такими як формати, сумісні з FHIR та openEHR.

4.6 Робота з відсутніми даними

Побудова стійких моделей ШІ/МН зазвичай вимагає великої кількості якісних, незабруднених та збалансованих даних. Через складну природу систем медичної інформації існує багато викликів у цьому напрямку. Серед них найчастіше зустрічається проблема відсутніх даних, що виникає або через відсутність певних значень ознак у джерелі, або при узгодженні та об'єднанні наборів даних за спільними полями, коли потрібно використовувати ознаки з різних джерел даних.

У цьому розділі спочатку представлено ряд загальнодоступних наборів медичних даних для розробки алгоритмів та проблему відсутніх даних у медичних умовах. Потім обговорюються можливі рішення для роботи з відсутніми значеннями в послідовних часових даних. Для застосунків віддаленого моніторингу пацієнтів відсутність часових даних є більш складною і менш дослідженою проблемою. Більше зусиль витрачається на розробку рішень для заповнення відсутніх часових даних. Далі представлені підходи, що використовуються в прототипах алгоритмів, розроблених для роботи з відсутніми даними ЕКГ, та обговорюються результати.

Загальнодоступні набори медичних даних

Для розробки алгоритмів заповнення статичних даних найбільш підходящими є клінічні бази даних MIMIC-III, та MIMIC-IV. Таблиці даних містять велику кількість деідентифікованих реальних медичних даних, починаючи від перебування в лікарні, адміністрування, діагностики, нотаток медсестер, фармації до фінансових даних, і формати даних сумісні з широко використовуваними інструментами баз даних. Отримати доступ до інших великих обсягів деідентифікованих джерел даних для дослідницьких цілей досить складно, не кажучи вже про те, що потрібно переконатися, що немає штучно створеної відсутності інформації, яка б змінила реальні статистичні розподіли даних.

Для розробки алгоритмів заповнення часових рядів набори даних реального віддаленого моніторингу пацієнтів з істинними відсутніми значеннями не так легко доступні, як у випадку статичних даних. Наступні набори даних, що містять багатоваріантні реальні часові ряди, виявилися цінними для цього дослідження. Однак слід зазначити, що ці дані здебільшого збираються медичними працівниками. Чи представляють якість даних та повні характеристики вимірювань у базах даних, згаданих у цьому розділі, ширший діапазон наборів даних RPM, слід переглянути після розробки прототипів алгоритмів, особливо коли для вимірювань використовуються прилади нижчого класу та носимі пристрої, а дані повідомляються непрофесіоналами.

Набір даних форм сигналів MIMIC-III

Кожен запис цієї бази даних складається з двох записів (запису форми сигналу та відповідного числового запису) в одному каталозі запису ("папці") з назвою запису. Майже у всіх випадках записи форм сигналів складаються з кількох сегментів, кожен з яких можна прочитати як окремий запис. Кожен сегмент містить безперервний запис набору одночасно спостережуваних сигналів, і коефіцієнти підсилення сигналу не змінюються в будь-який момент під час сегмента. Щоразу, коли персонал відділення інтенсивної терапії змінював сигнали, що відстежуються, або регулював амплітуду сигналу, що відстежується, ця подія записувалася в інший файл необроблених даних, і в цей момент починається новий сегмент.

Сигнали ЕКГ у записах форм сигналів спочатку дискретизувалися з 12-бітною точністю з високою частотою дискретизації, а потім масштабувалися та децимувалися до 500 вибірок на секунду (на сигнал). З кожного набору з 4 послідовних децимованих вибірок одного і того ж сигналу ЕКГ записувалася одна. В результаті отримується сигнал ЕКГ, дискретизований 125 разів на секунду, але з інтервалами, що варіюються від 2 до 14 мс (в середньому 8 мс). Оскільки інтервал між будь-якою парою

вибірок був недоступний, реконструкції сигналів ЕКГ припускають рівномірні інтервали 8 мс. Ці сигнали ЕКГ були отримані з моніторів відділення інтенсивної терапії.

База даних спільних досліджень eICU

База даних досліджень eICU - це загальнодоступна багатоцентрова база даних, отримана з програми Philips eICU, телемедичної платформи, яка дозволяє медичним працівникам віддалено контролювати та консультувати гостро хворих пацієнтів.

Цей набір даних включає життєво важливі показники, лабораторні вимірювання, медикаменти, компоненти APACHE, інформацію про план лікування, діагноз при прийомі, історію хвороби пацієнта, діагнози з часовою міткою зі структурованого списку проблем та аналогічно вибрані методи лікування. Дані кожного пацієнта збираються в загальне сховище, лише якщо доступні певні "інтерфейси". Кожен інтерфейс використовується для перетворення та завантаження певного типу даних: інтерфейси життєво важливих показників включають життєво важливі показники, лабораторні інтерфейси надають вимірювання зразків крові тощо. Важливо усвідомлювати, що різні відділення можуть мати різні інтерфейси, і відсутність інтерфейсу призведе до відсутності даних для даного пацієнта, навіть якщо ці вимірювання були зроблені в реальності. Дані надаються у вигляді реляційної бази даних, що складається з кількох таблиць, з'єднаних ключами.

Порівняно з даними форм сигналів MIMIC-III, набір даних eICU має більше змінних. Однак, якщо вивчати лише сигнал ЕКГ, частота дискретизації даних не така висока, як у даних форм сигналів MIMIC-III.

Набори даних Physionet Challenge

Загальнодоступний набір даних електронних медичних записів доступний з Physionet Challenge 2012. Набір даних складається з більш ніж 4000 записів протягом перших 48 годин після надходження до відділень

інтенсивної терапії. Шість змінних є загальними дескрипторами (статичними), а 36 - часовими рядами.

Загальні дескриптори включають RecordID (унікальне ціле число для кожного перебування у відділенні інтенсивної терапії), вік, стать, зріст (см), тип відділення інтенсивної терапії (1: відділення коронарної допомоги, 2: відділення відновлення після кардіохірургії, 3: медичне відділення інтенсивної терапії або 4: хірургічне відділення інтенсивної терапії) та вагу (кг).

Вимірювання часових рядів можуть записуватися через регулярні інтервали від щогодинних до щоденних або через нерегулярні інтервали за потреби. Не всі часові ряди доступні у всіх випадках. У деяких випадках, наприклад, артеріальний тиск, різні вимірювання, зроблені за допомогою двох або більше методів або датчиків, можуть бути записані з однаковими або лише трохи різними часовими мітками. Також очікуються випадкові викиди.

Крім того, Physionet Challenge 2010 містить набори даних, доступні для тестування алгоритмів заповнення відсутніх даних часових рядів. Physionet Challenge 2017 містить короткі записи сигналів ЕКГ з одним відведенням, які можуть бути ближчими до реальної ситуації RPM.

Набір даних часу проходження пульсової хвилі PPG

Це високоякісний набір даних з відкритим доступом, синхронізований за часом, від кількох датчиків, що носяться в різних місцях тіла, включаючи фотоплетизмограму (PPG), інерційні, тиску та ЕКГ. Записи зроблені від 22 здорових суб'єктів, які виконують 3 фізичні активності: ходьба, біг та сидіння.

Цей набір даних містить 66 записів форм сигналів з багатоточкових та багатохвильових PPG, тисків прикріплення датчиків, температур датчиків, інерційних даних з акселерометра та гіроскопа, разом з анотованими даними ЕКГ, всього 19 каналів. Сигнал ЕКГ вимірювався за

допомогою 3 відведень і записувався з частотою 500 Гц.

(MIMIC-III - SequenceExamples для моделювання TensorFlow

Це підмножина набору даних MIMIC-III, що містить SequenceExamples TensorFlow, отримані з записів пацієнтів MIMIC-III тривалістю не менше 24 годин. Дані, надані у форматі TFRecord, можуть бути завантажені в моделі Tensorflow за допомогою API tf.data. Окремі записи кодуються як "tf.SequenceExamples". SequenceExamples містять набір послідовних ознак, що представляють стан пацієнта з часом (наприклад, артеріальний тиск пацієнта або призначення ліків під час перебування в лікарні).

4.6 Фактори, які слід враховувати перед вибором аналітичного підходу

Дані датчиків IoMT здебільшого є даними часових рядів. На основі тенденцій дані часових рядів датчиків можна розділити на дві категорії: (1) дані, які залишаються відносно постійними і мають нормальний діапазон роботи, наприклад, температура тіла, частота серцевих скорочень (2) дані, які швидко змінюються з часом і слідують повторюваному шаблону, наприклад, ЕКГ, PPG, PKG. Для першої категорії, коли в наборі даних відсутні значення, їх зазвичай менш складно заповнити. Через повільну зміну підхід заповнення середнім значенням або останнім спостереженням значенням або підхід множинного заповнення, який виводить відсутнє значення на основі відносин між ознаками, зазвичай добре працює. Ризик того, що заповнені дані пропустять подію через втрату інформації, також менший, ніж у випадку заповнення відсутніх даних у другій категорії. При заповненні відсутніх значень для даних у другій категорії статистичні підходи зазвичай не працюють добре, оскільки відносини між змінними в одній точці часу можуть бути не постійними протягом всієї історії часу, а репрезентативні шаблони форм сигналів для різних ознак можуть бути в

різних часових масштабах.

І Python, і R широко використовуються для обробки даних часових рядів, причому Python набуває більшої популярності, ніж R, за останні роки завдяки своїй відкритій платформі та більшій підтримці спільноти розробників

Короткий список відомих бібліотек Python, які використовуються дослідниками, що спеціалізуються на обробці даних часових рядів, включає prophet, sktime, gluon-ts, tslearn, pyts, seglearn, darts, cesium, pmdarima тощо.

Ця робота приділятиме особливу увагу відсутнім даним, що виникають у швидко змінюваних часових рядах, оскільки ця категорія представляє найскладніший випадок, пов'язаний із заповненням, і найменш досліджений на даний момент. Сигнал ЕКГ буде використовуватися як приклад шаблону сигналу, який буде детально обговорюватися в решті цього розділу.

Ця робота приділить особливу увагу пропущеним даним, що виникають у швидкозмінних часових рядах, оскільки ця категорія представляє найскладніший випадок, пов'язаний з імпутацією, і наразі є найменш дослідженою. Сигнал ЕКГ буде використовуватися як приклад шаблону сигналу, який буде детально обговорюватися в решті цього розділу.

Для сигналів ЕКГ фактична амплітуда сигналу, базова лінія та загальні рівні шуму можуть залежати від методів прикріплення електродів, електричних шумів у навколишньому середовищі та стану вимірюваної особи. Сигнал зазвичай характеризується гострим піком, названим R-піком, який триває лише кілька мікросекунд. У нормальному шаблоні сигналу ЕКГ також є невеликий пік (P), що передує, і два менших піки (T і U), що слідує за головним піком (Рисунок 5-1). Комплекс QRS пов'язаний з деполяризацією шлуночків, а Р-хвиля пов'язана з деполяризацією передсердь. Характеристики форми хвилі вивчаються протягом десятиліть,

і існують загальноприйняті асоціації між характеристиками форми хвилі та потенційними захворюваннями,. Наприклад:

- Нерегулярне серцебиття або відсутність Р-хвилі може бути пов'язана з фібриляцією передсердь (AF).
- Частота серцевих скорочень у стані спокою більше 100 може бути пов'язана з тахіаритмією.
- Пилкоподібна Р-хвиля може бути пов'язана з тріпотінням передсердь.
- Депресія сегмента ST може вказувати на ішемію.
- Підйом сегмента ST може вказувати на інфаркт міокарда.

Як вони пов'язані та детальна діагностика вимагають експертних знань, і кореляції можуть змінюватися залежно від особи. Багато відповідних досліджень намагалися замінити експертні знання алгоритмами ШІ/МН, щоб автоматизувати діагностику. Виникають проблеми, і точність не є ідеальною, коли дані містять шуми, перешкоди або спотворення, або є неповними.

Тому важливо захопити та зберегти тонкі характеристики форми хвилі ЕКГ для правильної діагностики. Якість сигналу настільки важлива, оскільки основні характеристики тривають лише мікросекунди. На жаль, часто спостерігається, що менші піки можуть бути поховані в шумі, а головний пік може бути спотворений або повністю пропущений, коли пропущені дані виникають прямо навколо області піку або западини. Ці проблеми з якістю можуть бути не виявлені, доки експерт не перегляне дані. Багато алгоритмів машинного навчання для автоматичного читання та аналізу сигналів ЕКГ покладаються на точну ідентифікацію піків та западин. Пропущені значення або спотворення в області піку можуть призвести до значних помилок. Отже, розробка алгоритмів для курування сигналів ЕКГ є критично важливою для створення надійних розумних систем віддаленого моніторингу ЕКГ з можливостями автоматизованої

обробки сигналів.

Через зростаюче застосування пристроїв IoT розробка підходів для врахування пропущених даних у форматі часових рядів стає все більш важливою. Для імпутації швидкозмінних часових рядів часто використовуваний метод видалення записів з пропущеними даними не може бути використаний, оскільки сигнал буде повністю спотворений. Через природу часової послідовності багато підходів, що застосовуються для роботи зі статичними даними, наприклад, імпутація середнім значенням, 2D байєсівська мережа та 2D-MICE, більше не застосовні або неточні. Обидва методи - байєсівська мережа та MICE - були модифіковані в літературі для додавання часової осі. Однак цей підхід вимагає розробки спеціалізованого коду, і немає стандартного пакету, доступного для легкого включення в пакет коду. Вони також обчислювально інтенсивні і недостатньо гнучкі для вирішення нової проблеми без значних модифікацій кодів та перенавчання моделі.

З іншого боку, підходи на основі глибокого навчання набувають все більшої популярності завдяки їх гнучкості в обробці різних форматів даних та легкості адаптації до нового застосування.

Підходи, які ми обрали для прототипних досліджень, це: RNN, двонаправлена RNN та GAN. Модель з використанням DeepAR, включена в комерційний пакет, також розроблена для порівняння.

Перед виконанням розширеного аналізу даних важливо зрозуміти:

- Загальну тенденцію кожної змінної даних: зростання, стаціонарність чи зменшення.
- Чи є якийсь повторюваний шаблон?
- Які незалежні та залежні вхідні змінні?
- Чи слід/можна використовувати аналіз головних компонент (PCA) або інші методи для зменшення кількості ознак для аналізу?

У випадку сигналу ЕКГ тенденція базової лінії повинна бути відносно

стабільною, але в реальності це не завжди так. Шаблон комплексу QRS повторюється з відносно постійною частотою (пов'язаною з частотою серцевих скорочень). Чи можна використовувати PCA для зменшення кількості ознак для розширеного аналізу, залежить від конкретного випадку використання. У простих застосуваннях аналізу даних носимих пристроїв кількість змінних невелика, тому немає необхідності розглядати метод зменшення змінних перед виконанням імпутації.

4.7 Підхід глибокого навчання для імпутації пропущених даних

Підхід до моделювання

Модель RNN

На відміну від звичайної щільної мережі глибокого навчання, архітектура рекурентних нейронних мереж (RNN) має зворотний зв'язок і тому є найпопулярнішим типом мережі глибокого навчання, що використовується для моделювання послідовностей. У той час як кожен вхід повністю з'єднаної щільної мережі є незалежним, входи для мережі RNN мають зворотні зв'язки один з одним (рисунк 5-7). Існують три поширені версії RNN: проста RNN, GRU (вентильний рекурентний блок) та LSTM (довга короткочасна пам'ять). Як методи GRU, так і LSTM можуть використовуватися для моделювання часових рядів. Однак LSTM вважається більш підходящим кандидатом для аналізу часових рядів, який потребує тренуваної довгострокової та короткострокової пам'яті історичних даних.

Кожна комірка RNN має два входи: X , який є входом у момент часу t , і W - це ваги, що йдуть зліва направо. Y - це цільова змінна в момент часу t . У той час як проста комірка RNN не має механізму "запам'ятовування", LSTM має компоненти активації, які дозволяють їй мати довгострокову та короткострокову пам'ять (здатність забувати). Комірка GRU є компромісом між простою коміркою RNN та коміркою LSTM і має менше параметрів для

навчання, ніж комірка LSTM з тренованою пам'яттю.

Щоб застосувати фреймворк RNN для імпутації пропущених даних у часових рядах, вихід попереднього часового кроку з комірки RNN використовується як вхід для комірки наступного часового кроку. Коли значення x_i відоме від $i = 0$ до $i = t$, модель рекурсивно прогнозує значення x_i від $i = t + 1$ до $i = T$.

Фреймворк RNN у [102] був використаний для імпутації пропущених даних на сигналах ЕКГ з набору даних Pulse Transit Time PPG. Припускаючи, що сигнал ЕКГ випадає на два шаблони хвилі QRS, модель RNN використовується для прогнозування двох відсутніх шаблонів хвиль (1 сек). Вхідний x використовується з частотою дискретизації 100 Гц для зменшення часу обчислень без втрати ознак піків та западин. Цільовий вихід має частоту дискретизації 500 Гц, щоб перевірити, чи здатна модель RNN захопити складну форму хвиль.

Моделювання проводилося з використанням Google Colab та TensorFlow. Структура моделі показана на рисунку 5-8. Модель була сформульована так, щоб брати повні дані протягом 1 секунди як вхід і прогнозувати відгук протягом наступних 0,01 секунди. Іншими словами, потрібно 100 ітерацій, щоб спрогнозувати відгук у наступну 1 секунду. Імпутація виконувалася лише у прямому напрямку. Модель навчається на пакетах з розміром пакету 50. Кожен вхідний вектор містить дані тривалістю 1 секунду. Кожна епоха займала близько 36-40 секунд для обчислення. Весь процес навчання займає близько 100-200 епох для досягнення подібної точності, як показано на прикладах графіків у розділі 5.4.2.

Модель BRITS

Якщо використовується лише пряме прогнозування, як у звичайному підході RNN, для імпутації розриву потрібно прогнозувати за допомогою багатокрокового прямого методу, що призводить до накопичення помилок

при збільшенні кількості кроків, доки не буде спостережено вхідне значення. Тому Cao et al. представили підхід двонаправленої рекурентної імпутації часових рядів (BRITS) для забезпечення як прямого, так і зворотного виведення. Тут є функція втрат для прямого напрямку та функція втрат для зворотного напрямку. Введено термін "втрати узгодженості" l_{cons_t} , щоб забезпечити узгодженість між оцінкою з прямого напрямку X_t та оцінкою зі зворотного напрямку X^t .

$$l_{cons_t} = \text{Discrepancy}(X_t, X^t) \quad (5.1)$$

```
Model(
  (rits_f): Model(
    (rnn_cell): LSTMCell(2, 64)
    (temp_decay_h): TemporalDecay()
    (temp_decay_x): TemporalDecay()
    (hist_reg): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
    (feat_reg): FeatureRegression()
    (weight_combine): Linear(in_features=2, out_features=1, bias=True)
    (dropout): Dropout(p=0.25, inplace=False)
    (out): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
  )
  (rits_b): Model(
    (rnn_cell): LSTMCell(2, 64)
    (temp_decay_h): TemporalDecay()
    (temp_decay_x): TemporalDecay()
    (hist_reg): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
    (feat_reg): FeatureRegression()
    (weight_combine): Linear(in_features=2, out_features=1, bias=True)
    (dropout): Dropout(p=0.25, inplace=False)
    (out): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
  )
)
```

Рис. 4.3 Структура моделі BRITS

Остаточна оцінка втрат отримується шляхом накопичення втрат прямого напрямку, втрат зворотного напрямку та втрат узгодженості. Остаточна оцінка для t -го кроку є середнім значенням X_t та X^t .

Подібно до додавання другого часового виміру, третій та більше вимірів на основі ознак можуть бути додані до фреймворку BRITS для врахування кореляцій між вхідними змінними.

Щоб перевірити придатність методу BRITS для імпутації пропущених значень у сигналі ЕКГ, набір даних Pulse Transit Time PPG знову використовується для оцінки ефективності навчання та прогнозування моделей BRITS. Перша модель BRTIS #1 була навчена на всіх доступних наборах даних, які включають дані 20 осіб на трьох різних рівнях активності: біг, ходьба та сидіння. Було виявлено, що модель працювала гірше, ніж простіший підхід імпутації останнього спостереженого або середнього значення. Тому модель BRITS #2 використовує дані лише одного індивідуального зразка "S10" та одного режиму активності "біг" для навчання. Оскільки модель BRITS #2, здається, запам'ятовує шаблони пропусків замість імпутації правильних значень, коли для навчання використовуються лише неповні дані, модель BRITS #3 була навчена з використанням даних з дуже малою випадковою часткою пропусків для порівняння з результатами моделі #2.

Для початкового набору даних для навчання та тестування було змодельовано 15% частку пропусків, які були випадково розміщені в наборі даних. Однак розташування пропущених точок не змінюється для кожного навчання. Якщо розрив пропусків малий (між 1 і 5 точками даних), більшість моделей імпутації працюють дуже добре. Коли пропуски перевищують 15 точок даних (= 0,06 секунди тривалості), здатність різних методів імпутації заповнити розрив розділяється. У подальшій оцінці розрив пропусків випадково вибирається між 1 і 30 точками даних, а частка пропусків випадково вибирається між 0 і 30% для кожного оціночного сегмента даних.

Помилки оцінювалися за середньою абсолютною помилкою та середньою відносною помилкою, представленими наступними двома рівняннями:

$$MAE = \sum |pred_i - actual_i| / N \quad (5.2)$$

$$MRE = \sum |pred_i - actual_i| / \sum |actual_i| \quad (5.3)$$

Моделі BRITS були реалізовані з використанням Python версії 3.7.13 та PyTorch.

Модель GAN

Генеративні змагальні мережі (GAN) - це фреймворк для генерації нових зразків даних, що імітують входи в неконтрольованому режимі на основі змагальних мереж. Фреймворк GAN складається з двох моделей: генеративної моделі (G), яка захоплює розподіл даних, та дискримінаційної моделі (D), яка розрізняє згенеровані зразки даних від реальних зразків даних (рисунок 5-10). Навчання моделей імітує гру двох гравців, де G вчиться генерувати найбільш реалістичні зразки даних з навчальних даних, щоб D не могла відрізнити "підроблені" дані від реального зразка, в той час як D вчиться відрізняти входи, згенеровані G, від реального зразка

від реальних вхідних зразків. У міру того, як ітерації навчання моделі продовжуються, моделі G і D змагаються, щоб оптимізувати кінцеву функцію втрат.

Багато недавніх досліджень— дослідили фреймворк GAN для імпутації часових рядів. Найбільшими перевагами підходу GAN для імпутації часових рядів порівняно з підходами на основі RNN та BRITS є те, що цей метод є генеративним методом, а не просто імпутацією в місцях, де відсутні значення. Отже, він не обмежений жодним конкретним шаблоном пропущених даних, і довжина вхідних даних може змінюватися. Після навчання моделі підхід може працювати з високою часткою пропусків. Однак навчання мережі GAN зазвичай займає більше часу, оскільки кожна ітерація обчислює дві моделі замість однієї. Стратегії навчання вимагають додаткових міркувань. Оскільки є три функції втрат, які потрібно визначити, функції потрібно розробляти ретельно, щоб уникнути небажаних результатів.

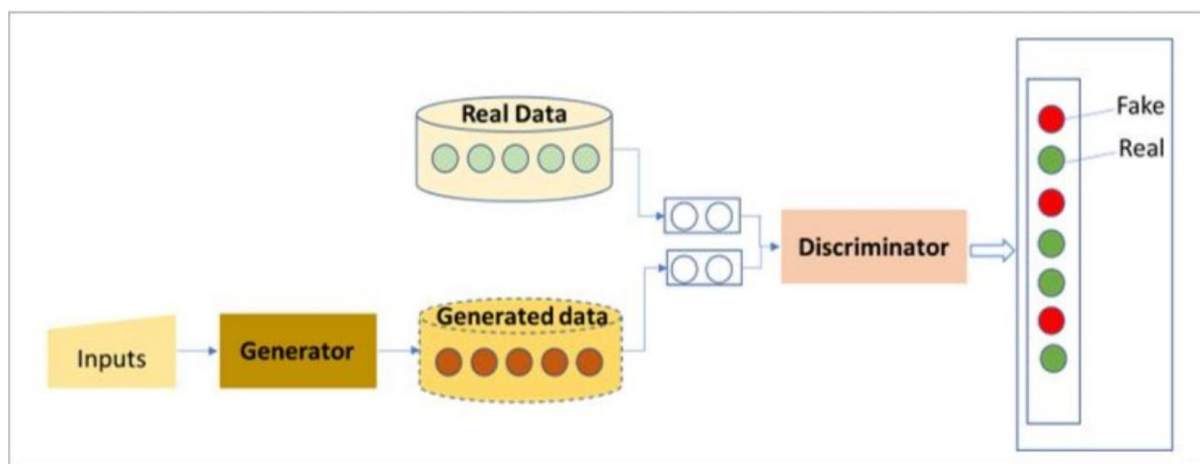


Рис. 4.4 Архітектура GAN

Прототипні методи GAN, що застосовуються, натхненні роботою Люо та ін.. Люо та ін. є однією з перших груп, які спробували використати двоетапний метод імпутації часових рядів. На першому етапі модифікована мережа GRU використовувалася для побудови генератора та дискримінатора, і модель спочатку навчалася вивчати загальний розподіл та взаємозв'язки набору даних. На другому етапі до вхідних векторів додавався "шум" для навчання генератора відповідати реальним неповним часовим рядам. У Чжан та ін. запропонували наскрізний фреймворк для навчання та налаштування моделей імпутації часових рядів, об'єднавши енкодер та GAN. Замість вибірки випадкового вектора "шуму" з латентного простору та оптимізації його для розумних значень імпутації, мережа енкодера на основі GRU використовувалася для стиснення оригінальних неповних зразків часових рядів до низькорозмірних векторів, які потім використовувалися генератором для імпутації значень у режимі самоподачі. У та ж дослідницька група додатково вдосконалила метод, додавши примусове використання реальних даних (RF) до фреймворку. Використовуючи як енкодер, так і RF, кінцевий фреймворк GAN може подолати недоліки традиційних методів імпутації та демонструє найсучасніші показники в імпутації, класифікації та регресійних задачах.

Щоб дослідити моделі з можливостями як поздовжньої, так і горизонтальної імпутації, фреймворк Seq2seq GAN у, який спочатку був розроблений для моделювання мережевого трафіку (рисунок 5-11), модифікується та застосовується для імпутації симульованих пропущених даних у сигналі ЕКГ з вибірки бігу в наборі даних Pulse Transit Time PPG. Навчання мережі слідувало загальним методологіям, згаданим у, з деякими модифікаціями (рисунок 5-12). Кінцеве моделювання GAN було реалізовано в Google Colab та Tensorflow. Структура реалізованої моделі нейронної мережі генератора проілюстрована на рисунку 5-13.

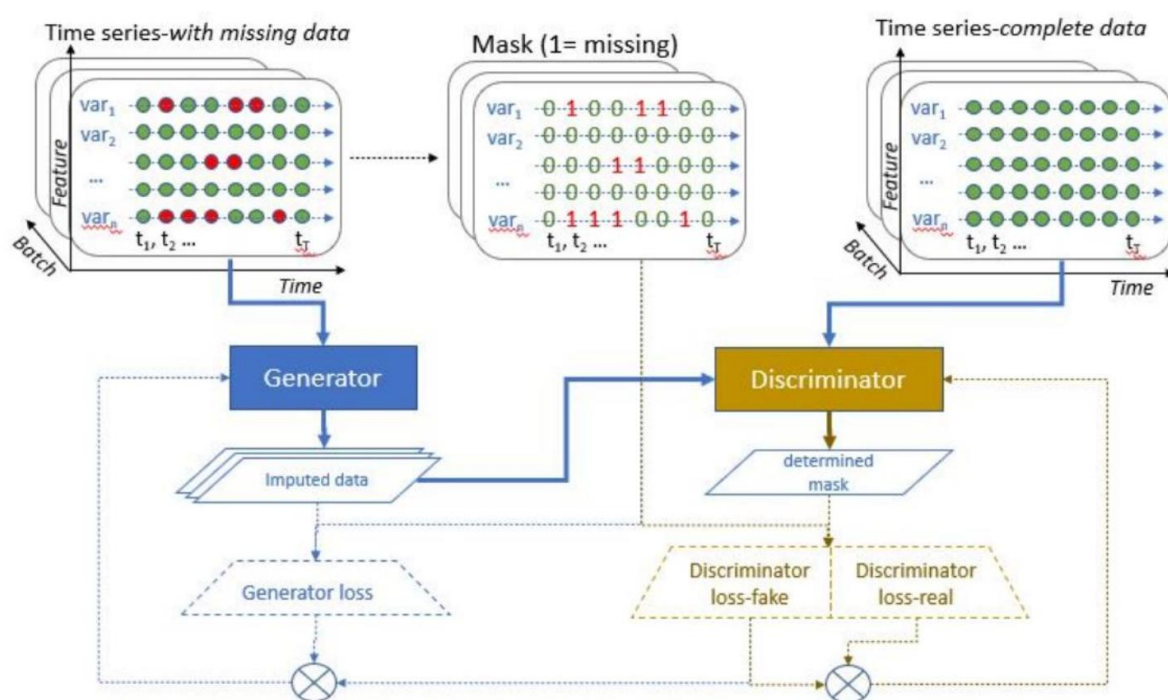


Рис. 4.5 Метод навчання GAN. Архітектура, використана в, модифікована. Матриця підказок використовується така ж, як і матриця маски.

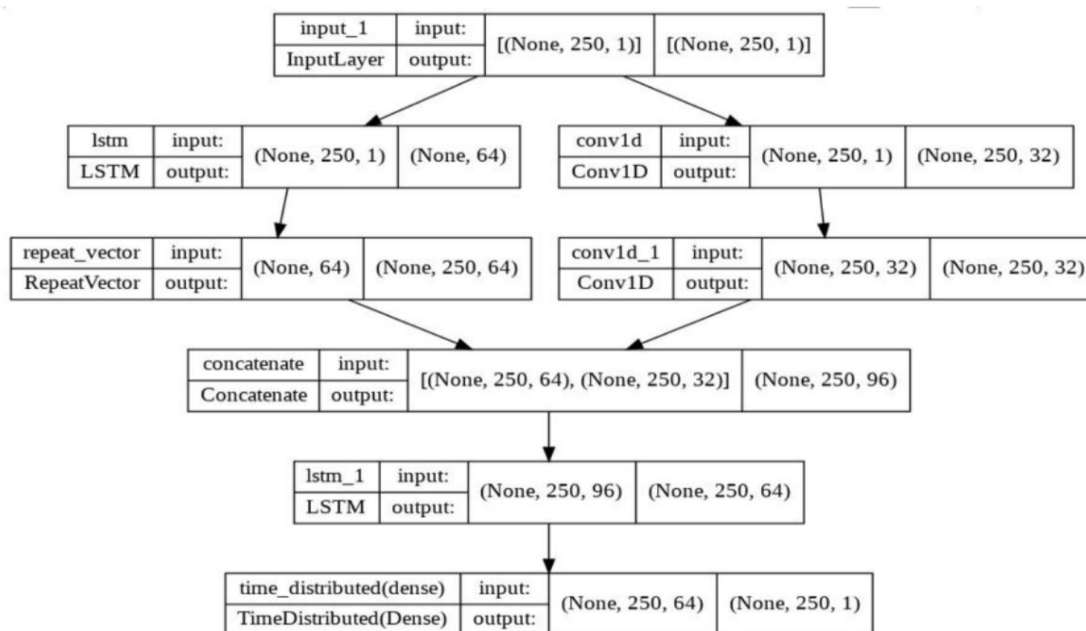


Рис. 4.6 Структура нейронної мережі генератора.

Модель імпутації на основі DeerAR

Багато пакетів з відкритим кодом для глибокого навчання стали доступними в останні роки. Деякі з цих пакетів, наприклад DeerAR, можуть або автоматично працювати з пропущеними даними, або мають вбудовані функції імпутації. DeerAR - це інструмент прогнозування, який обробляє пропущені значення наступним чином: 1) DeerAR маскує втрати на пропущених значеннях, щоб усунути їх вплив на обчислення градієнта, 2) використовує ознаки-індикатори пропущених значень для сигналізації про наявність пропущеного значення, і 3) використовує поточні параметри моделі для автоматичної імпутації значення під час навчання та розгортання рекурентної нейронної мережі. Ця обробка пропущених значень повністю автоматична і не вимагає від користувача вручну імпутувати значення, що може призвести до небажаних побічних ефектів. Крім того, спеціальна обробка пропущених значень дозволяє моделям прогнозування розрізняти пропущені значення, які були б в тому ж діапазоні при використанні ручної імпутації

ВИСНОВОК

Підхід системного мислення був застосований для розробки архітектури системи RPM (Remote Patient Monitoring).

Основна увага приділялася розумному та персоналізованому моніторингу стану здоров'я. Роботу розпочато з детального аналізу потреб зацікавлених сторін. Виходячи з цих потреб, були визначені показники ефективності системи.

Залежно від ключової зацікавленої сторони, потреб користувача та масштабу системи RPM, архітектура може варіюватися — від простої смартфон-орієнтованої системи до складної багаторівневої хмарної інфраструктури.

Для систем середнього або великого масштабу спочатку потрібно визначити варіанти пристроїв для взаємодії та моніторингу, а також способи програмної реалізації. Розумні функції системи впливають на ефективність лікування, надійність та можливості налаштування. Хоча інтелектуальні функції створюють додаткову цінність, основна увага зосереджена на персоналізованому моніторингу серцево-судинної системи. Пов'язані з цим потенційні технічні виклики слід ретельно враховувати.

Перший рівень формальної та функціональної декомпозиції прототипу RPM-системи визначає напрямок подальших досліджень. Цей прототип можна використати для інтеграції, техніко-економічного обґрунтування та збирання початкових реальних даних для вдосконалення модифікацій AI/ML моделей.

Найважливіші технологічні бар'єри для впровадження RPM-систем включають:

Відсутність або несумісність даних між пристроями.

Було розглянуто чотири перспективні підходи для вирішення цієї проблеми:

Побудова сенсорної мережі та об'єднання даних локального рівня для забезпечення їх цілісності та сумісності.

Оркестрація сервісів через крайові (edge) та туманні (fog) обчислення, щоб обмін даними відбувався локально, а до хмари надходила лише узгоджена інформація.

Формування єдиного формату запису даних відповідно до міжнародних стандартів.

Розробка спільних аналітичних моделей із використанням комбінованого навчання для отримання переваг від розподілених даних.

Імпутація відсутніх даних:

Були протестовані різні алгоритми заповнення відсутніх значень на публічно доступних наборах даних ЕКГ.

Для часових рядів, які є основним форматом у RPM на базі ІоМТ, вибір методу імпутації залежить від шаблону відсутності та частоти втрат.

Якщо пропуски рівномірні, підхід квадратичної інтерполяції дає понад 90% точності, навіть коли до 80% значень відсутні.

Якщо дані відсутні блоками (періодами), ефективнішими є моделі глибокого навчання, зокрема RNN, BRITS, GAN, та DeepAR.

GAN показала найкращу загальну точність і найменше зростання помилки при збільшенні відсотка відсутніх значень.

RNN, що працює в одному напрямку, мав проблему накопичення помилок при довготривалому прогнозуванні. Дворівневі моделі, як BRITS та GAN, краще справлялися з невеликими пропусками.

Присвоєні форми хвиль ЕКГ були також візуально перевірені — модель GAN продемонструвала високу точність у відновленні відсутніх ділянок даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] World Health Organization. Digital Health Guidelines: Recommendations on Digital Interventions for Health System Strengthening. Geneva: WHO, 2019.
- [2] Smith J., Brown P. Artificial Intelligence in Healthcare: Opportunities and Challenges. *The Lancet Digital Health*, 2023, Vol. 5, Issue 3, pp. 200-210.
- [3] Matviienko M.V. Як змінюються ціни та доходи українців // *Голос України: електронна версія*, 2022, №192 (7942). URL: http://www.golos.com.ua/edition_archive
- [4] Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції «Інновації в медицині», Київ, 2023. — К.: Університет медицини, 2023. — 312 с.
- [5] Proceedings of the International Conference on Digital Health, 2024, pp. 112-120.
- [6] Петренко І.В. Сучасні тенденції розвитку ІТ-освіти в Україні. *Освітній простір*, 2023, №2, с. 45-52.
- [7] Kovalenko V., Ivanova N. Smart Medicine: Trends and Innovations. *Journal of Medical Informatics*, 2024, Vol. 12, No. 1, pp. 25-36.
- [8] *Методологія наукових досліджень в медицині: навчальний посібник* / За ред. П. Г. Кравчуна, В. Д. Бабаджана, В. В. М'ясоєдова. — Харків: ХНМУ, 2020. — 264 с.
- [9] Саєнко О.О. *Методологія наукових досліджень*. — Київ: Книга плюс, 2016. — 264 с.
- [10] Ахтирський, С. О. Системи віддаленого моніторингу здоров'я: структура, функції, сучасний стан. *Інформаційні технології в медицині*, 2023, №1, с. 12–21.
- [11] Chen, M., Yu, X., Zhang, Y., & Hossain, M. S. Federated Learning for Healthcare: A Survey. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, 17(3), pp. 1828–1837. DOI: 10.1109/TII.2020.3030197.
- [12] Liu, J., Zhao, X., Tan, R., & Wu, D. An Edge–Cloud Collaborative Framework for Real-Time Health Monitoring. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(5), pp. 3773–3782. DOI: 10.1109/IIOT.2021.3098289.
- [13] Юрченко, І. В. Інтернет речей у медицині: новітні виклики та архітектурні підходи. *Системи обробки інформації*, 2021, №5 (157), с. 102–109

- [14] Al-Garadi, M. A., Mohamed, A., Al-Ali, A. K., Du, X., & Guizani, M. A. Survey of Machine and Deep Learning Methods for Internet of Medical Things (IoMT) Security. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(6), pp. 4291–4304. DOI: 10.1109/JIOT.2020.3039359.
- [15] Wang, L., Zhou, Y., & Zhang, L. Handling Missing Data in Real-Time Patient Monitoring Systems Using Deep Learning. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2021, Vol. 115, 102051. DOI: 10.1016/j.artmed.2021.102051.
- [16] Вдовиченко, Н. Г. Архітектура систем дистанційної діагностики на базі ІоМТ. *Вісник Національного технічного університету «ХПІ»*, Серія: Інформатика та управління, 2022, №1(4), с. 34–41.
- [17] Zhang, Y., & Zheng, Y. Cloud-based Patient-Centered eHealth Architecture. *Journal of Medical Systems*, 2020, 44(8), 139. DOI: 10.1007/s10916-020-01597-9.
- [18] Калюжний, Р. М. Підходи до системного проектування в медичних ІТ-системах. *Наукові праці ОНАТ ім. О. С. Попова*, 2023, №1, с. 54–59.
- [19] Ma, M., Wang, J., & Zhang, H. Designing Healthcare Monitoring Systems: User-Centered and Risk-Aware Approach. *IEEE Access*, 2020, 8, pp. 207314–207325. DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3038180.
- [20] Singh, S., Rajput, D. S., & Hong, W. H. Security Challenges in Healthcare Internet of Things: A Review. *IEEE Access*, 2021, 9, pp. 123410–123429. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3110593.
- [21] Хоменко, В. В. Використання хмарних обчислень у віддаленому медичному моніторингу. *Комп'ютерні інформаційні системи та технології*, 2022, №4, с. 78–83.

ДОДАТКИ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

▼ Система MIoT для автоматизації робочих процесів в медичних установах: моделювання та оптимізація

Виконав: студент групи ІСД-43

Єлісєєв Данііл Андрійович

2

▼ Мета дослідження

- **Мета** огляд сучасних технологій та архітектур RPM, пропозиція рішень для доступної персоналізованої системи RPM з фокусом на моніторинг серцевого здоров'я, аналіз алгоритмів ШІ для обробки даних, зокрема, для вирішення проблем та визначення можливостей для вдосконалення систем RPM.
- **Об'єкт** – Розумна системи RPM (Remote Patient Monitoring), яка здатна на персоналізований моніторинг стану здоров'я.
- **Предмет** – Розробка системи моніторинг стану здоров'я та можливості віддаленого керування на основі IoT технологій.

Системне проектування



Рисунок «Основні зацікавлені сторони системи RPM та їх взаємодія»

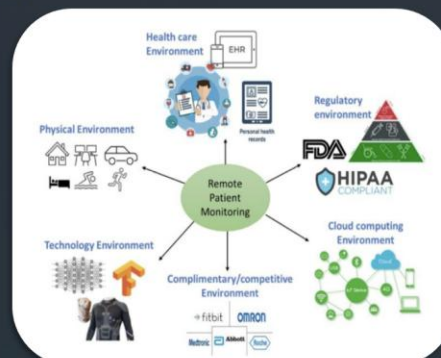


Рисунок «Операційне середовище системи.»

Огляд системи та ключові операційні процеси

Система повинна використовуватися як невід'ємна частина клінічної практики зараз і в майбутньому, а не як заміна.

Основні процеси для роботи системи:

- ❖ Налаштування користувачів
- ❖ Налаштування пристроїв
- ❖ Режим фонових моніторингу
- ❖ Режим живого моніторингу зі звітом про стан на інформаційній панелі
- ❖ Взаємодія з постачальником медичних послуг
- ❖ Зберігання даних

План оцінки системи

У кількох місцях інтерфейсу веб-додатку RPM користувач матиме можливість оцінювати функції

Рисунок 2.3 Щомісячні показники оцінки зручності використання та задоволеності користувачів

	Ім'я	Опис	Мета / Ціль	Заклад- ної сторони
M1	Надійність системи	Величина потенціалу простою через тех. обслуговування або збої	Збільшити час безвідмовної роботи. Мета: доступність 99.9%.	Пациєнт, провайдер, постачальник послуг
M2	Недорого	Низька настройка, наванчання вартість обслуговування	Зменшити поточну вартість догляду на 30%, коли >300 користувачів	Лікар, платник послуг
M3	Масштабованість	Як розширити: додаткові датчики, оновлення	Можна додавати сенсори та оновлювати кожні 3 міс. без дод. витрат	Лікар, сервіс-провайдер
M4	Результат лікування	Кращий профілактичний догляд, реакція на НС, вплив факторів	Попередити аномалії після кількох місяців з точністю 90%	Пациєнт, догляд провайдер, страхова

Таблиця 2.1 Показники оцінки ефективності системи.

Вибір архітектури

Metrics and Related System Performance. Decision Sensitivity.

	Architecture Decisions							
	Interaction with care providers	Device Options	Data Storage Location	Data Processing Location	Smart Feature	Software Embodiment	Data Reporting Frontend	Emergency Alert
System Reliability	4	9	1	1	9	4	1	4
Low-cost	1	9	4	4	4	4	1	1
Scalability	1	9	1	4	1	4	4	1
Care outcomes	9	9	1	1	9	1	4	4
Accessibility	4	9	1	4	1	9	4	1
Data Transparency	1	1	4	4	1	1	4	1
Data Vulnerability	4	1	9	9	4	9	9	1
Personalizability	1	1	1	1	9	1	1	1
Compliance	4	9	9	4	4	4	1	1
System upgradability	1	1	4	4	1	9	1	1
Overall Impact	30	58	35	36	43	46	30	44

Рис. 3.2 Чутливість архітектурних рішень до показників ефективності системи.

Архітектурні вибори щодо пристрою та програмного втілення найбільше впливають на показники ефективності.

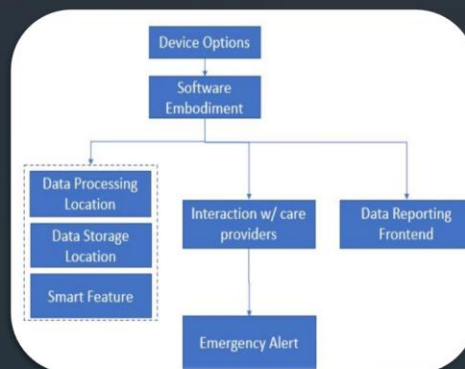


Рисунок «Дерево архітектурних рішень.»

Декомпозиція прототипу системи

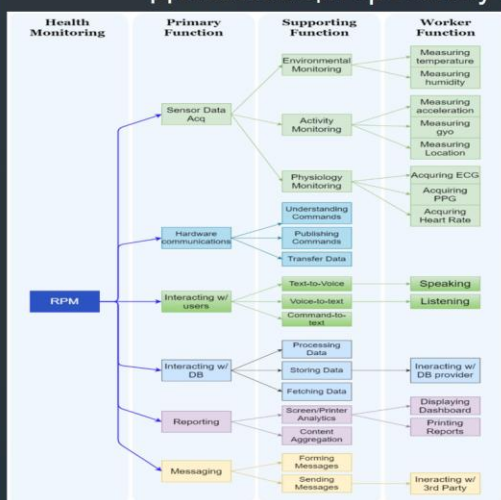


Рис. 3.4 Функціональна декомпозиція прототипу системи RPM

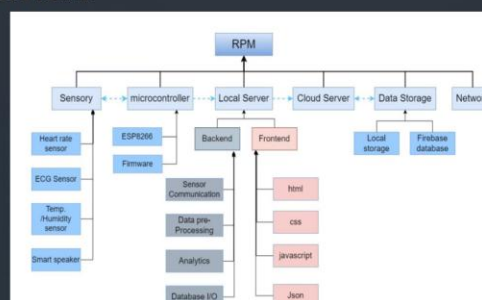


Рис. 3.5 Формальна декомпозиція прототипу системи RPM

Проблема сумісності

Поточний стан і можливості

Датчик	Функція	Вибірка типу сигналу	Частота
Акселерометр	Отримання прискорення кожного просторового вісі тривимірного простору	Безперервний	Висока
Датчик кров'яного тиску	Вимірює систолічний і діастолічний рівень кров'яного тиску	Дискретний	Низька
Датчик CO ₂	Вимірювання вмісту вуглекислого газу (CO ₂)	Дискретний	Дуже низька
EKG / EEG / EMG	Вимірювання різниці напруг між двома електродами, розміщеними на шкірі тіла	Безперервний	Висока
Гіроскоп	Вимірювання кутової швидкості обертання	Безперервний	Висока
Датчик вологості	Вимірювання вологості	Дискретний	Дуже низька
Насичення крові O ₂	Вимірювання насичення крові киснем за коефіцієнтом поглинання червоного та ІЧ світла	Дискретний	Низька
Датчик тиску	Вимірювання тиску	Безперервний	Залежить від застосування
Температура	Вимірювання температури	Безперервний дискретний	/ Залежить від застосування
Візуальний	Зйомка зображення або відео	Безперервний дискретний	/ Залежить від застосування

Таблиця 4.6 «Датчики BSN»

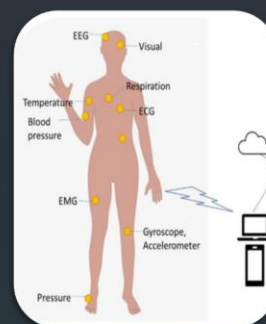


Рисунок 4.2 «Мережа датчиків тіла, розгорнута на тілі людини.»

Широкий спектр датчиків можна розгорнути на людському тілі як підключену BSN, як показано на рисунку 4.2. Як зазначено в таблиці 4.6, датчики BSN фіксують широкий спектр даних з різними фізичними одиницями, частотою вибірки та обсягами.

Підхід глибокого навчання для імпутації пропущених даних

Підхід двонаправленої рекурентної імпутації часових рядів (BRITS)
для забезпечення як прямого, так і зворотного виведення.

```
Model(
  (rits_f): Model(
    (rnn_cell): LSTMCell(2, 64)
    (temp_decay_h): TemporalDecay()
    (temp_decay_x): TemporalDecay()
    (hist_reg): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
    (feat_reg): FeatureRegression()
    (weight_combine): Linear(in_features=2, out_features=1, bias=True)
    (dropout): Dropout(p=0.25, inplace=False)
    (out): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
  )
  (rits_b): Model(
    (rnn_cell): LSTMCell(2, 64)
    (temp_decay_h): TemporalDecay()
    (temp_decay_x): TemporalDecay()
    (hist_reg): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
    (feat_reg): FeatureRegression()
    (weight_combine): Linear(in_features=2, out_features=1, bias=True)
    (dropout): Dropout(p=0.25, inplace=False)
    (out): Linear(in_features=64, out_features=1, bias=True)
  )
)
```

Рис. 4.3 Структура моделі BRITS

Помилки оцінювалися за середньою абсолютною помилкою та середньою відносною помилкою, представленими наступними двома рівняннями:

$$MAE = \sum |predi - actuali| / N \quad (5.2)$$

$$MRE = \sum |predi - actuali| / \sum |actuali| \quad (5.3)$$

Моделі BRITS були реалізовані з використанням Python версії 3.7.13 та PyTorch.

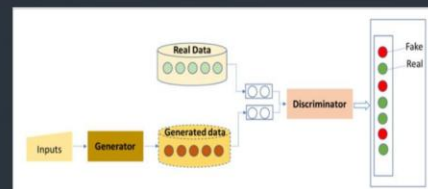


Рис. 4.4 Архітектура GAN

Кінцеве моделювання GAN було реалізовано в Google Colab та Tensorflow.

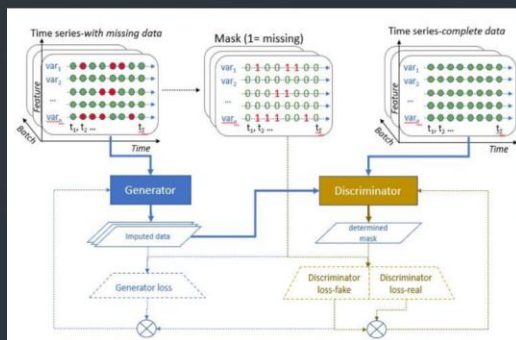


Рис. 4.5 Метод навчання GAN. Архітектура, використана в, модифікована.

Матриця підказок використовується така ж, як і матриця маски.

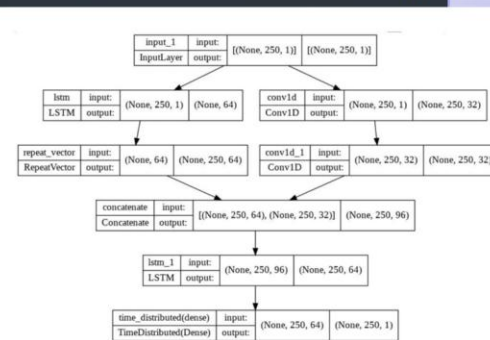


Рис. 4.6 Структура нейронної мережі генератора.

Модель імпутації на основі DeepAR

Висновки та майбутні напрямки

Для розробки архітектури системи RPM було застосовано системне мислення з фокусом на персоналізований моніторинг здоров'я. Визначено потреби користувачів, показники ефективності та варіанти архітектур — від мобільних рішень до хмарних систем.

Основні виклики: нестача або несумісність даних. Розглянуто рішення: побудова сенсорних мереж, edge/fog обчислення, стандартизація даних та комбіноване навчання.

Проведено імпутацію відсутніх ЕКГ-даних. GAN-моделі показали найвищу точність відновлення, особливо при нерівномірних пропусках. Прототип RPM-системи визначає напрямок подальших досліджень і вдосконалення AI/ML-моделей.

Апробація

VI Науково-технічна конференція
“Сучасний стан та перспективи розвитку IoT”

Дякую за увагу