
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.42: 004.891.3

Р.М. ПАСІЧНИК, М.В. МАЧУЛЯК

АРХІТЕКТУРНІ ОСОБЛИВОСТІ РЕАЛІЗАЦІЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УПРАВЛІННІ УРОЖАЙНІСТЮ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР

*Західноукраїнський національний університет,
11, Львівська Тернопіль 46009, Україна, e-mail: Mvmach9@gmail.com*

Анотація. Стаття презентує архітектурні рішення для реалізації системи підтримки прийняття рішень в управлінні урожайністю зернових культур. Основною метою є інтеграція даних БПЛА з історичними та поточними ГІС-даними для забезпечення адаптивного прогнозування урожайності в реальному часі. Запропонована мікросервісна архітектура складається із трьох функціональних рівнів: прийому даних, обробки та аналітики, моделювання та рішень. Ключовою особливістю є використання асинхронної комунікації через брокер повідомлень Apache Kafka, що забезпечує слабку зв'язаність компонентів та високу пропускну здатність. Розроблено сервіс моніторингу ефективності агротехнічних рекомендацій, який відокремлює логіку прогнозування від логіки застосування бізнес-правил. Система включає математичні моделі перевірки умов ущільнення ґрунту та оцінки доцільності додаткових підживлень. Впровадження асинхронного підходу забезпечує відмовостійкість, масштабованість та незалежне оновлення сервісів. Технологічний стек включає Python, scikit-learn, PyTorch, Django, Kubernetes, PostgreSQL/PostGIS. Результатом є підтримка прийняття управлінських рішень щодо підвищення урожайності зернових культур в системі точного землеробства.

Ключові слова: мікросервіси, БПЛА, прогнозування урожайності, точне землеробство, вегетаційні індекси, система прийняття рішень.

Abstract. The article presents architectural solutions for implementing a decision support system for grain crop yield management. The main objective is to integrate UAV data with historical and current GIS data to ensure adaptive yield prediction in real time. The proposed microservice architecture consists of three functional layers: data ingestion, processing and analytics, modeling and decisions. A key feature is the use of asynchronous communication through Apache Kafka message broker, which ensures loose coupling of components and high throughput. A service for monitoring the effectiveness of agrotechnical recommendations has been developed, which separates forecasting logic from business rule application logic. The system includes mathematical models for checking soil compaction conditions and assessing the feasibility of additional fertilization. Implementation of asynchronous approach ensures fault tolerance, scalability and independent service updates. The technology stack includes Python, scikit-learn, PyTorch, Django, Kubernetes, PostgreSQL/PostGIS. The result is decision support for management decisions on increasing grain crop yields in precision agriculture systems.

Keywords: microservices, UAV, yield prediction, precision agriculture, vegetation indices, decision support system.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-50-2-96-103

ВСТУП

Безпілотні літальні апарати (БПЛА) на сьогодні є одним із найбільш доступних та ефективних інструментів точного землеробства для моніторингу стану рослин на полях сільськогосподарських підприємств. Використання дронів у сільському господарстві забезпечує кілька ключових переваг порівняно з традиційними супутниковими знімками або наземним обстеженням, що робить їх економічно вигідним рішенням для аграрного сектору.

Основною перевагою БПЛА є висока просторова роздільність отримуваних даних. Дрони здатні проводити зйомку полів із роздільністю менше 5 см на піксель, тоді як комерційні супутники зазвичай надають знімки з роздільністю 3–10 метрів. Така детальність дозволяє виявляти ранні вогнища захворювань, шкідників або локальні прояви дефіциту поживних речовин значно раніше, ніж це можливо при аналізі супутникових знімків [2].

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Сучасне точне землеробство, завдяки інтеграції БПЛА та вегетаційних індексів забезпечує достатньо точний моніторинг аномалій у розвитку рослин. Проте існуючі інструменти недостатньо результативно вирішують критично важливе завдання: прогнозування впливу виявлених аномалій на кінцеву врожайність та оцінки економічної доцільності коригуючих заходів [1]. Тому існує нагальна потреба у розробці багаторівневих інтеграційних моделей та відповідних програмних засобів, здатних безперервно інтегрувати масиви історичних даних із поточними даними ГІС, забезпечуючи безперервне та адаптивне прогнозування врожайності [5, 6].

Метою роботи є аналіз та обґрунтування архітектурних рішень для реалізації системи підтримки прийняття рішень в управлінні урожайністю зернових культур, здатної інтегрувати дані БПЛА з історичними та поточними ГІС-даними для забезпечення адаптивного прогнозування урожайності в реальному часі.

ОСНОВНІ ПІДХОДИ ДО ФОРМУВАННЯ АРХІТЕКТУРИ ПРОГРАМНИХ СИСТЕМ

Вибір оптимальної архітектури для системи підтримки прийняття рішень в управлінні урожайністю зернових культур потребує ретельного аналізу переваг та недоліків основних архітектурних підходів, враховуючи специфіку завдань збору даних з БПЛА, математичного моделювання та генерації карт агротехнічних заходів.

Монолітна архітектура характеризується простотою розроблення та розгортання, низькою затримкою при взаємодії модулів. Проте вона має суттєві обмеження щодо масштабування окремих компонентів: зростання навантаження на один модуль вимагає масштабування всієї системи [1]. Мікросервісна архітектура передбачає розбиття системи на набір незалежних сервісів, кожен з яких виконує чітко визначену бізнес-функцію. Цей підхід забезпечує незалежне розгортання компонентів, технологічну гнучкість та можливість селективного масштабування [7]. Мікросервіси стали домінуючим підходом у сучасних платформах для точного землеробства. Безсерверна архітектура (FaaS) дозволяє зосередитися на бізнес-логіці, передаючи управління інфраструктурою хмарному провайдеру. Особливо ефективна для асинхронної обробки даних та обробки подій у режимі реального часу [8].

АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ В УПРАВЛІННІ УРОЖАЙНІСТЮ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР

Бізнес-процес функціонування системи підтримки прийняття рішень в управлінні урожайністю зернових культур представлений послідовністю етапів: формування завдання для безпілота → зчитування інформації із карти пам'яті → побудова полів вегетаційних індексів, рельєфу → побудова моделей урожайностей та ущільнень ґрунту → формування рекомендацій щодо агротехнічних заходів.

Ключовою особливістю запропонованої архітектури є використання асинхронної комунікації між сервісами через брокер повідомлень Apache Kafka. Такий підхід забезпечує слабку зв'язаність системних компонентів та високу пропускну здатність системи.

Застосування асинхронного підходу до взаємодії компонентів забезпечує високу пропускну здатність системи, відмовостійкість та можливість незалежного масштабування окремих сервісів відповідно до поточного навантаження. Це особливо критично для систем обробки геопросторових даних [6]. Архітектура розділена на функціональні рівні (рис.2), що відображають агрономічний процес:

Рівень прийому даних (Ingestion Layer) - мікросервіс UAV Data Ingester є вхідними воротами для всіх даних. Реалізований на Node.js для забезпечення високої ефективності вводу/виводу при прийомі великих файлів. Його завдання - валідувати та конвертувати дані у внутрішнє уніфіковане подання.

Рівень обробки та аналітики (Processing & Analysis Layer):

- Photogrammetry Service використовує ядро OpenDroneMap для перетворення сирих знімків БПЛА на ортофотоплан та моделі рельєфу (DEM);
- Index & Zoning Service (Python) розраховує вегетаційні індекси (NDVI, MTCI) і проводить кластеризацію, розділяючи поле на зони продуктивності.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

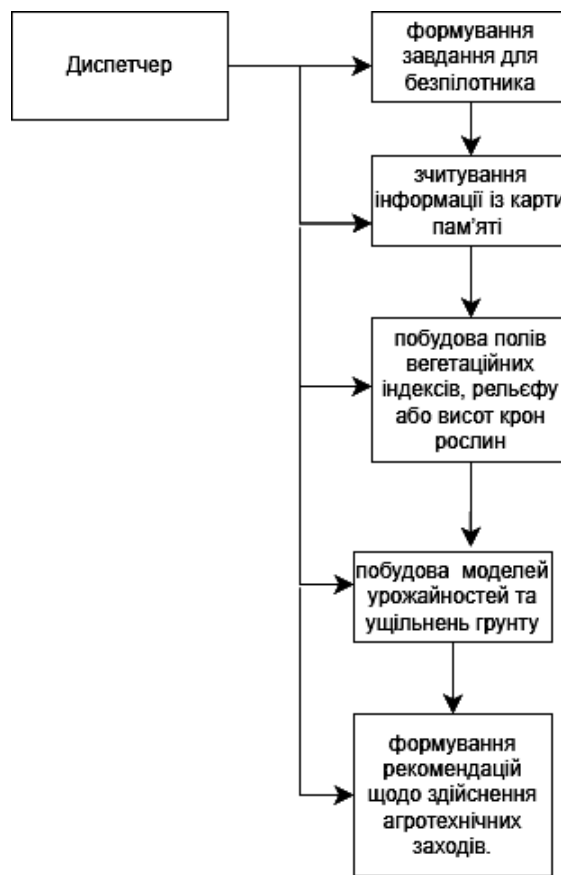


Рисунок 1 - Діаграма бізнес-процесів системи прогнозування урожайності

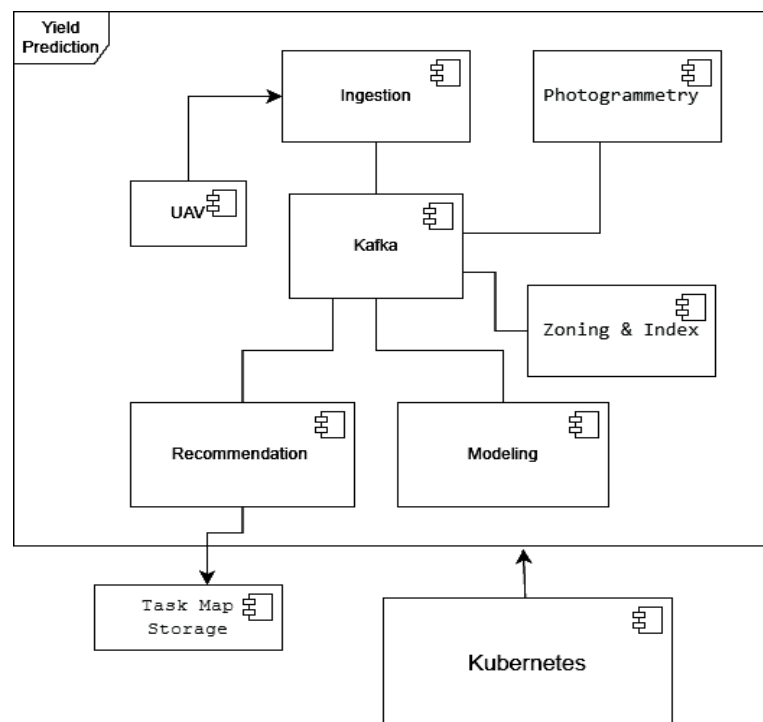


Рисунок 2 - Діаграма компонентів архітектури системи моделювання урожайності та ділянок ущільнення ґрунтів

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Рівень моделювання та рішень (Modeling & Recommendation Layer):

- Yield & Compaction Model використовує історичні дані та прогноз динаміки вегетаційних індексів для моделювання урожайності та виявлення ущільнень ґрунту;
- Recommendation Generator створює карти-завдання для диференційованого внесення добрив;
- Task Map Exporter конвертує карти завдань у формати для агротехніки (ISOXML, Shapefile).

Передача вегетаційних індексів відбувається через етапи: збір даних БПЛА з мультиспектральними сенсорами → обробка зображень → створення ортофотоплану → розрахунок індексів у форматі GeoTIFF.

Сховища даних реалізовані на платформі Kafka, що забезпечує високопродуктивну потокову обробку подій та механізм "видавець-підписник" для низької зв'язаності сервісів.

Якщо один консюмер виходить з ладу, інші продовжують працювати, а повідомлення зберігаються у Kafka до його відновлення. На відміну від традиційних черг повідомлень, які видаляють повідомлення після їх обробки, Kafka зберігає події у впорядкованому, стійкому журналі. Консюмери можуть повторно прочитати старі події, що важливо при відновленні системи.

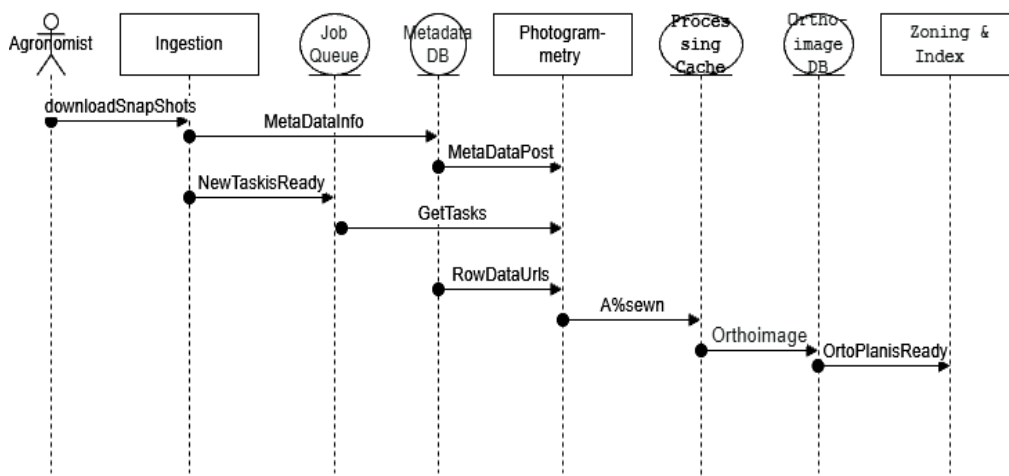


Рисунок 3 – Діаграма послідовності підготовки інформації в архітектурі системи моделювання урожайності та ділянок ущільнення ґрунтів

При цьому сховища використовуються наступним чином. JobQueue це черга, куди поміщаються завдання на обробку після успішного завантаження вхідних даних із сховища Raw Data Storage. Сховище Metadata DB зберігає дані про ідентифікатор клієнта, тип сенсора БПЛА, час польоту, статус обробки.

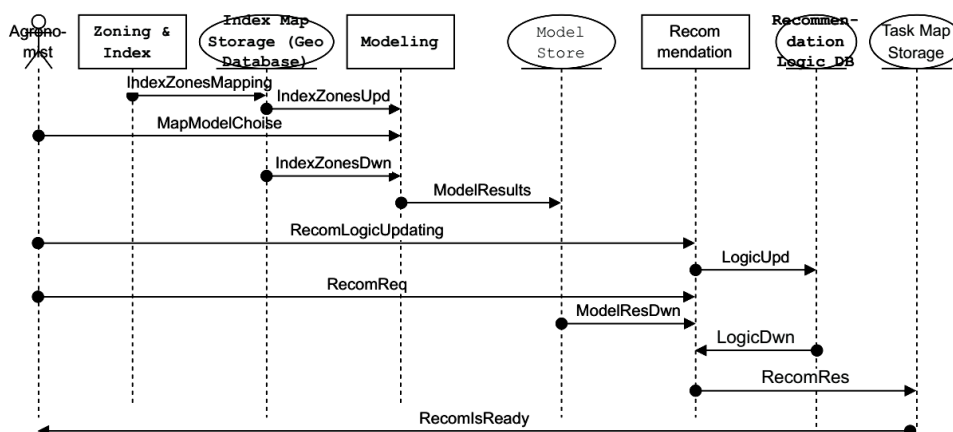


Рисунок 4 – Діаграма послідовності моделювання та побудови рекомендацій в архітектурі системи моделювання урожайності та ділянок ущільнення ґрунтів

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

На рис. 4 подано процес від розрахунку вегетаційних індексів та сегментації полів і до формування рекомендованих агротехнічних заходів. При цьому задіюються мікросервіси розрахунку вегетаційних індексів та сегментації полів (Zoning & Index), моделювання динаміки вегетаційних індексів, урожайності та ущільнень ґрунту (Modeling), рекомендацій щодо доцільних агротехнічних заходів.

Ключовим елементом мікросервісу є аналізатор ефективності агротехнічних заходів, зокрема оцінка ефективності додаткових підживлень полів. При плануванні заходів перш за все перевіряється відсутність ущільнень ґрунту. При їх наявності додаткові підживлення не рекомендуються через низьку ефективність - планується розпушування та органічне підживлення після збору урожаю.

При відсутності ущільнень поля рекомендується додаткове підживлення, що покращує значення вегетаційних індексів та урожайність. Використовуються оцінки впливу підживлень на вегетаційні індекси із наукових публікацій та агрономічної практики.

На основі нормативної таблиці 1 будуються точкові оцінки приростів значень вегетаційних індексів залежно від варіантів внесення азотних добрив. Ці значення дозволяють скоригувати прогноз динаміки індексу та оновити оцінки урожайності.

Таблиця 1. Оцінки впливу додаткових підживлень на значення вегетаційних індексів

Поточний Діапазон NDVI	Ступінь N Дефіциту	Рекомендована Додаткова N Норма (кг/га Д.Р.)	Очікуваний Приріст Δ NDVI (у пунктах)
0.20 – 0.40	Критичний (Сильне пригнічення)	40 – 60	+ 0.10 – 0.20
0.40 – 0.55	Середній (Помітний дефіцит)	30 – 40	+ 0.08 – 0.15
0.55 – 0.70	Легкий (Потреба в підтримці)	15 – 30	+ 0.05 – 0.10
> 0.70	Оптимальний/Відсутній	0 – 15 (лише підтримуюче)	+ 0.00 – 0.05

На рисунку 5 наведена динаміка модельованих та спостережених значень вегетаційного індексу для ділянки, яка відчуває легку нестачу азотних добрив. Спостережені значення відображені суцільною лінією, а модельовані – пунктирною. Вже на першій стадії спостережень за допомогою прогнозової моделі можна виявити недостатньо високий рівень значень індексу NDVI у момент найбільшої їх інтенсивності. Тому заздалегідь із врахуванням стадій розвитку посівів можна запланувати додаткові підживлення та оцінити точковий рівень їх впливу на значення вегетаційного індексу в залежності від обсягів внесення добрив.

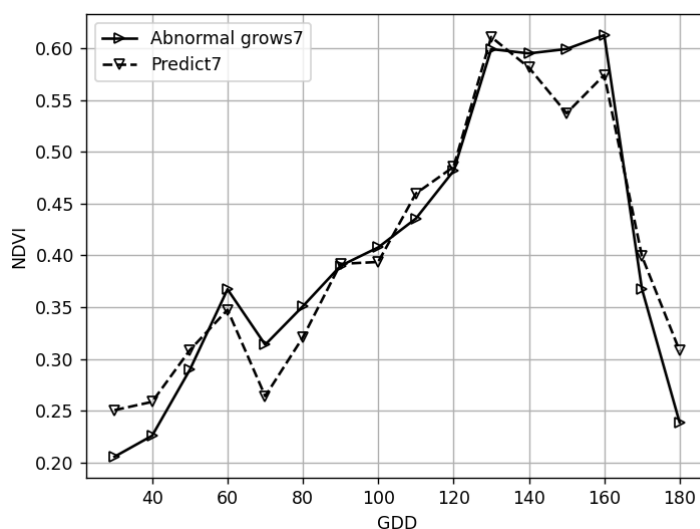


Рисунок 5 – Динаміка модельованих та спостережених значень вегетаційного індексу для ділянки, яка відчуває легку нестачу азотних добрив

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

На рисунку 6 подано модельовану динаміку вегетаційного індексу NDVI при додатковому підживленні згідно варіантів Fertilize_1 (15кг/га) та Fertilize_2 (25 кг/га). Можна спостерігати помітний вплив значень на динаміку вегетаційного індексу, що повинно привести до помітних приростів урожайності. Відповідно до вартості засобів підживлення та вартості додаткових обсягів урожаю можна оцінити прибутковість аналізованих нормативів підживлень.

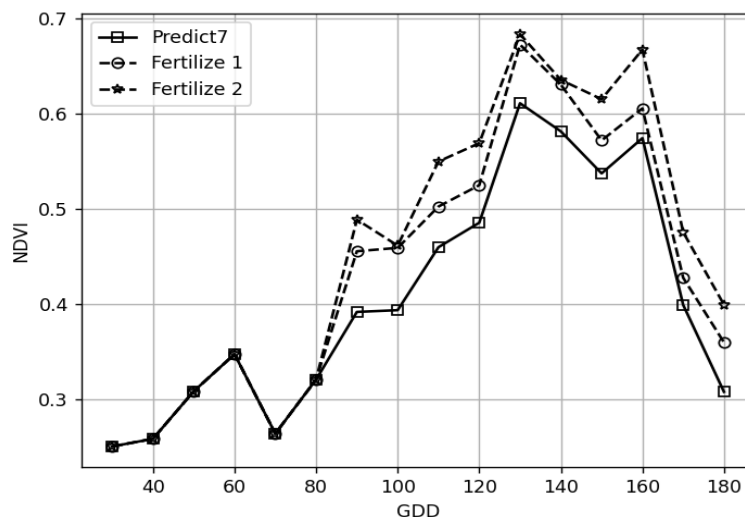


Рисунок 6 – Модельована динаміка вегетаційного індексу NDVI при додатковому підживленні згідно варіантів Fertilize_1 та Fertilize_2

Бізнес-логіка побудови рекомендацій в рамках пропонованої архітектури подано на наступному рисунку.

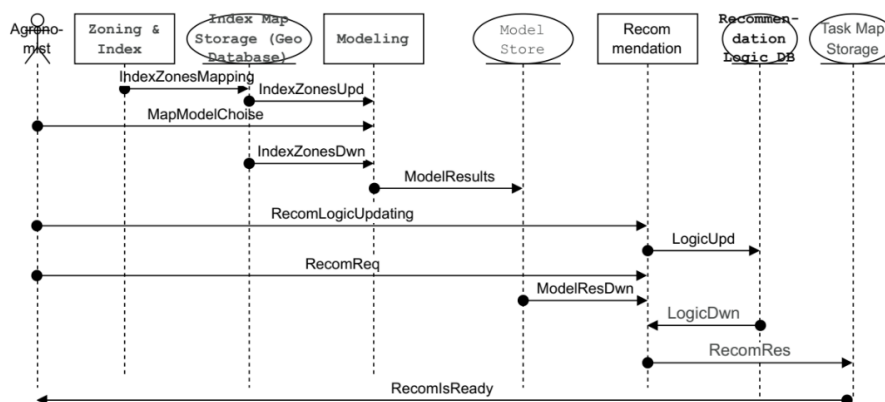


Рисунок 7 – Діаграма послідовності моделювання та побудови рекомендацій в архітектурі системи моделювання урожайності та ділянок ущільнення ґрунтів

Index Map Storage для збереження карти вегетаційних індексів, Model Store, яке зберігає навчені математичні моделі, Recommendation Logic DB берігає бізнес-правила та агрономічні нормативи, Task Map Storage зберігає фінальні карти завдань, що можуть передаватися у сучасні типи сільськогосподарської техніки.

Таким чином розроблений сервіс уможливує оцінки наслідків прийнятих бізнес рішень у здійсненні агротехнічних заходів щодо підвищення урожайності сільськогосподарських рослин на окремих полях та зонах в рамках системи точного землеробства.

СЕРВІС МОНІТОРИНГУ ЕФЕКТИВНОСТІ АГРОТЕХНІЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ

Створення відкритого сервісу моніторингу ефективності рекомендацій (ORM) відокремлює логіку прогнозування від логіки застосування бізнес-правил.

При оновленні прогнозу урожайності застосовується умова перевірки необхідності формування рекомендацій:

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

$$\frac{Y_{cl,fl,d,pred} - \bar{Y}_{cl}}{\bar{Y}_{cl}} < -\delta_{cl} \quad (1)$$

де

- $Y_{cl,fl,d,pred}$ – прогноз урожайності по культурі cl , полю fl , сформований на дату d ;
- $\bar{Y}_{cl}$ – середня урожайність по культурі поточного агропідприємства, δ_{cl} – рівень гранично допустимого відносного відхилення поточної урожайності від середньої.

Якщо умова (1) виконується, то перш за все слід перевірити чи не властива для даного поля надмірна ущільненість ґрунту:

$$X_{R,fl} > X_R^0 \quad (2)$$

де

- $X_{R,fl}$ – прогнозована опірність ґрунту для поля fl ;
- X_R^0 – гранично допустима опірність ґрунту прийнятна для поточного господарства.

Якщо зафіксовано ущільнення, додаткові підживлення не рекомендуються. Рекомендується розпушування після збору урожаю. При відсутності ущільнення – додаткове підживлення добривами. Для контролю рекомендацій період вирощування розбивається на інтервали з лінійною апроксимацією динаміки вегетаційних індексів. Прогнозоване значення порівнюється з нормативним:

$$\frac{|CVI_{mvi_type,pd} - CVI_{aprvi_type,pd}|}{CVI_{aprvi_type,pd}} > \delta_{vi_type} \quad (6)$$

При перевищенні допустимого рівня фіксується момент подачі рекомендацій. Обсяг визначається відхиленням між нормативними та модельованими значеннями згідно кусково-постійної функції нормативів.

Фактичні обсяги документуються для аналізу ефективності та уточнення нормативів внесення добрив.

На наступному рисунку подано діаграму основних класів, які задіяні в реалізації компоненти Recommendation архітектури інформаційної системи, яка подана на рис.7

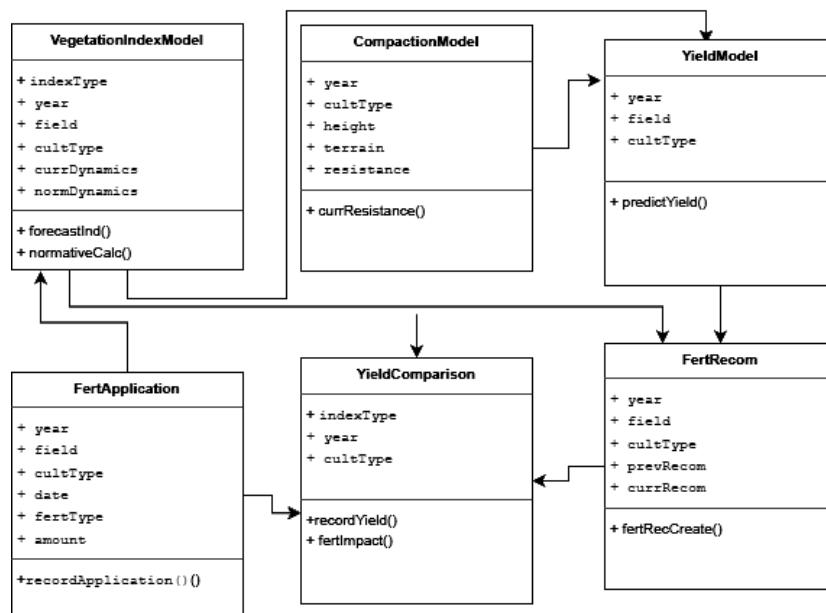


Рисунок 7 – Діаграма базових класів реалізації архітектурної компоненти рекомендацій

Побудова рекомендацій базується на моделюванні динаміки вегетаційних індексів, урожайності та оцінці ущільнень ґрунту. Базовими класами є CompactionModel та VegetationIndexModel, причому останній є ведучим і може моделювати динаміку кількох вегетаційних індексів одночасно.

Система аналізує тип культури та встановлює відповідні вегетаційні індекси згідно технологічної карти. За допомогою адаптивної дискретної моделі та моделі Моно прогнозується динаміка індексів до кінця сезону. Ущільнення ґрунту блокують рекомендації щодо підживлень та модифікують прогноз урожайності в бік зменшення. Модель ущільнень оновлюється раз на сезон після розпушування та наземних замірів. Емпіричні оцінки опірності корегуються даними БПЛА про висоти рослин.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Клас FertRecom будує рекомендації щодо термінів та обсягів внесення добрив. FertApplication документує фактичне внесення. YieldComparison аналізує відношення між обсягами добрив і приростами індексів/урожайності для корекції нормативів.

Для системи моделювання урожайності та ущільнень ґрунту в якості сукупності ефективних засобів розроблення згідно побажань рекомендаційних систем обрано Python як мову моделювання та обробки даних із використанням спеціалізованих бібліотек scikit-learn, PyTorch, Rasterio та фреймворк Django для забезпечення роботи API. Обрано програмні засоби Docker та Kubernetes для управління програмною інфраструктурою. Також застосовується СКБД PostgreSQL/PostGIS для роботи з геопросторовими даними, відношення якої взаємодіють із програмними класами за допомогою засобу Kafka та Node.js для швидкого переміщення великих масивів даних.

ВИСНОВКИ

Розроблена мікросервісна архітектура системи підтримки прийняття рішень в управлінні урожайністю зернових культур забезпечує ефективну інтеграцію даних БПЛА з історичними та поточними ГІС-даними через асинхронну комунікацію на базі Apache Kafka. Трирівнева структура архітектури (прийом даних, обробка та аналітика, моделювання та рекомендації) дозволяє незалежне масштабування компонентів відповідно до навантаження, що особливо критично для систем обробки геопросторових даних змінного обсягу. Впровадження сервісу моніторингу ефективності агротехнічних рекомендацій (ORM) з математичними моделями перевірки умов ущільнення ґрунту та оцінки доцільності додаткових підживлень забезпечує адаптивне прогнозування урожайності в реальному часі. Використання сучасного технологічного стеку (Python, scikit-learn, PyTorch, Django, Kubernetes, PostgreSQL/PostGIS) гарантує масштабованість та надійність системи для практичного застосування в агропідприємствах різного масштабу. Розроблена система дозволяє оптимізувати агротехнічні заходи та підвищити ефективність точного землеробства через обґрунтоване прийняття управлінських рішень.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ / REFERENCES

1. Basso B., Liu L. (2019). Seasonal crop yield forecast: Methods, applications, and accuracies. *Advances in Agronomy*, 154, 201-255.
2. Xue J., Su B. (2017). Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications. *Journal of Sensors*, 2017, 1353691.
3. Lobell D.B., Burke M.B. (2010). On the use of statistical models to predict crop yield responses to climate change. *Agricultural and Forest Meteorology*, 150(11), 1443-1452.
4. Reynolds M., Dreccer F., Trethowan R. (2007). Drought-adaptive traits derived from wheat wild relatives and landraces. *Journal of Experimental Botany*, 58(2), 177-186.
5. Pasichnyk, R. M., Babala, L. V., & Machulyak, M. V. (2024). A Method for Improving the Quality of Image Annotation in Semantic Monitoring Gis of Business Processes. *Informatics & Mathematical Methods in Simulation/Informatika ta Matematichni Metodi v Modeluvanni*, 14(3).
6. Pasichnyk, R., Babala, L., & Machulyak, M. (2025, September). Vegetation Indices Dynamics Model in GIS Based on an Adaptive Predictive Method and the Mono System. In *2025 15th International Conference on Advanced Computer Information Technologies (ACIT)* (pp. 186-191). IEEE.
7. Jones J.W., et al. (2003). The DSSAT cropping system model. *European Journal of Agronomy*, 18(3-4), 235-265.
8. Zhang W., Liu L., Wang T. (2024). Deep learning approaches for crop yield prediction using satellite imagery. *Remote Sensing*, 16(4), 875.

Надійшла до редакції: 5.07.2025

ПАСІЧНИК РОМАН МИРОСЛАВОВИЧ – д.т.н., професор, Західноукраїнський національний університет, 11, Львівська Тернопіль 46009, Україна, [e-mail: r.pasichnyk@wunu.edu.ua](mailto:r.pasichnyk@wunu.edu.ua)

МАЧУЛЯК МИХАЙЛО ВОЛОДИМИРОВИЧ – викладач, Західноукраїнський національний університет, 11, Львівська Тернопіль 46009, Україна, [e-mail: Mvmach9@gmail.com](mailto:Mvmach9@gmail.com)

R. PASICHNYK, M.MACHULYAK
**ARCHITECTURAL FEATURES OF THE IMPLEMENTATION OF A DECISION SUPPORT
SYSTEM IN GRAIN CROPS YIELD MANAGEMENT**
Western Ukrainian National University