

Жебка В.В., Базак Ю.К., Сторчак К.П.

Державний університет інформаційно-комунікаційних технологій, Київ

ОСОБЛИВОСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗБОЇВ В РОЗУМНОМУ БУДИНКУ НА ОСНОВІ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Анотація: Сучасні розумні будинки, засновані на інтернеті речей (IoT), пропонують користувачам широкий спектр автоматизованих зручностей, але одночасно стикаються з потенційними проблемами та збоями у роботі систем. Ця стаття розглядає можливості використання методів машинного навчання для прогнозування та управління цими збоями з метою забезпечення більшої надійності та ефективності розумного будинку.

Стаття розглядає актуальні тенденції у розвитку розумних будинків, а також практичні проблеми, пов'язані зі збоями в їхніх системах. Автори аналізують різноманітні аспекти збоїв, від інцидентів у мережі до відмов пристроїв, враховуючи різноманітність сенсорів та датчиків, що використовуються у розумних системах.

У статті розглядаються основні методи машинного навчання, такі як нейронні мережі, дерева рішень та класифікація, та їх застосування для прогнозування збоїв у розумних будинках. Проаналізовано переваги та обмеження кожного методу та розглянуто їхню ефективність в різних сценаріях.

Представлено еталонну архітектуру платформи IoT та платформу прогнозування збоїв. Детально описано алгоритм функціонування платформи. Платформа прогнозування збоїв передбачає існування платформи IoT. Зокрема, вона передбачає наявність двох джерел даних, одного для оперативних, а іншого для історичних і статичних даних. Описано процес обробки даних.

Автори статті надають рекомендації щодо оптимальних підходів до прогнозування збоїв в розумних будинках та визначають можливі напрямки подальших досліджень в цій області. Висвітлено, що точне прогнозування збоїв може значно підвищити надійність та зручність користування системами розумного будинку, що є ключовим аспектом для їхньої популярності та прийняття на ринку. Ефективне прогнозування збоїв в розумному будинку може покращити безпеку, енергоефективність та зручність життя користувачів.

Ключові слова: методи машинного навчання, нейронна мережа, розумний будинок, збої, прогнозування, аналіз даних, теорія прийняття рішення, інформаційні технології.

Zhebka V.V., Bazak Yu.K., Storchak K.P.

State University of Information and Communication Technologies, Kyiv

FEATURES OF PREDICTING FAILURES IN A SMART HOME BASED ON MACHINE LEARNING METHODS

Abstract: Modern smart homes based on the Internet of Things (IoT) offer users a wide range of automated conveniences, but at the same time face potential problems and system failures. This article examines the potential for using machine learning techniques to predict and manage these failures in order to ensure greater reliability and efficiency of the smart home.

The article discusses current trends in the development of smart homes, as well as practical problems associated with system failures. The authors analyse various aspects of failures, from network incidents to device failures, taking into account the variety of sensors and detectors used in smart systems.

The article discusses the main machine learning methods, such as neural networks, decision trees, and classification, and their application to predict failures in smart homes. The advantages and limitations of each method are analysed and their effectiveness in different scenarios is considered.

The reference architecture of the IoT platform and the fault prediction platform are presented. The algorithm of the platform is described in detail. The fault prediction platform assumes the existence of an IoT

platform. In particular, it assumes the existence of two data sources, one for operational and the other for historical and static data. The process of data processing is described.

The authors of the article provide recommendations on the optimal approaches to predicting failures in smart homes and identify possible areas for further research in this area. It is highlighted that accurate failure prediction can significantly increase the reliability and usability of smart home systems, which is a key aspect for their popularity and market acceptance. Effective prediction of failures in a smart home can improve the safety, energy efficiency, and convenience of users' lives.

Keywords: machine learning methods, neural network, smart home, failures, prediction, data analysis, decision theory, information technology.

1. Вступ

Тема прогнозування збоїв у розумному будинку за допомогою методів машинного навчання надзвичайно актуальна в контексті стрімкого розвитку технологій розумного дому. Із зростанням популярності систем автоматизації вдома, виникає важлива потреба у вдосконаленні їхньої надійності та ефективності. Прогнозування можливих збоїв у таких системах через застосування аналізу даних та моделей машинного навчання має потенціал попереджати непередбачені ситуації та допомагати в уникненні негативних наслідків.

Це дослідження має важливе практичне значення, оскільки відсутність прогнозування може призвести до значних втрат енергії, матеріальних ресурсів, а також створити потенційні загрози для безпеки та приватності користувачів. Використання методів машинного навчання для аналізу даних з датчиків розумного будинку може сприяти розвитку автоматизованих систем прогнозування, що у свою чергу допоможе уникнути збоїв та підвищити рівень надійності цих технологій.

2. Аналіз літературних даних і постановка проблеми

Існують різноманітні дослідження та розробки, що стосуються прогнозування збоїв у розумних будинках з використанням методів машинного навчання. Деякі з них зосереджені на покращенні систем безпеки та попередженні аварійних ситуацій.

Наприклад, деякі дослідження фокусуються на застосуванні нейронних мереж для виявлення аномальних змін у споживанні енергії та в роботі електричних приладів. Це дозволяє системі розумного будинку прогнозувати можливі несправності та уникати аварійних ситуацій, пов'язаних з енергоспоживанням. Деякі дослідження також розглядають алгоритми машинного навчання для аналізу даних відеоспостереження, що може бути корисним для виявлення незвичайних або підозрілих подій у приміщенні та сприяти підвищенню рівня безпеки. Крім того, деякі розробки акцентують увагу на використанні алгоритмів машинного навчання для аналізу даних від сенсорів, що дозволяє передбачати можливі збої у роботі систем опалення, кондиціонування повітря, водопостачання та інших систем розумного будинку.

Ці розробки та дослідження мають потенціал забезпечити підвищену надійність, безпеку та ефективність розумних будинків за допомогою вдосконалення систем моніторингу, прогнозування та управління в реальному часі.

Проте тема залишається досить актуальною і потребує нових досліджень та вдосконалень існуючих рішень.

3. Мета і задачі дослідження

Мета статті полягає у розгляді особливостей та потенціалу прогнозування збоїв в системах розумного будинку через застосування методів машинного навчання. Стаття спрямована на аналіз принципів функціонування розумного будинку та виявлення методів машинного навчання, які можуть бути застосовані для попередження та управління можливими збоями в таких системах.

Основна мета полягатиме в ідентифікації найбільш ефективних підходів до прогнозування збоїв у розумному будинку. Це включає в себе аналіз типів даних, які зазвичай збираються в розумних системах, вибір підходящих моделей машинного навчання для аналізу

цих даних та розробку методики прогнозування, що може бути використана для запобігання можливих негативних сценаріїв. Окрім цього, стаття також спрямована на визначення практичних переваг таких систем прогнозування збоїв у розумних будинках та їхнє потенційне впровадження для поліпшення рівня надійності та функціональності цих технологій.

4 Огляд методів машинного навчання для прогнозування збоїв в розумному будинку

Прогнозування збоїв в розумному будинку за допомогою методів машинного навчання має свої власні особливості, що відрізняють його від традиційних підходів до моніторингу та управління системами.

Розумний будинок зазвичай має велику кількість датчиків, які збирають дані про стан приміщень, електромережі, температури тощо. Методи машинного навчання дозволяють ефективно аналізувати великі обсяги цих даних для виявлення відхилень або паттернів, що можуть свідчити про можливі збої.

Розумні системи постійно змінюються: нові пристрої додаються, параметри змінюються. Методи машинного навчання можуть враховувати цю динаміку та адаптуватися до змін для постійного покращення прогнозування.

Інформація з датчиків може бути різноманітною: це можуть бути дані про температуру, вологість, споживання електроенергії тощо. Машинне навчання дозволяє об'єднувати ці різні типи даних для створення комплексних моделей передбачення.

Методи машинного навчання можуть навчитися виявляти збої та аномалії без впереднього програмування на підставі вхідних даних. Це дозволяє створювати системи, які постійно вдосконалюються та адаптуються до нових умов без необхідності постійного втручання.

Методи машинного навчання дозволяють не лише передбачати типові аномалії, а й виявляти нові, раніше невідомі проблеми, що можуть виникнути в розумному будинку.

Тому, узагальнюючи вищесказане, можна зробити висновок, що особливостей прогнозування збоїв в розумному будинку можна віднести:

1. Аналіз великого обсягу даних.
2. Неоднорідність та динаміка системи.
3. Мультидисциплінарність даних.
4. Самонавчання та автоматизація.
5. Прогнозування передвідомих та непередбачуваних збоїв.

Для прогнозування збоїв в розумному будинку можна використовувати різні алгоритми машинного навчання, залежно від характеристик даних та специфіки системи:

1. Нейронні мережі (Neural Networks) – глибокі нейронні мережі, зокрема рекурентні (RNN) або здатні адаптуватися до динаміки системи та виявлення складних залежностей між даними.
2. Випадковий ліс (Random Forest) –цей метод добре працює з великою кількістю вхідних характеристик і може бути ефективним для виявлення аномалій та паттернів у даних розумного будинку.
3. Метод опорних векторів (Support Vector Machines, SVM) – використовується для виявлення взаємозв'язків між даними та може бути ефективним у випадках, коли потрібно розділити різні класи даних.
4. Глибоке навчання зі згортковими нейронними мережами (Convolutional Neural Networks, CNN) – використовується для обробки зображень або сигналів, що може бути корисним для аналізу даних з сенсорів у розумному будинку.
5. Методи кластеризації, наприклад, k-середніх (k-means) – можуть допомогти виявити групи або патерни у даних, що можуть свідчити про можливі аномалії.

Визначення "найвищої точності" у контексті прогнозування збоїв в розумному будинку залежить від кількох чинників, таких як характеристики даних, обсяг навчального набору,

рівень розуміння системи, зміни у середовищі тощо. Отже, конкретний алгоритм, який надає найвищу точність, може варіюватися в кожному випадку.

Зазвичай, нейронні мережі, зокрема глибокі нейронні мережі, мають потенціал надавати високу точність через їхню здатність виявляти складні залежності в даних. Однак, вони можуть вимагати значних обчислювальних ресурсів для навчання та оптимізації.

Випадковий ліс також може бути дуже ефективним завдяки своїй здатності працювати з великими обсягами даних і виявляти аномалії без великої потреби в налаштуваннях.

Також важливо враховувати, що не завжди найбільш складний чи "продвинутий" алгоритм забезпечить найкращі результати. Іноді простіші алгоритми можуть працювати краще, особливо якщо дані обмежені або якщо модель потребує швидкої реакції на зміни в середовищі розумного будинку.

Порівняння методів машинного навчання наведено в таблиці 1 та представлено на рисунку 1.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика методів машинного навчання

Характеристики алгоритмів	Нейронні мережі	Випадковий ліс	SVM	CNN	k-середніх
Ефективність передбачення збоїв	Висока	Висока	Висока	Висока	Середня
Складність моделі та інтерпретованість	Висока складність, низька інтерпретованість	Середня складність, середня інтерпретованість	Середня складність, висока інтерпретованість	Висока складність, низька інтерпретованість	Низька складність, висока інтерпретованість
Обчислювальна складність	Висока	Середня	Середня	Висока	Низька
Стійкість до перенавчання	Залежить від параметрів, може бути проблемою	Висока	Висока	Висока	Низька
Здатність до роботи з різноманітними типами даних	Добре працюють з різними типами даних	Добре пристосовані для різноманітних даних	Працюють добре з числовими даними	Переважає зображення або сигнали	Використовуються для кластеризації числових даних
Масштабованість	Залежить від обсягу даних та архітектури мережі	Добре масштабуються на великі обсяги даних	Підходять для невеликих обсягів даних	Залежить від розмірів датасету та архітектури	Залежить від кількості кластерів та об'єму дани

Інтернет речей описує мережу об'єктів, які взаємодіють один з одним для досягнення спільних цілей [1]. Під об'єктами зазвичай маються на увазі пристрої Інтернету речей, оснащені датчиками та виконавчими механізмами, які можуть відчувати і діяти в середовищі, в якому вони перебувають. IoT має багато застосувань у повсякденному житті, формуючи середовища IoT, такі як "розумні будинки", "розумні фабрики" або "розумні міста", заводи або розумні міста. У "розумному будинку" [2] прилади, пристрої та об'єкти підключаються і автоматизуються за допомогою Інтернету речей для поліпшення загальної якості життя. "Розумна" фабрика [3] сприяє створенню "розумних" підприємств.

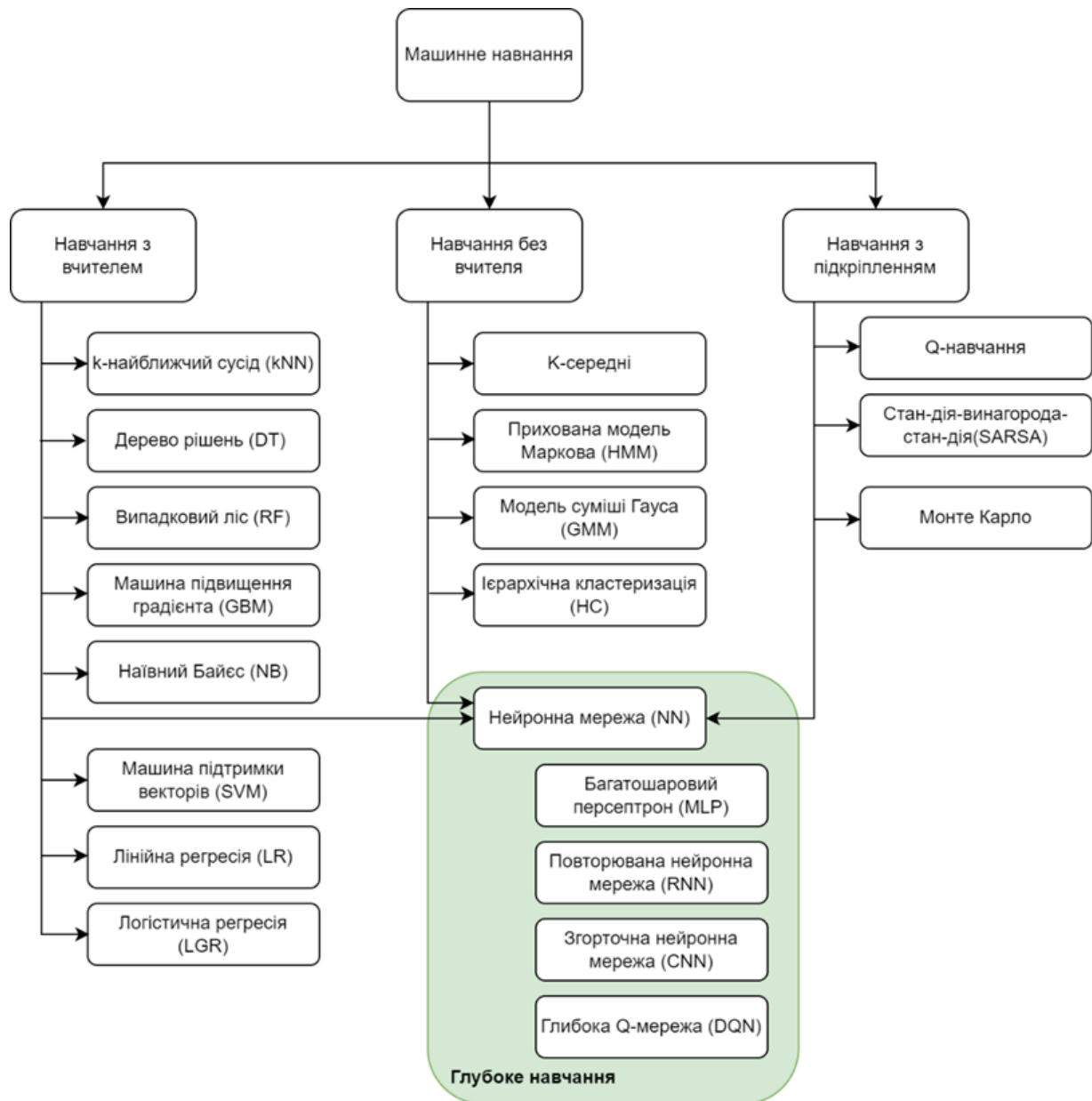


Рис. 1. Методи машинного навчання

Через свою неоднорідність, пристрої Інтернету речей виробляють дані в різних формах, обсягах і з різною періодичністю. Таким чином, дані потребують управління. Платформи IoT впроваджуються для того, щоб управління складними середовищами IoT шляхом з'єднання пристроїв з користувачами та надаючи різні можливості обробки [4]. Вони відрізняються за реалізацією, управлінням даними, а також за завданнями, які вони виконують, управління даними, а також за завданнями, які вони намагаються виконати. Однак, вони повинні бути здатні справлятися з гетерогенністю пристроїв IoT, великими обсягами даних, конфіденційністю і безпекою, а також іншими проблемами, пов'язаними з IoT. Гут та ін. [5] описують еталонну архітектуру для платформ IoT, зображену на рис.2. Вона складається з декількох компонентів. Пристрої використовують драйвери для доступу до датчиків і виконавчих механізмів. Вони підключаються до інтеграційного проміжного програмного забезпечення безпосередньо або через шлюз у разі технічних обмежень. Проміжне програмне забезпечення для інтеграції IoT відповідає за обробку отриманих даних з датчиків і надсилання команд на виконавчі пристрої, взаємодіючи при цьому з додатком.

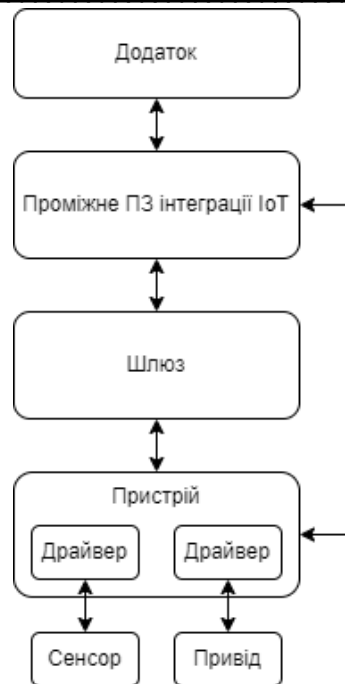


Рис. 2. Еталонна архітектура платформи IoT

Платформа прогнозування збоїв передбачає існування платформи IoT, як показано у верхній частині рис.3. Зокрема, вона передбачає наявність двох джерел даних, одного для оперативних, а іншого для історичних і статичних даних, що нагадує архітектуру на основі лямбда. Платформа IoT отримує дані з середовища IoT, які можуть бути отримані від датчиків і виконавчих механізмів (дані про навколишнє середовище), або безпосередньо від пристроїв, наприклад, про використання процесора і пам'яті (дані моніторингу). Крім того, платформа IoT зберігає загальну інформацію про пристрої (дані про пристрій). Дані про пристрій отримуються, коли пристрій реєструється в середовищі IoT, використовуючи, наприклад, компонент реєстрації пристрою. Процес може бути до певної міри автоматизований, але він все одно вимагає ручного втручання. Платформи IoT зазвичай використовують брокер повідомлень, який отримує дані з всіх різних пристроїв в середовищі IoT. Він може використовуватися як джерело реальних даних. Крім того, може існувати база даних, яка постійно зберігає отримані дані з середовища і статичні дані пристроїв. Зазвичай, ці два основні компоненти є частиною платформ IoT, як це видно на прикладі MBR. MBR реалізує брокер Mosquitto та базу даних MongoDB. Однак важливо забезпечити лише ці два джерела даних незалежно від типів компонентів, що використовуються у фоновому режимі. Платформа IoT може явно надавати API-компоненту доступ до своїх даних, або ж можна встановити пряме з'єднання з брокером і базою даних. У нижній частині рис.3 показано склад мережі, який повинен мати можливість встановлювати з'єднання з різними типами платформ IoT та джерелами даних. Компонент адаптера відокремлює платформу прогнозування збоїв від конкретних реалізацій і отримує дані, які будуть використовуватимуться моделями. Брокер повідомлень використовується для координації та постійного збереження даних після окремих етапів обробки. Після того, як дані отримані адаптером, вони надсилаються до брокера і зберігаються в певній темі без змін. На наступному етапі дані можуть бути оброблені в компоненті обробки даних, перш ніж вони будуть використані моделями. Він може бути стандартизованими за допомогою попередньо визначеного шаблону даних, збагаченими інформацією, якої бракує, перетворені у певний формат або адаптовані в будь-який інший спосіб. Стандартизація даних за допомогою шаблону призводить до узгодженості даних, що в подальшому полегшує реалізацію моделей. Оброблені дані надсилаються і зберігаються знову на іншу тему, де вони можуть бути повторно використані моделями. Цей компонент необхідний при роботі з різнорідними даними і проводить обробку, необхідну для

всіх моделей. Якщо припустити, що дані надходять у вигляді записів з позначками часу, він може бути використаний для видалення значущої інформації з позначки часу, наприклад, годину дня, день тижня, свято тощо. Іншим потенційним варіантом використання, у випадку розділених тем пристроїв, є фільтрація даних пристроїв, є фільтрація даних за пристроями і надсилання їх до відповідної теми.

Кожна модель машинного навчання інтегрована як модуль, що складається з чотирьох основних компонентів: API, компонента обробки даних, контролера та власне алгоритму машинного навчання. API має однаковий склад для всіх модулів і складається з виробника повідомлень і двох споживачів повідомлень. Розрізняють споживача даних, який споживає попередньо оброблені дані, і споживача команд, який споживає команди, надіслані з інформаційної панелі. Виробник повідомлень надсилає результати моделі та інформацію про стан або прогрес брокеру повідомлень. Інтерфейс обміну повідомленнями відокремлює модулі машинного навчання від платформи. Хоча на попередньому кроці існує загальний компонент обробки даних. Тому в кожен модуль інтегровано додатковий компонент обробки даних обробки даних, який має підготувати дані для конкретного алгоритму. Сам алгоритм є ядром модуля. Він проходить процес навчання, результатом якого є модель, що використовується для прогнозування. Він може бути реалізований різними способами і з різними бібліотеками, але він повинен забезпечувати інтерфейс для навчання і прогнозування. Нарешті, всі компоненти керуються контролером, який виконує кілька функцій. Він обробляє команди, отримані ззовні, і виконує відповідні дії. Він отримує дані, за потреби пересилає їх до компонента обробки, а потім – до алгоритму. Він може реалізовувати автоматизоване гіперпараметричне налаштування для пошуку оптимальних параметрів, тобто найоптимальнішої конфігурації алгоритму на основі наданих даних. Контролер також зберігає і завантажує дані в базу даних або файлову систему. Він може реалізовувати планувальник для періодичного створення резервних копій, перенавчання алгоритму, якщо онлайн-навчання неможливе, або переналаштувати параметри. Він може оцінювати поточний стан обробки, а також надсилати прогнози моделі виробнику повідомлень.

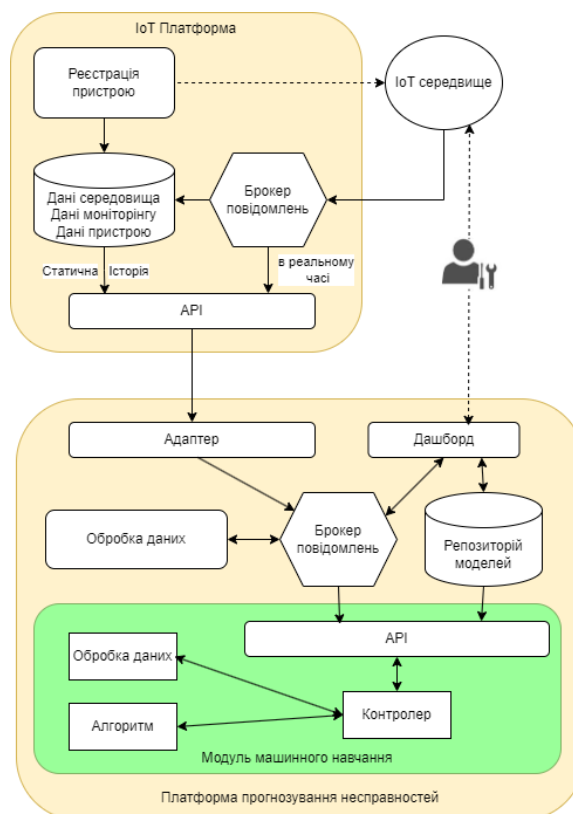


Рис.3. Архітектура платформи прогнозування збоїв. Суцільні лінії позначають управління та потік даних, пунктирні лінії для ручних завдань.

Репозиторій моделей описує сховище загального призначення, спільне для всіх моделей. Сховище може бути базою даних, файловою системою або їх комбінацією. Основною метою є зберігання опис та конфігурацію алгоритмів, гіперпараметрів після налаштування або повні моделі машинного навчання, тобто внутрішні параметри після навчання. Він також може зберігати будь-яку іншу інформацію, що стосується моделі. Доступ до нього здійснюється через API-компоненти модулів і через інформаційну панель.

Після того, як модель машинного навчання готова і починає робити прогнози, відповідний модуль надсилає результати у визначену ним тему. Дашборд збирає всі прогнози від різних моделей, обробляє їх і візуалізує результати. Окрім тем для прогнозування, кожен модуль має тему, призначену для команд, що надсилаються з дашборду. Крім того, можуть бути додаткові теми, які використовуються модулями для надсилання інформації про стан та хід роботи. Інформаційна панель повинна надавати можливість взаємодіяти з модулями та виконувати окремі кроки вручну. Ці кроки можуть включати: імпорт історії, запуск автоматичного налаштування гіперпараметрів, навчання окремих алгоритмів, запуск і зупинка окремих моделей прогнозування, збереження та завантаження моделей тощо. Крім того, інформаційна панель має доступ до сховища моделей для отримання та відображення відповідної інформації про модель в інтерфейсі користувача. Інформаційна панель також можна використовувати для вставки інформації під час процесу реєстрації моделі. Нарешті, супровідник стежить за дашбордом і виконує ремонтні роботи або заміни в IoT-середовищі. Також може бути реалізована система сповіщень, яка інформує техпідтримку, якщо якийсь пристрій вийшов з ладу або досяг критичних порогових значень на основі прогнозів.

5. Висновки

Прогнозування збоїв у розумному будинку має ключове значення з погляду запобігання аваріям та покращення безпеки. Це дозволяє системі передбачати можливі проблеми з електромережею, опаленням чи безпековими системами, що дозволяє оперативно реагувати для уникнення серйозних неполадок.

Крім цього, прогнозування збоїв сприяє енергоефективності, дозволяючи оптимізувати використання ресурсів та енергії в будинку. Це допомагає ефективніше управляти споживанням енергії та зменшує витрати.

Незважаючи на технічні переваги, прогнозування збоїв також покращує комфорт життя мешканців, забезпечуючи стабільність систем та безпеку, що впливає на якість життя у розумному будинку.

Список використаної літератури

1. O. Vermesan, P. Friess, eds. *Internet of Things: Converging Technologies for Smart Environments and Integrated Ecosystems*. River Publishers Series in Communication. Aalborg: River, 2013. isbn: 978-87-92982-73-5.
2. B. L. Risteska Stojkoska, K. V. Trivodaliev. "A review of Internet of Things for smart home: Challenges and solutions". In: *Journal of Cleaner Production* 140 (2017), pp. 1454–1464
3. B. Chen, J. Wan, L. Shu, P. Li, M. Mukherjee, B. Yin. "Smart Factory of Industry 4.0: Key Technologies, Application Case, and Challenges". In: *IEEE Access* 6 (2018), pp. 6505–6519.
4. J. Mineraud, O. Mazhelis, X. Su, S. Tarkoma. "A gap analysis of Internet-of-Things platforms". In: *Computer Communications* 89-90 (2016). *Internet of Things Research challenges and Solutions*, pp. 5–16.
5. J. Guth, U. Breitenbücher, M. Falkenthal, F. Leymann, L. Reinfurt. "Comparison of IoT platform architectures: A field study based on a reference architecture". In: *2016 Cloudification of the Internet of Things (CIoT)*. 2016, pp. 1–6

6. Zhebka V.V. Modeliuvannia markivskoho vypadkovoho polia z metoiu yoho podalshoi optymizatsii ta zastosuvannia. Scientific-practical journal «Zviazok». – Kyiv: SUT, 2020. – №5 – P. 35-40.
7. Moshenchenko M., Zhurakovskiy B., Poltorak V., Bondarchuk A., Korshun N. Optimization Algorithms of Smart City Wireless Sensor Network Control / CEUR Workshop Proceedings, 2021, 3188, p. 32–42
8. Zhebka V.V. Upravlinnia finansovymy ryzykamy za dopomohoiu mashynnoho navchannia. Scientific-practical journal «Zviazok». Kyiv: SUT, 2018. №6. P. 32-35.
9. Zhebka V., Gertsyuk M., Sokolov V., Malinov V., Sablina M. Optimization of Machine Learning Method to Improve the Management Efficiency of Heterogeneous Telecommunication Network CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3288, p. 149–155
10. Zhurakovskiy B., Toliupa S., Otrokh S., Kuzminykh V., Dudarieva H., Zhurakovskiy V. Coding for information systems security and viability / (2021) CEUR Workshop Proceedings, 2859, pp. 71-84.
11. Moshenchenko M., Zhurakovskiy B., Poltorak V., Bondarchuk A., Korshun N. Optimization Algorithms of Smart City Wireless Sensor Network Control // CEUR Workshop Proceedings, 2021, 3188, p. 32–42/
12. Shevchenko O., Bondarchuk A., Polonevych O., Zhurakovskiy B., Korshun N. Methods of the objects identification and recognition research in the networks with the IoT concept support // CEUR Workshop Proceedings, 2021, 2923, страницы 277–282