

УДК 004

В.Карабут, магістр гр. КН-23Мз,

Центральноукраїнський національний технічний університет

ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ВРОЖАЙНОСТІ НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЇ ІОТ

У статті розроблено програмне забезпечення, яке призначено для системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ. Метою розробки є дослідження та програмна реалізація системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ. Об'єктом дослідження є процес моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ. Предметом дослідження є методи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ. Методи дослідження базуються на методах теорії прогнозування, теорії інтернету речей, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення. Результат роботи – програмна реалізація системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ. В процесі роботи над програмною моделлю виконано аналіз існуючих апаратних та програмних засобів. В повній мірі описані всі компоненти розробленого програмного забезпечення.

Постановка проблеми. Прогнозування врожайності є ключовим компонентом сучасного сільського господарства, слугуючи наріжним каменем для прийняття обґрунтованих рішень серед фермерів, політиків і зацікавлених сторін у сільському господарстві. Точні прогнози врожайності сприяють оптимізованому розподілу ресурсів, зменшенню ризиків і сталим методам ведення сільського господарства. В останні роки інтеграція методів машинного навчання (ML) започаткувала нову еру точного прогнозування врожайності. Ця робота заглиблюється в сферу прогнозування врожайності за допомогою ML, зосереджуючись на використанні різноманітних алгоритмів ML для підвищення точності прогнозування. Зокрема, ми досліджуємо градієнтну посилену регресію, екстремальне градієнтне посилення (XGBoost) і категорійну посилену регресію (CatBoost) як фундаментальні методи в цій області. За допомогою ретельного процесу оцінки ми намагаємося продемонструвати ефективність запропонованої нами моделі VR у порівнянні з традиційними та сучасними методологіями ML. Наше дослідження має на меті вдосконалити сферу прогнозування врожайності, пропонуючи зрозуміти чудову ефективність цього комплексного підходу та його потенціал революціонізувати сільськогосподарське прогнозування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. При аналізі останніх досліджень і публікацій [1-10] було виявлено певні прогалини у забезпеченні системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ.

Мета й завдання дослідження. Метою роботи є дослідження та програмна реалізація системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ.

Для досягнення поставленої мети визначена програма дослідження, що складається з наступних завдань:

- Огляд існуючих систем моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ.
- Дослідження системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ.
- Програмна реалізація системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології ІоТ.

Об'єктом дослідження є процес моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

Предметом дослідження є методи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

Методи дослідження базуються на методах теорії прогнозування, теорії інтернету речей, методах математичної статистики, методах розробки програмного забезпечення.

Виклад основного матеріалу. Ми провели масштабні експерименти, щоб визначити оптимальну комбінацію MLA за допомогою техніки голосування. Ми оцінили ефективність цього підходу порівняно як з традиційною, так і з сучасною MLA. У контексті передових досліджень ефективність моделі ML визначається комбінацією метрик оцінки, включаючи R-квадрат, середню квадратичну помилку (MSE), середню абсолютну помилку (MAE) і середню абсолютну помилку (MedAE) [12][13]. Щоб встановити якість моделі, важливо шукати високі показники R-квадрат, що вказує на сильну пояснювальну силу, водночас прагнучи до низьких значень MSE, MAE та MedAE, що вказує на мінімальні помилки прогнозування [14]. Цей багатогранний підхід до оцінки гарантує, що модель не лише фіксує відхилення в даних, але й демонструє точність і надійність своїх прогнозів, узгоджуючи суворі стандарти наших досліджень машинного навчання.

У цьому порівняльному аналізі ефективності ми досліджуємо ефективність трьох добре запроваджених MLA – GBR, XGBoost і CatBoost – разом із нашою інноваційною моделлю VR, яка об'єднує ці три MLA. Результати, представлені в таблиці IV і на малюнку 4, демонструють помітну перевагу запропонованої нами моделі VR над GBR, XGBoost і CatBoost. Вивчаючи показники R-квадрат, GBR, XGBoost і CatBoost дають значення врожайності 0,8696, 0,8708 і 0,8807 відповідно. Навпаки, наша модель VR досягає значно вищого показника R-квадрат 0,8928, що підкреслює її неперевершену пояснювальну здатність. Цей результат свідчить про похвальну ефективність нашої моделі. Ще більше підкреслюючи досконалість моделі, аналіз MSE підтверджує наші висновки. Модель VR демонструє надзвичайно нижчий MSE 0,0044 порівняно з GBR, XGBoost і CatBoost зі значеннями MSE 0,0054, 0,0053 і 0,0050 відповідно. Це помітне зменшення похибок передбачення зміцнює позицію нашої моделі VR як найкращого вибору. Заглиблюючись у показники, GBR відображає MSE 0,0054, MAE 0,0562 і MedAE 0,0423. Тим часом XGBoost дає MSE 0,0053, MAE 0,0515 і MedAE 0,0377. CatBoost, з іншого боку, представляє MSE 0,0050, MAE 0,0531 і MedAE 0,0380. На відміну від цього, наша модель VR демонструє MSE 0,0044, MAE 0,0510 і MedAE 0,0441, що ще більше підтверджує її чудову продуктивність за всіма оцінюваними аспектами. Ці переконливі результати не тільки підкреслюють ефективність запропонованої нами моделі віртуальної реальності, але й покращують її потенціал для значного просування у сфері застосування машинного навчання в даній області.

Після обширного огляду літератури наше дослідження підкреслює обмежений прогрес, досягнутий у сферах глибокого навчання, машинного навчання та розумного землеробства. Кілька сільськогосподарських досліджень використовували глибокі нейронні мережі та згорткові нейронні мережі [4] [7] [9]. Однак важливо визнати, що недоліком таких досліджень є трудомістка обробка даних, пов'язана з використанням глибоких нейронних мереж [15]. Ці висновки підкреслюють існуючі прогалини та проблеми в дослідницькому ландшафті сусідніх регіонів, особливо в контексті глибокого навчання, машинного навчання та їх застосування в розумному фермерстві. Усунення цих обмежень відкриває можливість для запропонованих нами дослідницьких зусиль, спрямованих на просування прогресу в цій критичній галузі. На відміну від попередніх досліджень, у яких використовувався той самий набір даних, наша інноваційна техніка віртуальної реальності, що включає GBR, XGBoost і CatBoost, продемонструвала високу точність, як детально описано в таблиці II. У попередніх дослідженнях [3] [11] використовувався підхід CatBoost і Ensemble із значеннями R-квадрат (R^2) 0,8756 і 0,8808 для семи функцій. Технологія VR досягла найвищого R^2 0,984 для тих самих функцій, що є значним покращенням із збільшенням R^2 0,046 і зниженням MSE

порівняно з XGBoost. Запропонований нами VR не тільки підвищив R2, але й суттєво знизив MSE, MAE та MedAE порівняно з попередніми дослідженнями, як зазначено в таблиці V. Це означає значний прогрес, досягнутий запропонованою нами моделлю (PM) порівняно з попередніми дослідженнями.

Моделі цифрових двійників для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур

Моделі цифрових двійників трансформують сільське господарство, створюючи віртуальні копії ферм для прогнозування та підвищення врожайності сільськогосподарських культур. Ці системи інтегрують дані в режимі реального часу з датчиків, дронів та супутників з історичними записами для моделювання та оптимізації сільськогосподарських практик. Ось що вам потрібно знати:

- Що вони роблять: Цифрові двійники аналізують такі фактори, як стан ґрунту, погода та ріст сільськогосподарських культур, щоб прогнозувати врожайність з точністю до 91,69%.

- Чому вони важливі: Вони допомагають фермерам приймати розумніші рішення, зменшуючи споживання води на 25–40% та добрив на 30–40%, одночасно збільшуючи врожайність на 5–15%.

- Як вони використовуються: Фермери можуть тестувати такі сценарії, як посуха чи спалахи шкідників, коригувати стратегії та підвищувати ефективність, не ризикуючи реальними втратами.

- Ключові **інструменти**: такі платформи, як Anvil Labs, забезпечують легкий доступ до візуалізації даних, аналітики на основі штучного інтелекту та інструментів для прийняття рішень.

Ключові вхідні дані та історичні тенденції

Типи даних для моделей цифрових двійників для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур

Створення точних цифрових двійників врожайності залежить від використання як даних реального часу, так і історичних даних. Ці моделі залежать від комплексних наборів даних, які фіксують ріст сільськогосподарських культур та умови навколишнього середовища.

Дані про навколишнє середовище є основою будь-якої системи цифрового двійника. Такі фактори, як температура, вологість, кількість опадів та швидкість вітру, відіграють вирішальну роль у розвитку сільськогосподарських культур. Супутникові знімки пропонують широке уявлення про польові умови, тоді як дрони надають детальну інформацію за допомогою тепловізійного зображення та фотографій високої роздільної здатності, виявляючи стрес для сільськогосподарських культур, який в іншому випадку міг би залишитися непоміченим.

Показники, характерні для певних культур, додають глибини даним. Такі вимірювання, як стадії росту, висота рослин, індекс площі листя та оцінки біомаси, допомагають моделям зрозуміти, як культури адаптуються до змінних умов. Датчики Інтернету речей та RFID-мітки, вбудовані в поля, безперервно передають цю інформацію в систему, створюючи динамічну та актуальну модель розвитку культур.

Поєднуючи ці джерела даних, фермери можуть приймати більш обґрунтовані рішення. Наприклад, інтеграція даних про вологість ґрунту з прогнозами погоди може точно визначити найкращий час для поливу. Аналогічно, історичні дані про шкідників, об'єднані з польовими умовами в режимі реального часу, можуть активувати системи раннього попередження для запобігання спалахам хвороб.

Таблиця 1 – Типи та опис даних

Тип даних	Опис
Дані про навколишнє середовище	Погодні умови, супутникові знімки, вологість ґрунту, температура, вологість повітря
Властивості ґрунту	Текстура ґрунту, рівень рН, вміст поживних речовин та карти ґрунту
Метрики врожаю	Стадії росту, висота рослин, індекс площі листя, оцінки біомаси
Історичні записи	Дані про минулу врожайність, погодні тенденції, наявність шкідників

Роль історичних даних у прогнозуванні врожайності сільськогосподарських культур

Хоча дані в режимі реального часу є важливими, історичні дані відіграють ключову роль у уточненні прогнозів врожайності. Вони забезпечують контекст, необхідний для калібрування моделей для більш точного прогнозування.

Довгостроковий аналіз тенденцій виявляє закономірності, які в іншому випадку могли б залишитися прихованими. Досліджуючи дані про врожайність протягом кількох сезонів, фермери можуть визначити умови навколишнього середовища, які призводять до оптимальної продуктивності. Ця інформація допомагає точно налаштувати параметри теплиць або методи управління полем, переходячи від здогадок до стратегій, заснованих на фактичних даних.

Історичні дані також покращують боротьбу зі шкідниками та хворобами. Поєднуючи дані про минулі спалахи з погодними тенденціями та стадіями росту сільськогосподарських культур, прогностичні моделі можуть прогнозувати потенційні проблеми за тижні наперед. Наприклад, ферми, що використовують технологію цифрових двійників, можуть отримувати ранні сповіщення про спалахи шкідників, що дозволяє вживати проактивних заходів, які зменшують використання пестицидів, зберігаючи при цьому здоров'я сільськогосподарських культур.

Передові системи управління польовими випробуваннями вже дозволяють виробникам збільшувати врожайність, зменшувати відходи та виробляти більш «прибуткові» продукти харчування на менших площах землі. Спростивши ці процеси, ми можемо досягти значних успіхів у вирішенні проблеми глобального дефіциту продовольства.

Статистичні інструменти, такі як **регресійний аналіз**, ще більше підвищують цінність історичних даних, виявляючи зв'язки між змінними та результатами врожайності. Ці висновки перетворюють необроблені дані на дієві стратегії, підвищуючи точність сільськогосподарських рішень.

Методи збору та інтеграції даних для прогнозування врожайності сільськогосподарських культур

Щоб цифрові двійники могли надавати точні прогнози, критично важливим є **систематичний збір даних та безперебійна інтеграція** між різними платформами та датчиками. Цей процес вимагає ретельного планування для забезпечення надійності та точності даних.

Збір даних у режимі реального часу передбачає мережу датчиків, супутників, дронів та вбудованих пристроїв, що працюють узгоджено. Ці системи постійно контролюють польові умови та автоматично завантажують дані до централізованих баз даних. Використання каліброваних датчиків та автоматизованих перевірок якості гарантує точність даних.

Сумісність платформи є ще одним важливим фактором. Інтеграція метеостанцій, ґрунтових датчиків, супутникових даних та систем управління фермерським господарством дозволяє цифровим двійникам отримувати точні результати в режимі реального часу. Зростаючий попит на такі інтегровані сільськогосподарські технології очевидний на

світовому ринку розумного сільського господарства, який, за прогнозами, зростатиме з річними темпами зростання на 10,2% – з 14,40 мільярда доларів у 2024 році до 23,38 мільярда доларів до 2029 року.

Системи візуалізації даних та підтримки прийняття рішень спрощують інтерпретацію складних наборів даних. Графіки та діаграми висвітлюють закономірності в історичних даних, а інтегровані інструменти підтримки прийняття рішень пропонують керівництво для сільськогосподарських робіт у режимі реального часу. Такий комплексний підхід допомагає фермерам зрозуміти, як різні фактори взаємодіють та впливають на здоров'я та врожайність сільськогосподарських культур.

Цифровий двійник – це віртуальне представлення об'єкта або системи, розроблене для точного відображення фізичного об'єкта. Він охоплює життєвий цикл об'єкта, оновлюється на основі даних у режимі реального часу та використовує моделювання, машинне навчання та логічні методи для прийняття рішень.

Для забезпечення ефективної інтеграції даних вкрай важливо встановити **чіткі операційні обмеження та рамки валідації**. Ці заходи підтримують точність і надійність моделі, перетворюючи необроблені дані на прогностичні інструменти, які допомагають приймати кращі рішення. Такий структурований підхід закладає основу для передових методів прогнозування врожайності, які будуть розглянуті далі.

Основні методи прогнозування врожайності конкретних культур

Моделювання та прогнозування на основі штучного інтелекту

Машинне навчання трансформує сільське господарство, використовуючи алгоритми, що працюють на моделях цифрових двійників, які обробляють дані датчиків для виявлення тенденцій та закономірностей. Ці інструменти штучного інтелекту аналізують історичні показники врожаю, умови навколишнього середовища та методи ведення сільського господарства, щоб прогнозувати врожайність, одночасно точно налаштовуючи такі процеси, як графіки посадки та час поливу.

Однією з видатних особливостей цих систем є їхня здатність до постійного навчання. Завдяки врахуванню нових сезонних даних вони з часом покращують точність прогнозування. Нещодавні досягнення показали вражаючі результати: точність моніторингу зросла на 30-50%, а прогнози врожайності досягли 85-90% точності.

Реальний приклад наведено дослідницькою компанією Texas A&M AgriLife. У 2024 році їхня модель штучного інтелекту визначила 18 червня як оптимальну дату початку збору врожаю. Спочатку фермери поставилися до цього скептично, але прогноз виявився точним, коли сильні дощі затримали дефоліацію, що підтвердило надійність моделі. Ціна ігнорування моделі? Близько 70 доларів за акр.

«Саме тут і з'являється наше веб-моделювання на базі штучного інтелекту. Воно перетворює складні набори даних на практичні висновки для фермерів, допомагаючи приймати рішення щодо прогнозування врожайності, оцінки біомаси, завершення посівів та планування зрошення.

Ці інструменти на базі штучного інтелекту також оптимізують використання ресурсів, аналізуючи ґрунт, погоду та потреби у воді. Результати? Зменшення споживання води та добрив зі збільшенням врожайності. Наприклад, системи точного зрошення підвищили врожайність сільськогосподарських культур на 5–15%, одночасно скоротивши використання води на 25–40%. Аналогічно, оптимізовані методи удобрення скоротили використання добрив на 30–40%.

Такі передові моделі, як DTED, пішли далі, досягнувши вражаючої точності прогнозування 91,69%. Ці системи не лише контролюють стан врожаю, але й виявляють потенційні проблеми на ранній стадії, пропонуючи поради в режимі реального часу, щоб фермери могли швидко адаптуватися до змін умов. Крім того, цифрові двійники дозволяють проводити сценарне тестування, дозволяючи фермерам удосконалювати свої стратегії, перш ніж впроваджувати їх у життя.

Аналіз на основі сценаріїв

Цифрові двійники виходять за рамки моніторингу – вони дозволяють фермерам тестувати стратегії за допомогою симуляцій «що, якщо». Коригуючи такі змінні, як дати посадки, графіки поливу або внесення добрив за різних погодних умов, фермери можуть визначити найефективніші методи.

Зіткнувшись з непередбачуваною погодою, агрономи використовують ці симуляції для підготовки до екстремальних умов. Наприклад, вони можуть моделювати посуху або сильні дощі, щоб відповідно скоригувати плани посадки та поливу.

Цей проєкт розробляє цифрових двійників кукурудзяних полів, симулюючи їхню функцію, форму та взаємодію зі світлом.

Ці симуляції дозволяють швидко тестувати та точно налаштовувати польові стратегії.

Аналіз сценаріїв також відіграє вирішальну роль у боротьбі зі шкідниками. Моделюючи спалахи шкідників, використовуючи історичні дані та дані в реальному часі, фермери отримують ранні попередження та можуть вживати превентивних заходів. Такий проактивний підхід зменшив шкоду від шкідників на 20–25%, зберігаючи при цьому здоров'я врожаю.

Вплив сценарного планування очевидний у виробництві кукурудзи, яке зросло з 20,5 бушелів на акр у 1930 році до 183 бушелів на акр у 2024 році.

Порівняння методів

Різні підходи до моделювання задовольняють різні потреби сільського господарства, пропонуючи гнучкість для різноманітних операцій. Ось детальніший огляд.

Таблиця 2 – Порівняння методів

Підхід до моделювання	Опис	Ключові переваги	Найкращі варіанти використання
Моделі на основі фізики	Моделюйте поведінку рослин, використовуючи фізичні процеси, такі як фотосинтез та поглинання поживних речовин.	Надає уявлення про біологічні процеси; надійний у контрольованих середовищах	Умови дослідження; тепличне господарство
Моделі на основі даних	Використовуйте машинне навчання для прогнозування врожайності, виявлення аномалій та оптимізації ресурсів.	Висока точність; легкість впровадження; адаптивність	Великі ферми; динамічні умови
Гібридні моделі	Поєднуйте підходи, засновані на фізиці, та підходи, засновані на даних, для отримання комплексного розуміння.	Поєднує біологічне розуміння з прогностичною здатністю	Складні системи; точне землеробство
Агентні моделі	Моделюйте поведінку окремих рослин або шкідників для вивчення методів управління.	Детальне моделювання взаємодії; корисно для боротьби зі шкідниками	Боротьба зі шкідниками; дослідження взаємодії культур
Просторові моделі	Використовуйте ГІС для аналізу географічних варіацій та управління мінливістю полів.	Аналітика, що залежить від місця розташування; ідеально підходить для різноманітної місцевості	Великі ферми; управління з урахуванням специфічних умов зони

Моделі на основі даних вирізняються своєю точністю та простотою використання, що робить їх чудовим вибором для фермерів, які хочуть отримувати точні прогнози без необхідності мати великі технічні знання. З іншого боку, гібридні моделі пропонують збалансований підхід, поєднуючи біологічні дані з прогностичними можливостями машинного навчання.

Зрештою, найкращий метод залежить від таких факторів, як розмір ферми, наявні дані та складність операцій. Меншим фермам може бути достатньо моделей на основі даних, тоді як більші або складніші операції можуть скористатися гібридними або просторовими підходами. Незалежно від методу, послідовний збір даних та регулярні оновлення є важливими для підтримки точності з часом.

Застосування та переваги цифрових двійників у сільському господарстві

Практичні випадки використання

Технологія цифрових двійників – це вже не просто концепція, вона активно змінює спосіб ведення сільського господарства. Поєднуючи дані з різних джерел, цифрові двійники пропонують аналітичні дані, які допомагають фермерам приймати більш розумні рішення щодо своїх культур та ресурсів.

Візьмемо, наприклад, компанію Bowery Farming у Сполучених Штатах. Їхня «операційна система Bowery» збирає понад 30 000 точок даних за допомогою тисяч датчиків, щоб керувати всім, від освітлення до циркуляції повітря. Ця система дозволяє врожаю рости вдвічі швидше, ніж традиційними методами, використовуючи при цьому на 95% менше води.

В Австралії компанія Sundrop Farms використовує цифрових двійників для роботи тепличної системи з морською водою в суворих, посушливих умовах. Інтегруючи дані про сонячну енергію, опріснення, клімат-контроль та моніторинг врожаю, вони виробляють понад 17 000 тонн помідорів щорічно, використовуючи лише сонячне світло та морську воду.

Управління водними ресурсами – ще одна сфера, де цифрові двійники демонструють значну ефективність. У Новій Зеландії компанія Waimakariri Irrigation Limited використовує цифрового двійника масштабу водозбору на 200 фермах, що охоплюють 23 000 гектарів. Аналізуючи дані датчиків вологості ґрунту, метеостанцій та моніторів річкового стоку, вони скоротили витрати на перекачування води на 26%, одночасно покращуючи якість своїх врожаїв.

Цифрові двійники також роблять боротьбу зі шкідниками ефективнішою. Ці системи поєднують дані датчиків та погоди, щоб надсилати сповіщення в режимі реального часу про потенційні спалахи шкідників. Фермери можуть діяти завчасно, зменшуючи використання пестицидів, зберігаючи при цьому здоров'я посівів.

Ці приклади показують, як цифрові двійники допомагають фермерам оптимізувати свою діяльність, від планування до боротьби зі шкідниками.

Прогнози для конкретних культур

Цифрові двійники виводять сільськогосподарське прогнозування на новий рівень, адаптуючи прогнози до конкретних культур. Вони аналізують моделі росту, екологічні потреби та історичні дані, щоб отримати точнішу інформацію для кожного типу культури.

Наприклад, фермери, що вирощують кукурудзу, можуть використовувати цифрових двійників для моделювання того, як різні сорти будуть себе показувати за певних умов, таких як посуха в Айові. Це допомагає їм точно налаштувати графіки посадки, плани поливу та терміни збору врожаю. Аналогічно, фермери, що вирощують сою в Канзасі, можуть аналізувати стан ґрунту та прогнози погоди, щоб вирішити, чи дасть кращі результати посадка раніше чи пізніше.

Ці системи можуть похвалитися вражаючою точністю прогнозування врожайності 85–90%, що дає фермерам впевненість у прийнятті обґрунтованих рішень щодо ресурсів, ринкових стратегій та управління ризиками.

Сільськогосподарський цифровий двійник NASA є яскравим прикладом такого підходу. Він поєднує вдосконалені моделі сільськогосподарських культур та води із супутниковими даними.

Цифровий двійник сільського господарства використовує сильні сторони найсучаснішої моделі вирощування сільськогосподарських культур та гідрології разом зі спостереженнями дистанційного зондування NASA.

Вплив на фінансове планування та управління ризиками

Цифрові двійники не лише покращують сільськогосподарські операції, вони також приносять фінансові переваги. Оптимізуючи ресурси та зменшуючи відходи, фермери можуть значно скоротити витрати та збільшити прибутки. Наприклад, зрошення з цифровим двійником може знизити споживання води до 30%, тоді як точне внесення добрив зменшує використання на 15–20%. Фермери часто спостерігають збільшення врожайності на 10–15%, що може призвести до підвищення прибутковості на 20–30% та зниження операційних витрат до 60%.

Раннє виявлення потенційних проблем – це ще один вирішальний фактор. Виявляючи проблеми до їх загострення, фермери можуть запобігти втратам врожаю до 40%. Такий проактивний підхід також сприяє прийняттю більш розумних рішень щодо страхування, переговорів щодо контрактів та часу виходу на ринок.

Перехід від традиційного моделювання до цифрових двійників є таким же значним кроком уперед, як і перехід від кінних плугів до механічних тракторів.

Дані цифрових двійників також допомагають дотримуватися екологічних норм, зменшуючи вплив сільського господарства на навколишнє середовище до 35%. Крім того, фермери можуть краще керувати своїми ланцюгами поставок, точно прогнозуючи дати та обсяги збору врожаю. Це допомагає їм домовлятися про кращі ціни, мінімізувати втрати після збору врожаю та вчасно постачати продукцію на ринок.

Окрім окремих ферм, цифрові двійники сприяють розвитку точного землеробства, скорочуючи використання ресурсів до 30% та пропагуючи сталий розвиток ведення сільського господарства. Ці досягнення роблять цифрових двійників потужним інструментом для формування майбутнього сільського господарства.

Розробка структурної схеми

Є вроджене значення ґрунту забезпечувати певну частку поживних речовин для росту та живлення рослини. Це називається родючістю ґрунту. Від посіву до вирощування насіння залежить від підготовки землі. Підготовлений ґрунт залежить від форми джерела або кореня та вмісту вологи. Вологість ґрунту можна перевірити за допомогою штучного інтелекту. Вологість об'єкта є критичним фактором впливу фізичних і хімічних аспектів їжі, визначаючи, як довго ми можемо зберігати поживність харчових продуктів.

Вологість ґрунту (ВГ) є масивним сегментом гідрологічного циклу, що контролює хід, утворення рослинності та випаровування [1]. Вологість ґрунту є важливим показником ґрунту для характеристики та розпізнавання посушливих періодів у садівництві. Оцінка вологості ґрунту має застосування для розрізнення умов дефіциту води на початковій фазі та наступних посушливих періодів для вразливості врожайності та умов продовольчої безпеки, захисту сільського господарства, розробки політики та динаміки, а також організації збору врожаю, особливо для сухих і напівпересохлих частин земної кулі. Відповідно, демонстрація вологості ґрунту та спостереження викликають дедалі більший інтерес. Перевірка просторових і світових різновидів має важливе значення для пом'якшення та пристосування до змін навколишнього середовища для підтримки рамок редагування та створення точного землеробства та продовольчої безпеки.

В останні роки дистанційне зондування застосовувалося до таких властивостей, як вологість ґрунту, шорсткість і структура ґрунту [2]. Нашими багатообіцяючими методами є цифрові фотографії ґрунту, які можуть прогнозувати вологість ґрунту на основі моделей машинного навчання та двох нелінійних регресійних моделей. Існують три методи МЛ для прогнозування найточнішого результату на поверхні ґрунту. Такими методами є штучна

нейронна мережа (ANN), нечітка логіка (FL) і опорна векторна машина (SVM), які дають змогу прийняти рішення, чи зараз ґрунт є найкращим для виробництва.

Збір даних

Збір даних є важливим кроком у будь-якому проєкті машинного навчання, оскільки він формує основу для навчання та тестування моделі. У цьому конкретному випадку навчальні дані було зібрано з різних джерел, таких як Kaggle та інших Інтернет-джерел, а потім об'єднано для створення повного набору даних. Дані тестування, з іншого боку, були зібрані з датчиків і польових вимірювань, зокрема для даних про врожайність сільськогосподарських культур. Процес збору даних має вирішальне значення, оскільки він визначає якість і точність остаточної моделі, тому слід подбати про те, щоб дані були точними, релевантними та неупередженими.

Розробка пристрою крапельного зрошення

Розробка автоматизованої інтелектуальної системи крапельного зрошення, яка спрямована на оптимізацію використання води в сільському господарстві шляхом вирішення таких проблем, як погані методи зрошення, втрата води та погіршення якості врожаю. Методи машинного навчання використовуються для визначення найбільш підходящого методу моніторингу рівня води, незалежно від того, ґрунтується він на вологості ґрунту чи тепловображенні, а також для прогнозування втрат урожаю та зростання на основі вимог людини.

Пропонований пристрій спрямований на вирішення цих проблем шляхом постійного моніторингу рівня вологості ґрунту та відповідного регулювання водяного клапана. Він також використовує глибоке навчання для прогнозування погодних умов, дозволяючи поливати в сухі години в очікуванні можливого дощу. Пристрій також використовує технологію IoT для надсилання всіх даних про полив і історію ґрунту в хмару для аналізу та ведення записів.

Архітектура мережі

Це стосується загального дизайну та структури комп'ютерної мережі. У контексті IoT мережева архітектура стосується способу підключення пристроїв, таких як датчики та виконавчі механізми, до центрального сервера або концентратора, а також протоколів і методів зв'язку, які використовуються для передачі даних між цими пристроями. У цьому випадку сервер було створено на ПК з використанням мови програмування PHP, яка зазвичай використовується для веб-розробки та може використовуватися для створення веб-інтерфейсів для керування та взаємодії з пристроями IoT. Конкретна архітектура мережі залежатиме від потреб конкретної програми IoT, але важливо переконатися, що вона безпечна, масштабована та здатна обробляти великі обсяги даних, створених пристроями IoT.

Ймовірність відмови в обслуговуванні мережі пристроїв IoT

Ймовірність відмови в обслуговуванні мережі пристроїв IoT залежить від вхідного потоку заявок λ , продуктивності системи обслуговування (сервера мережі IoT) μ і довжини черги m . Через постійність значень величин μ і m , керування ймовірністю відмови в обслуговуванні повинне здійснюватися через λ . На пряму ця величина не подається регулюванню, однак можна змінити на стороні клієнта частку запитів, які будуть оброблятися сервером додаткового стиску інформації. Запити, які не потрапили в цю частку, підуть минаючи проміжний сервер, за класичною схемою до першоджерел графічної інформації, тим самим зменшивши значення λ .

Таким чином, λ буде змінної в часі величиною, яку можна зменшити за рахунок часткового зниження якості обслуговування. Однак така зміна буде досить інерційним (система керування із запізненнями), і сервер буде зіштовхуватися з досить частими підвищеними навантаженнями, з підвищеною ймовірністю відмов в обслуговуванні й супроводжуватися необґрунтованими зниженнями якості обслуговування. Система пророкування вирішує проблему запізнення. Використання такої системи показано на рисунку 1.

Схема демонструє, що встановивши долу запитів k , результат зменшення вхідного трафіку мережі IoT буде виявлений не відразу, а в міру поширення цього коефіцієнта до користувачів системи. Користувачі можуть одержувати k разом з перепакованою графічною інформацією.

Пуск у системі ймовірність відмови в обслуговуванні не повинна перевищувати $p_{от}$. Тоді система повинна підтримувати вхідний потік запитів на рівні не більшому чим $\lambda_{vid} \approx k \cdot \lambda$. В ідеальному випадку система гарантовано буде утримувати ймовірність відмови в допустимих рамках. Однак система передбачення заснована на феноменологічному підході без пояснення причин передбачених змін.

Нехай зроблений прогноз зміни вхідного потоку $\lambda_n \pm \Delta\lambda$ с імовірністю P_n . Тоді при фактичних значеннях сервер буде працювати в оптимальному режимі. Інакше з імовірністю 1-рн сервер буде працювати зі зниженим навантаженням або ймовірність відмови в обслуговуванні буде поза припустимих межах. У такий спосіб надійність системи запобігання перевищення заданої ймовірності відмови в обслуговуванні характеризується надійністю прогнозування.

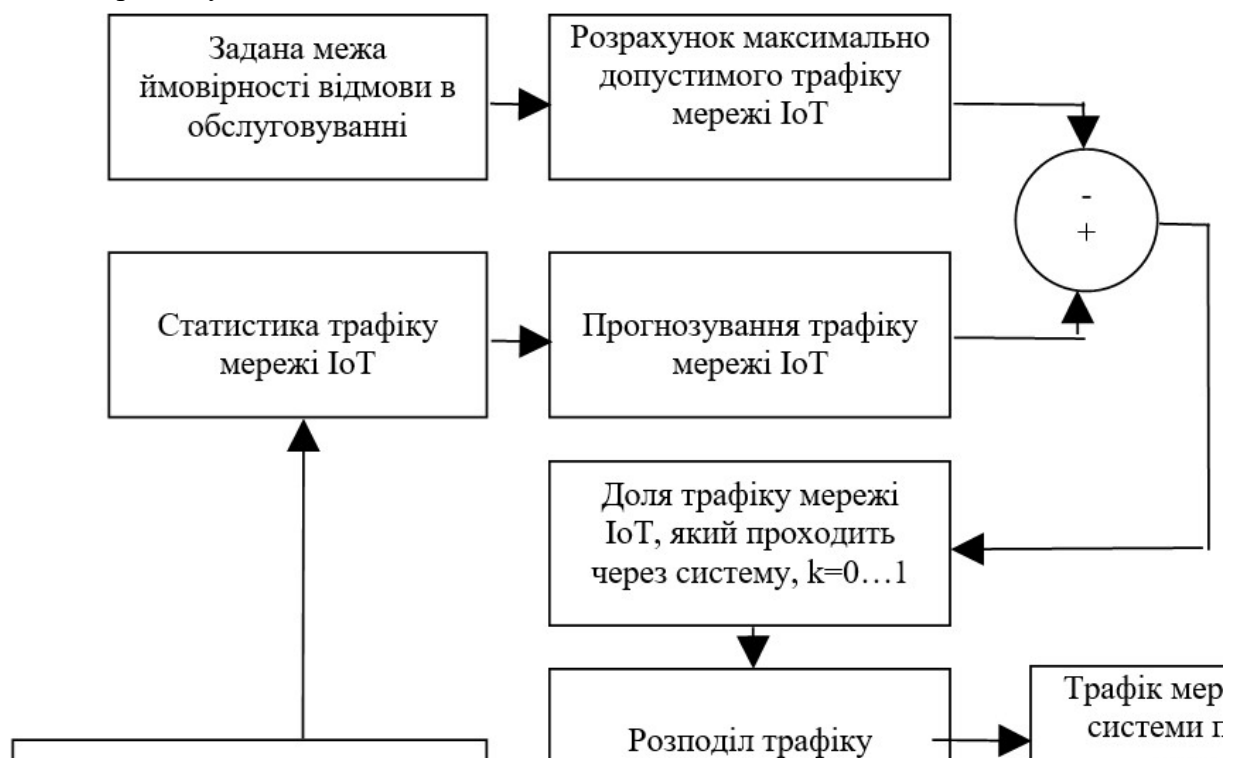


Рисунок 1 – Структурна схема системи

Введення прогнозування трафіку мережі IoT телекомунікаційного сервера додаткового стиску графічної інформації дозволило використовувати регулювання, що попереджає, частини запитів з метою не допустити перевищення апаратних можливостей системи обслуговування. У свою чергу, проходження частини запитів за класичною схемою дозволило підвищити надійність обслуговування за рахунок меншої стискальності графічного трафіку мережі IoT на ділянці мережі IoT. Застосовність розробленої системи довгострокового прогнозування обумовлена висновками:

1. Існуючі методи побудови прогнозів квазіергодичних з нестабільним періодом і сильними адитивними перешкодами сигналів, на основі феноменологічного підходу, не задовольняють вимоги надійності й можливості оцінки ймовірності помилковості цих прогнозів. Це обґрунтовує розробку нового методу на основі розкладання часового сигналу на гармонійні складові з некрятними частотами послідовним виділенням трендів.

2. Використання мінімізації середньоквадратичного відхилення для пошуку частоти гармонійного коливання, що є наближенням до заданих даних, дає кращі результати для

побудови прогнозів. Завдяки побудові наближення в середньому, методика прекрасно працює й для вихідних даних, які мають значну частину помилок виміру й шуми, також метод застосуємо для нерівномірних часових сіток вхідних даних.

3. Для методики прогнозування майже періодичних сигналів виведено імовірнісну оцінку помилки прогнозування, що є більше природним для побудови прогнозів подальшого розвитку процесів [2-4].

Висновки. У статті наведені теоретичне узагальнення й рішення наукового завдання дослідження методів моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

Рішення даного завдання полягало у вирішенні наступних задач:

- Був проведений огляд існуючих систем моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

- Досліджена система моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

- На основі отриманих результатів досліджень створена програмна реалізація системи моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT.

Розроблені під час виконання випускної кваліфікаційної роботи за другим (магістерським) рівнем вищої освіти алгоритми дозволяють успішно вирішувати завдання моніторингу та прогнозування врожайності на основі технології IoT. Проведено аналіз предметної галузі в ході якого були виявлені об'єкти, взаємодія яких носить істотний характер для функціональної діяльності предметної галузі, і їхні основні характеристики; побудована алгоритм і вибраний середовище розробки.

Список літератури

1. Smirnov O., Fedorov E., Neskoriy A., Neskoriy T. «Intellectual Classification method of Gymnastic Elements Based on Combinations of Descriptive and Generative Approaches». CEUR Workshop Proceedings Volume 3664, 2024, Pages 11-23.
2. Kuznetsov, O., Kryvinska, N., Ilchenko, O., Smirnova, T., Ulianovska, Y. «Comparative Analysis of Cryptocurrency Trading Platforms Using the Analytic Hierarchy Process». CEUR Workshop Proceedings, 2023, 3628, pp. 106-115.
3. Malyukov V., Bebesko B., Lakhno V., Smirnov O., Malyukova I., Mohylnyi H. «Managing the Purchase-Sale Process of Digital Currencies Under Fuzzy Conditions». Lecture Notes in Networks and Systems, 2023, 729 LNNS, pp. 104-112.
4. Al-Mudhafar Aqeel, A.M., Smirnova, T., Buravchenko, K., Smirnov, O. «The method of assessing and improving the user experience of subscribers in software-configured networks based on the use of machine learning». Advanced Information Systems, 2023, 7(2), pp. 49-56.
5. Smirnov, O., Sydorenko, V., Aleksander, M., Zhyharevych, O., Yenchov, S. «Simulation of the cloud IoT-based monitoring system for critical infrastructures». CEUR Workshop Proceedings, Volume 3530, 2023, pp. 256-265.
6. Smirnov, O., Odarchenko, R., Smirnova, T., Bondar, S., Volosheniuk, D. «Optimal Structure Construction of Private 5G Network for the Needs of Enterprises». Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies, 2023, 178, pp. 208-223.
7. Smirnov, O., Karapetyan, A., Fedorov, E., «Creating Neural Network and Single Solution Human-Based Metaheuristic Methods of Solving the Traveling Salesman Problem». CEUR Workshop Proceedings, Volume 3312, 2022, pp. 47-58.
8. Smirnov O., Kuznetsov A., Kryvinska N., Kiian A., Kuznetsova K. «Full Non-Binary Constant-Weight Codes». SN Computer Science, Vol 2, 337, 2021. <https://doi.org/10.1007/s42979-021-00739-w>.
9. Smirnov O., Kovalenko O., Kovalenko A., Kavun S. «Quantitative Risk Assessment Method Development in the Context of the SDLC-model». 2021 IEEE 8th International Conference on Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), 2021, pp. 203-208, doi: 10.1109/PICST54195.2021.9772143
10. Smirnova T., Gnatyuk S., Berdibayev R., Avkurova Zh., Iavich M. «Cloud-Based Cyber Incidents Response System and Software Tools». Communications in Computer and Information Science, 2021, vol 1486. Springer, Cham. pp 169-184.
11. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Potii, O., Poluyanenko, N., Stelnyk, I., Mialkovsky, D. «Combining and filtering functions in the framework of nonlinear-feedback shift register». International Journal of Computing; 2020, Volume 19, Issue 2 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2020. – P. 247-256.
12. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Kuznetsova T. «Non-binary constant weight coding technique». CEUR Workshop Proceedings. Volume 2740, 2020, Pages 102-114.
13. Smirnov O., Kuznetsov A., Kiian A., Cherep A., Kanabekova M., Chepurko I. «Testing of code-based

- pseudorandom number generators for post-quantum application». 2020 IEEE 11th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Ukraine, Kyiv, May 14-18. 2020. P. 172-177.
14. Smirnov, O., Shekhanin, K., Kuznetsov, A., Krasnobayev, V. «Detecting Hidden Information in FAT». International Journal of Computer Network and Information Security (IJCNIS). Vol. 12, No. 3, 2020. PP.33-43.
 15. Smirnov, O., Drieieva, H., Drieiev, O., Simakhin, V., Bondar, S., Odarchenko, R. «Managing multifractal properties of the binary sequence generated with the Markov chains», CEUR Workshop Proceedings Volume 2608, 2020, Pages 633-645.
 16. Smirnov O., Kuznetsov A., Zaichenko Yu., Pastukhov M., Oleshko O., Kuznetsova K., «Formation of Discrete Signals with Special Correlation Properties». International Conference on Information and Telecommunication Technologies and Radio Electronics, UkrMiCo 2019; Odessa; Ukraine; 9-13 September 2019. P.22-28.
 17. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kolovanova, I., Kuznetsova, T., «Noise immunity of the algebraic geometric codes». International Journal of Computing; 2019, Volume 18, Issue 4 – Research Institute for Intelligent Computer Systems – 2019. – P. 393-407.
 18. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Reshetniak, O., Ivko, N., Katkova, T., Kuznetsova, T., «Generators of Pseudorandom Sequence with Multilevel Function of Correlation». 2019 IEEE International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications, Science and Technology (PIC S&T), Kyiv, Ukraine, 8 – 11 October 2019, P.517-522.
 19. Smirnov, O., Krasnobayev, V., Yanko, A., Kuznetsova, T. «Methods of nulling numbers in the system of residual classes». CEUR Workshop Proceedings, Vol 2588, P. 90-106, 2019.
 20. Kuznetsova, T., «Code-Based Schemes for Post-Quantum Digital Signatures», 10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2019; Metz; France; 18-21 September 2019. P. 707-712.
 21. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Stefanovych, O., Gorbenko, Y., Krasnobayev, V., Kuznetsova K. «Information Hiding Using 3D-Printing Technology», 10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications, IDAACS 2019; Metz; France; 18-21 September 2019. P.701-706.
 22. Smirnov, O., Kuznetsov, A., Kovalchuk, D., Averchev, A., Pastukhov, M., Kuznetsova, K., «Formation of Pseudorandom Sequences with Special Correlation Properties», 2019 3rd International Conference on Advanced Information and Communications Technologies, AICT -2019/ Lviv, Ukraine, 2-6 July, 2019, P. 395-399.
 23. Вінтенко, Б., Миронець, І., Смірнов, О., Кравчук, О., Козірова, Н., Савеленко, Г., Коваленко, А. «Дослідження вимог та аналіз кібербезпеки програмного забезпечення інформаційно-керуючих систем АЕС, важливих для безпеки». Кібербезпека: освіта, наука, техніка. 2024. №3(23), С. 111-131.
 24. Вінтенко Б.Ю., Смірнов О.А., Коваленко А.С., Смірнов С.А., Буравченко К.О. «Дослідження вимог міжнародних стандартів ІЕС60880 та ІЕС62138 з розробки програмного забезпечення інформаційно-керуючих систем АЕС, важливих для безпеки». Системи управління, навігації та зв'язку, 2023, вип. 3(73), С. 155-166.
 25. Вінтенко, Б., Миронець, І., Смірнов, О., Кравчук, О., Козірова, Н., Савеленко, Г., Коваленко, А. «Дослідження вимог та аналіз кібербезпеки програмного забезпечення інформаційно-керуючих систем АЕС, важливих для безпеки». Кібербезпека: освіта, наука, техніка. 2024. №3(23), С. 111-131.
 26. Вінтенко Б.Ю., Смірнов О.А., Коваленко О.В., Смірнов С.А., Коваленко А.С. «Дослідження нормативних документів та галузевих стандартів розробки програмного забезпечення комп'ютерних систем управління АЕС, важливих для безпеки». Системи управління, навігації та зв'язку, 2023, вип. 2(72), С. 170-178.