

*GeoConference 24*, Albena, Bulgaria, 1–7 July 2024. 2024. P. 117-124.  
URL: <https://doi.org/10.5593/sgem2024/6.1/s25.18>.

2. Natalia Magdalena R. Mamulak. Exploration of Dynamic Model-Based Decision Support Systems in Various Sectors: Systematic Literature Review and Visual Analysis. *International Journal of Asian Business and Management*. 2025. Vol. 4, no. 1. P. 129-146. URL: <https://doi.org/10.55927/ijabm.v4i1.33>.

3. Kim M., Kang S., Na M. H. Prediction of Milk Production in Dairy Cows Using Statistical Regression Model and Machine Learning Methods. *The Korean Data Analysis Society*. 2024. Vol. 26, no. 6. P. 1855-1867. URL: <https://doi.org/10.37727/jkdas.2024.26.6.1855>.

**Шпилюк А. В.,**

здобувач вищої освіти спеціальності F3 Комп'ютерні науки

**Науковий керівник:** Пархоменко О. Ю., к.ф.-м.н., доцент кафедри економічної кібернетики, комп'ютерних наук та інформаційних технологій

Миколаївський національний аграрний університет

м. Миколаїв

## **АРХІТЕКТУРА ХМАРНИХ ПЛАТФОРМ (CLOUD COMPUTING) ДЛЯ СТВОРЕННЯ ЄДИНОГО ЦИФРОВОГО СЕРЕДОВИЩА АГРОХОЛДИНГУ**

Цифрова трансформація аграрного сектору України є одним із стратегічних напрямів підвищення ефективності виробництва та конкурентоспроможності на міжнародних ринках. Агрохолдинги, які об'єднують десятки тисяч гектарів землі, сотні одиниць техніки та тисячі працівників, стикаються з проблемою фрагментації даних – виробнича, фінансова, логістична та метеорологічна інформація зберігається в різних системах, що унеможлиблює їхній комплексний аналіз для прийняття оперативних рішень. Вирішенням цієї проблеми є впровадження єдиного цифрового середовища на базі хмарних платформ (Cloud Computing) [1].

Єдине цифрове середовище агрохолдингу базується на трирівневій архітектурі. Нижній рівень (периферійний) включає IoT-датчики вологості ґрунту, метеостанції, GPS-трекери на техніці, дрони та супутникові знімки. Середній рівень (edge computing) забезпечує первинну обробку даних безпосередньо на полях – фільтрацію шумів, усереднення показників, компресію перед передачею. Верхній рівень (хмарний) реалізується через платформи типу AWS IoT Core, Microsoft Azure або Google Cloud, де відбувається зберігання історичних даних (data lake), їх аналітика за допомогою машинного навчання та візуалізація у вигляді дашбордів.

Основними моделями хмарних сервісів для агрохолдингів є: IaaS (інфраструктура як сервіс) – для оренди віртуальних серверів під специфічні задачі моделювання; PaaS (платформа як сервіс) – для розробки власних аналітичних додатків; SaaS (програмне забезпечення як сервіс) – для готових рішень з управління ресурсами (Agrivi, Cropio, FAS) [2]. Найбільш ефективним

є гібридний підхід, коли стандартні процеси (облік, звітність) закриваються SaaS, а специфічні задачі (прогнозування врожайності, оптимізація маршрутів) реалізуються через PaaS з використанням власних моделей.

Ключовою технічною проблемою є забезпечення сумісності (interoperability) даних із різних джерел. Для цього застосовуються стандарти ISO 19156 (геопросторові дані) та OGC SensorThings API для IoT. Дані з супутників Sentinel-2 (10 м/піксель) та PlanetScope (3 м/піксель) інтегруються з наземними вимірюваннями через хмарного брокера Apache Kafka, який забезпечує потокову обробку в реальному часі з затримкою менше 1 секунди. Для зберігання використовуються розподілені бази даних: часові ряди (InfluxDB) для метеоданих, просторові (PostGIS) для меж полів та векторні бази для документообігу (MongoDB).

Таблиця 1. Порівняльна характеристика моделей хмарного розгортання для агрохолдингів

Характеристика	Приватна хмара	Публічна хмара	Гібридна хмара
<b>Вартість впровадження</b>	Дуже висока (сервери, адміністрування)	Низька (pay-as-you-go)	Середня
<b>Контроль над даними</b>	Повний	Обмежений (політика провайдера)	Високий для чутливих даних
<b>Масштабованість</b>	Обмежена апаратними ресурсами	Практично необмежена	Гнучка
<b>Час розгортання</b>	Місяці	Дні – тижні	Специфічний (змішаний)
<b>Безпека</b>	Максимальна (власний захист)	Залежить від SLA провайдера	Висока (чутливе – приватне)
<b>Рекомендований розмір агрохолдингу</b>	>100 тис. га + власний IT-відділ	<20 тис. га	20–100 тис. га

Для агрохолдингів, які щорічно збільшують площі обробітку на 10–15%, масштабованість є критичною. Публічні хмари автоматично виділяють додаткові обчислювальні ресурси при зростанні навантаження – наприклад, під час збиральної кампанії, коли частота запитів до системи зростає в 5–10 разів. Безпека даних забезпечується шифруванням при передачі (TLS 1.3) та у спокої (AES-256), багатофакторною автентифікацією та резервним копіюванням у географічно віддалених центрах обробки даних (RPO < 15 хв, RTO < 2 год) [3].

За даними досліджень 2024–2025 років, агрохолдинги, які впровадили єдине хмарне цифрове середовище, демонструють такі результати: зниження витрат на IT-інфраструктуру на 35–50% за рахунок відмови від власних серверних; скорочення втрат від нецільового використання ресурсів на 15–20% через оперативний контроль; підвищення точності прогнозування врожайності

на 8–12% завдяки централізованій аналітиці; зменшення часу прийняття управлінських рішень з кількох днів до кількох годин (за рахунок автоматизованих дашбордів та сповіщень). Термін окупності капітальних інвестицій у впровадження хмарної платформи для середнього агрохолдингу (50 тис. га) становить від 1,5 до 3 років залежно від початкового рівня цифровізації [4].

Незважаючи на очевидні переваги, впровадження хмарних платформ в українських агрохолдингах стикається з певними бар'єрами. По-перше, це залежність від якості інтернет-з'єднання у віддалених районах (особливо актуально для півдня України). Вирішенням є використання технологій Starlink або гібридних edge-рішень із синхронізацією при наявності зв'язку. По-друге, це опір змінам з боку персоналу, який звик до паперового документообігу. По-третє, це питання юридичної відповідності – розміщення персональних даних працівників та чутливої агровиробничої інформації на серверах за межами України потребує додаткового правового забезпечення відповідно до Закону «Про захист персональних даних».

Для українських агрохолдингів, що працюють на територіях із нестабільним інтернет-покриттям (наприклад, у Миколаївській, Херсонській або Одеській областях), оптимальним є сценарій розгортання гібридної хмари з edge-вузлами на рівні кластерів полів. Кожен крайовий пристрій (на базі Raspberry Pi 5 або NVIDIA Jetson) акумулює дані з 5–7 датчиків протягом 6–12 годин, а потім синхронізується з центральною хмарою через супутниковий канал Starlink. Це дозволяє підтримувати автономність системи моніторингу вологості ґрунту на рівні 99,5% навіть в умовах розриву основного каналу зв'язку.

Архітектура хмарних платформ є фундаментальною основою для створення єдиного цифрового середовища агрохолдингу. Вона забезпечує централізоване зберігання, обробку та аналіз різномірних даних, масштабованість, економічну ефективність та необхідний рівень безпеки. Подальші дослідження мають бути спрямовані на розробку спеціалізованих хмарних сервісів для малих та середніх агровиробників (фермерських господарств), інтеграцію з державними реєстрами земель та посівів, а також на впровадження технологій федеративного навчання (federated learning), які дозволять навчати моделі на даних різних господарств без їх централізованого збирання.

### Список використаних джерел

1. Cloud–edge–device collaborative computing in smart agriculture: architectures, applications, and future perspectives / P. Yu et al. *Frontiers in Plant Science*. 2025. Vol. 16. URL: <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1668545>.
2. The IoT and AI in Agriculture: The Time Is Now—A Systematic Review of Smart Sensing Technologies / T. Miller et al. *Sensors*. 2025. Vol. 25, no. 12. P. 3583. URL: <https://doi.org/10.3390/s25123583>.
3. Review of IoT and electronics enabled smart agriculture / N. Raosaheb Gatkal et al. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2024. Vol. 17, no. 5. P. 1-14. URL: <https://doi.org/10.25165/j.ijabe.20241705.8496>.

4. Agricultural data privacy and federated learning: A review of challenges and opportunities / R. Dembani et al. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2025. Vol. 232. P. 110048. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2025.110048>.

**Яник О. О.,**

здобувач вищої освіти спеціальності F3 «Комп'ютерні науки»

**Науковий керівник:** Пархоменко О. Ю., к.ф.-м.н., доцент кафедри економічної кібернетики, комп'ютерних наук та інформаційних технологій  
Миколаївський національний аграрний університет  
м. Миколаїв

## **ВИКОРИСТАННЯ АНАЛІЗУ ДАНИХ СУПУТНИКОВОГО МОНІТОРИНГУ ДЛЯ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ СИСТЕМ ТОЧНОГО ЗЕМЛЕРОБСТВА (VARIABLE RATE TECHNOLOGY)**

Сучасне аграрне виробництво стикається з необхідністю одночасного підвищення продуктивності та зниження ресурсоемності технологічних процесів. Глобальні виклики продовольчої безпеки, деградація ґрунтового покриву та зростання вартості агровиробничих ресурсів обумовлюють зростаючий інтерес до технологій точного землеробства. Variable Rate Technology (VRT) – системи диференційованого внесення добрив, пестицидів, насіння та інших ресурсів – є одним із ключових інструментів підвищення ефективності рослинництва. Якість рекомендацій цих систем безпосередньо залежить від точності та актуальності вхідних просторових даних, отримання яких традиційними наземними методами є економічно витратним і часово обмеженим [1]. Дистанційне зондування Землі (ДЗЗ) за допомогою супутників відкриває принципово нові можливості для оперативного та масштабного агромоніторингу.

Мета дослідження – оцінити можливості використання супутникових даних (Sentinel-2, Landsat-9) та методів машинного навчання для формування диференційованих агрономічних рекомендацій у системах VRT.

Дослідження базується на аналізі мультиспектральних супутникових знімків платформ Sentinel-2 (просторова роздільна здатність 10 м, ESA) та Landsat-9 (30 м, NASA/USGS) за вегетаційні сезони 2022–2024 рр. Об'єктами дослідження слугували поля зернових і олійних культур модельних господарств Миколаївської та Херсонської областей загальною площею понад 12 500 га. Обробка даних здійснювалась у середовищі Google Earth Engine та QGIS 3.32. Для класифікації стану посівів і виділення управлінських зон застосовано алгоритми машинного навчання - Random Forest та метод опорних векторів (SVM). Точність класифікації оцінювалась за матрицею похибок із польовою верифікацією на тест-ділянках [2].

Ключовим аналітичним інструментом слугували вегетаційні індекси, розраховані на основі спектральних каналів супутникових знімків. Найбільш інформативні з них для задач VRT подано в таблиці 1.