

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

ПОГОДЖЕНО
Декан факультету
_____ **Ігор БОЛБОТ**

« ____ » _____ 2026 р.

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ
Завідувач кафедри економічної
кібернетики

_____ **Наталія РОГОЗА**

« ____ » _____ 2026 р.

БАКАЛАВРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: **«Оцінка стійкості аграрного бізнесу в умовах
макроекономічної нестабільності»**

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

Гарант освітньої програми

к.е.н., доцент _____

Наталія КЛИМЕНКО

Керівник бакалаврської

кваліфікаційної роботи

к.е.н., доцент _____

Наталія КЛИМЕНКО

Виконала: _____

Аліна МЕТЕЛИЦЯ

Київ – 2026

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри**

доц., к. е. н. _____ **Наталія РОГОЗА**
“ ” _____ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
ДО ВИКОНАННЯ БАКАЛАВРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
ЗДОБУВАЧУ**

Метелиці Аліні Костянтинівні

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітньо-професійна програма «Економічна кібернетика»

Тема роботи: **«Оцінка стійкості аграрного бізнесу в умовах макроекономічної нестабільності»** затверджена наказом від «05» грудня 2025 року № 3008 «С»

Термін подання завершеної роботи на кафедру – 27.05.2026

Вихідні дані до роботи – інтернет-ресурс Investing.com, відкриті дані Державної Служби Статистики України

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

- а) Теоретичні підходи до оцінювання ризиків аграрного сектору в умовах макроекономічних шоків;
- б) Оцінювання впливу шоків на агрохолдинги України;
- в) Прогнозування та інформаційне моделювання розвитку агрохолдингів в умовах шоків.

Дата видачі завдання “08” грудня 2025 р.

**Керівник бакалаврської
кваліфікаційної роботи**

_____ **Наталія КЛИМЕНКО**

Завдання взяла до виконання

_____ **Аліна МЕТЕЛИЦЯ**

ЗМІСТ

ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1: Теоретичні підходи до оцінювання ризиків аграрного сектору в умовах макроекономічних шоків	8
1.1 Теоретичний огляд аграрного сектору України	8
1.2 Макроекономічні шоки (COVID-19, війна) та їхній вплив на розвиток аграрної галузі	10
1.3 Кластеризація регіонів України за показниками аграрного розвитку	12
РОЗДІЛ 2: ОЦІНЮВАННЯ ВПЛИВУ ШОКОВИХ ПЕРІОДІВ НА АГРОХОЛДИНГИ УКРАЇНИ	19
2.1 Аналіз зміни основних показників продуктивності аграрного сектору України у національному розрізі	19
2.2 Оцінка шокowego періоду COVID-19 на агрохолдинги України	26
2.3 Оцінка шокowego періоду воєнних дій для агрохолдингів України...	31
РОЗДІЛ 3: ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗВИТКУ АГРОХОЛДИНГІВ В УМОВАХ ШОКІВ	37
3.1 Прогнозування майбутніх цін на акції агрохолдингів за допомогою економіко-математичної моделі Хольта–Вінтерса	37
3.2 Структурний підхід до аналізу систем аграрного сектору	39
3.3 Проектування інформаційної системи оцінювання та прогнозування ризиків агрохолдингів	55
ВИСНОВКИ	63
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	65
ДОДАТОК А	68
ДОДАТОК Б	74
ДОДАТОК В	75
ДОДАТОК Г	76

ВСТУП

Аграрний сектор України є однією з провідних галузей національної економіки, що забезпечує продовольчу безпеку держави, формує значну заробітну плату внутрішнього продукту експортного потенціалу країни. Важливу роль у функціонуванні аграрного сектору займають агрохолдинги – широкі інтегровані структури, які забезпечують значні обсяги виробництва сільськогосподарської продукції, впроваджують сучасні технології та формують інвестиційну привабливість галузі. Водночас діяльність агрохолдингів суттєво залежить від впливу зовнішніх факторів та макроекономічних умов, що створює можливість дослідження ризиків їх функціонування в умовах кризових явищ.

Останні роки стали періодом значних макроекономічних потрясінь як для світової економіки, так і для України. Пандемія COVID-19 спричинила масштабні порушення глобального ланцюгового постачання, обмеження міжнародної торгівлі, скорочення інвестиційної активності та зростання економічної невизначеності. Для аграрного сектору це проявилось в логістичних труднощах, додатковим і набагато потужнішим шокним фактором стала повномасштабна військова агресія Російської Федерації проти України, яка призвела до втрати виробничих потужностей, руйнування інфраструктури, тимчасової окупації сільськогосподарських територій, порушення експортних шляхів та порушення інвестиційного клімату. В результаті агрохолдинги зіткнулися з відсутністю швидкої адаптації до нових умов функціонування.

У сучасних умовах особливої актуальності набуває використання економіко-математичних методів та інформаційного моделювання для оцінки та прогнозування наслідків макроекономічних шоків. Використання прогностичних моделей дозволяє оцінити майбутні тенденції розвитку агрохолдингів, проаналізувати рівень ризиків та підвищити обґрунтованість управлінських рішень.

Метою дипломної роботи є аналіз, оцінювання та моделювання ризиків впливу макроекономічних шоків (пандемії COVID-19 та воєнних дій) на

діяльність агрохолдингів України, а також розробка підходів до прогнозування та інформаційного моделювання їх розвитку в умовах нестабільності.

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання дослідження:

1. Провести теоретичний аналіз розвитку аграрного сектору України та визначити особливості функціонування агрохолдингів в умовах кризових явищ;
2. Дослідити сутність макроекономічних шоків та оцінити їхній вплив на діяльність аграрного сектору України;
3. Провести кластеризацію регіонів України за показниками аграрного розвитку;
4. Проаналізувати зміни основних показників продуктивності аграрного сектору України у періоди макроекономічних потрясінь;
5. Оцінити вплив пандемії COVID-19 та воєнних дій на діяльність і фінансову стійкість агрохолдингів;
6. Виконати прогнозування майбутніх тенденцій розвитку агрохолдингів за допомогою економіко-математичної моделі Хольта–Вінтерса;
7. Дослідити структурний підхід до аналізу систем аграрного сектору;
8. Розробити проєкт інформаційної системи оцінювання та прогнозування ризиків агрохолдингів.

Об'єктом дослідження є діяльність агрохолдингів України в умовах макроекономічної нестабільності, спричиненої пандемією COVID-19 та воєнними діями.

Предметом дослідження є методи оцінювання, прогнозування та моделювання ризиків агрохолдингів, а також їх вплив на фінансову стійкість, інвестиційну привабливість і операційну діяльність підприємств аграрного сектору.

У дослідженні застосовано загальнонаукові та спеціальні методи:

- методи аналізу і синтезу – для узагальнення теоретичних підходів ;
- кластерний аналіз – для групування регіонів України за рівнем аграрного розвитку.

- статистичний аналіз – для дослідження динаміки показників аграрного сектору;
- економіко-математичне моделювання та прогнозування – для оцінювання тенденцій розвитку агрохолдингів;
- структурний аналіз – для побудови інформаційної моделі системи оцінювання ризиків;
- графічні методи – для візуалізації результатів дослідження.

Дипломна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. У першому розділі розглянуто теоретичні підходи до оцінювання ризиків аграрного сектору в умовах макроекономічних шоків, зокрема подано огляд аграрного сектору України, проаналізовано вплив пандемії COVID-19 та воєнних дій, а також здійснено кластеризацію регіонів за показниками аграрного розвитку. Другий розділ присвячено аналізу та оцінюванню впливу шоківих періодів на агрохолдинги України, включаючи дослідження динаміки основних показників розвитку галузі та оцінку наслідків пандемії і війни. У третьому розділі виконано прогнозування розвитку агрохолдингів із використанням моделі Хольта–Вінтерса, застосовано структурний підхід до аналізу систем аграрного сектору та розроблено проєкт інформаційної системи для оцінювання й прогнозування ризиків.

РОЗДІЛ 1: Теоретичні підходи до оцінювання ризиків аграрного сектору в умовах макроекономічних шоків

Аграрний сектор є ключовим компонентом економіки України, що забезпечує продовольчу безпеку, значну частку ВВП та експортний потенціал країни. Однак його функціонування відбувається в умовах високої невизначеності та чутливості до різних ризиків, особливо в періоди макроекономічних потрясінь. Оцінка цих ризиків вимагає глибокого розуміння як внутрішньої структури галузі, так і зовнішніх факторів впливу.

1.1 Теоретичний огляд аграрного сектору України

Аграрний сектор України є стратегічно вигідним напрямком національної економіки та одним із ключових факторів продовольчої безпеки країни та світу. Він формує значну частину валового внутрішнього продукту, що забезпечує робочі місця та є критичним джерелом валютних надходжень завдяки експорту зернових культур, олійних та продукції тваринництва. Сталий розвиток аграрного сектору багато в чому залежить від ефективного управління унікальними земельними ресурсами (чорноземами), адаптації до змінних кліматичних і економічних умов та ефективного управління ризиками.

Структура аграрного сектора вирізняється дуалізмом і включає три основні типи господарств, які функціонують у різних ринкових нішах та мають різну стійкість до кризових явищ .

Фермерські господарства та малі форми господарювання – це невеликі підприємства, що спеціалізуються на вирощуванні окремих сільськогосподарських культур або розведенні худоби. Вони здебільшого орієнтовані на місцеві ринки та виконують важливу функцію задоволення внутрішнього споживчого попиту та підтримки соціально-економічного розвитку сільських територій. Діяльність таких господарств часто пов'язана з високими операційними ризиками через обмежений доступ до капіталу та сучасних технологій.

Середні підприємства – мають більший масштаб діяльності, часто займаються частковою переробкою продукції та постачають її на регіональні ринки. Цей сегмент має початкову інтеграцію виробничих процесів та інвестиції в логістику та технології, формуючи основу «середнього класу» агробізнесу. Середні підприємства демонструють помірну стійкість до коливань ринку.

Агрохолдинги (великі агропромислові об'єднання) – це інтегровані структури, що поєднують виробництво, первинну переробку, логістику та реалізацію продукції. Вони орієнтовані на національні та світові ринки, здійснюють масштабні інвестиції у високопродуктивні технології, забезпечуючи високу ефективність та стабільність виробництва. Завдяки ефекту масштабу та доступу до міжнародного фінансування, вони є основними рушіями експорту та економічної стабільності аграрного сектору.

У науковій літературі наголошується, що саме агрохолдинги формують значну частину експортного потенціалу та економічної стабільності аграрного сектору. Вертикальна інтеграція дозволяє їм частково зменшити вплив сезонності, внутрішніх коливань та інших традиційних сільськогосподарських ризиків. Водночас висока капіталомісткість та залежність від інвестиційного фінансування роблять їх більш чутливими до глобальних макроекономічних потрясінь, таких як пандемія COVID-19 чи війна. Ці події миттєво впливають на операційну діяльність, логістику та фінансові показники.

Теоретично, структуру аграрного сектору можна представити як ієрархію впливу та масштабів виробництва: на верхньому рівні – агрохолдинги, на середньому – середні підприємства, на нижньому – фермерські господарства. Такий поділ допомагає визначити, які категорії підприємств найбільш вразливі до зовнішніх потрясінь, а на які з них слід орієнтуватися для управління ризиками та державної підтримки. Незважаючи на свою зовнішню силу, великі агропромислові об'єднання стають ключовим об'єктом дослідження впливу макроекономічних потрясінь, оскільки їхня фінансова стабільність, інвестиційна привабливість та операційна діяльність безпосередньо залежать від здатності адаптуватися до екстремальних кризових умов.

1.2 Макроекономічні шоки (COVID-19, війна) та їхній вплив на розвиток аграрної галузі

Макроекономічні шоки останнього десятиліття – пандемія COVID-19 та повномасштабна військова агресія росії проти України – стали визначальними факторами трансформації аграрного сектора. Україна, яка є одним із ключових гравців на світовому ринку зернових та олійних культур, відзначила потужний вплив як глобальних, так і локальних факторів нестабільності. Це створило нові умови функціонування, загрози та виклики для сільськогосподарських підприємств, зокрема агрохолдингів.

Аграрний є одним із провідних секторів у структурі економіки України, забезпечуючи значну перемогу у ВВП та надходженнях валюти. У 2021 році частка аграрного сектора у ВВП України становила 10,6%, що підтверджує його стратегічне значення для розвитку національної економіки (рис1).

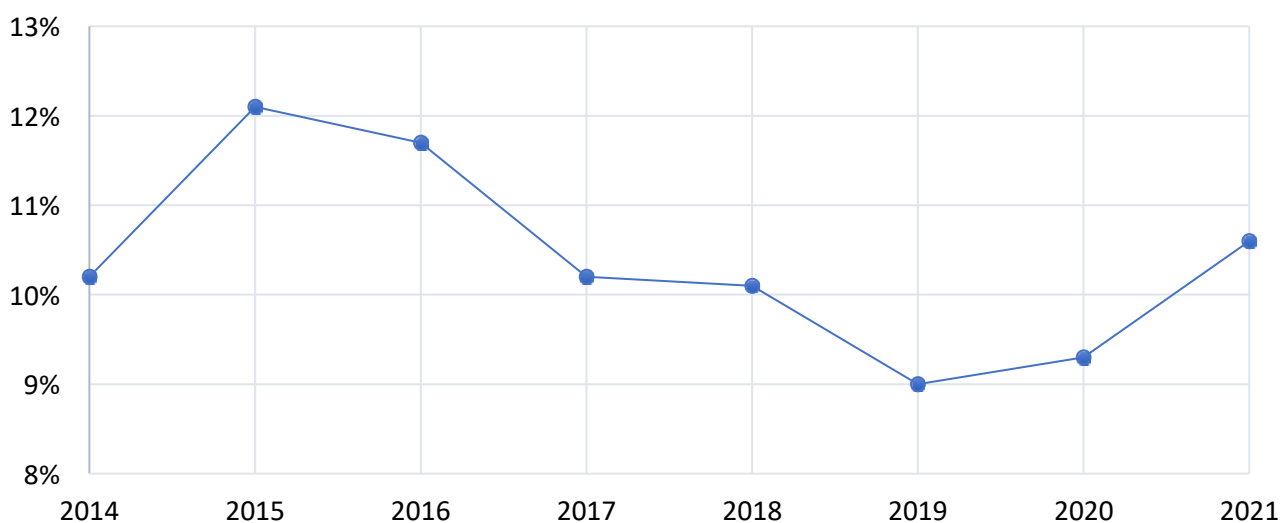


Рис.1 Частка аграрного сектора у структурі ВВП України, %

Пандемія COVID-19 спричинила масштабні порушення глобальних логістичних ланцюгів, різке збільшення попиту на продовольство та зміни в структурі операційних витрат агровиробників. На початку 2020–2021 років аграрні компанії зіткнулися з дефіцитом добрив, здорожчанням транспортування, обмеженням доступу до робочої сили. Незважаючи на це, український аграрний сектор продемонстрував відносну стійкість завдяки високій гнучкості виробничих процесів, адаптивності логістики та ключовим природно-кліматичним перевагам.

Шок, спричинений повномасштабним вторгненням росії у 2022 році, був зовсім іншим за масштабом та характером. Війна одночасно створила економічну, логістичну, фінансову та гуманітарну кризу. Згідно з даними, лише за перші три місяці війни сільськогосподарський сектор України зазнав прямих збитків на суму понад 4,4 млрд доларів (близько 15% основних фондів). Непрямі збитки, пов'язані з блокадою портів, різким зростанням витрат, порушенням виробничих циклів та скороченням експорту, оцінюються в 23,3 млрд доларів.

Війна спричинила різке погіршення ситуації на світових сільськогосподарських ринках. Світові ціни на зернові та олійні культури досягли історичних максимумів, що загостило продовольчу кризу в країнах-імпортерах. Експерти прогнозують, що війна та наслідки COVID-19 можуть призвести до найбільшої кількості людей, які страждатимуть від голоду за останні 15 років.

На внутрішньому рівні українські підприємства зіткнулися з низкою критичних проблем:

- руйнування інфраструктури та логістичних вузлів;
- мінування та окупація земель;
- втрата врожаю;
- здорожчання ресурсів, зокрема палива й добрив;
- обмеження доступу до фінансування;
- різке падіння ліквідності та ринкової капіталізації агрохолдингів.

Для оцінки впливу цих шоків було використано спеціальну методологію аналізу поведінки акцій українських агрохолдингів на Лондонській фондовій біржі. Дослідження охоплювало три періоди:

1. **дошоковий,**
2. **шоковий,**
3. **післяшоковий.**

Макроекономічні проблеми, що виникли в останні роки, мали значний вплив на ефективність сільськогосподарського сектору України. Найбільш суттєві наслідки включають:

- порушення логістичних потоків;
- волатильність цін на світових ринках;
- дефіцит ресурсів;
- високі фінансові втрати аграрних підприємств;
- падіння інвестиційної привабливості;
- зростання ролі державної та міжнародної підтримки;
- необхідність адаптації агрохолдингів через диверсифікацію та перебудову бізнес-процесів.

Пандемія COVID-19 та війна показали, наскільки вразливим є аграрний сектор до серйозних потрясінь, але також підтвердили його важливість та здатність до змін. Це створює потребу в покращенні управління ризиками, більш детальному аналізі їхнього впливу та використанні сучасних економіко-математичних моделей для прогнозування та прийняття рішень.

1.3 Кластеризація регіонів України за показниками аграрного розвитку

Кластеризація – це фундаментальна концепція некерованого навчання та аналізу даних, спрямована на виявлення шаблонів і структур у наборах даних шляхом групування подібних об’єктів. На відміну від керованого навчання, кластеризація не покладається на попередньо позначені дані; замість цього вона досліджує внутрішню подібність між точками даних для формування значущих кластерів. Ці групи або кластери служать основою для аналізу зв’язків у даних, що робить кластеризацію незамінним інструментом у різних сферах, таких як машинне навчання, статистика, біологія та сегментація ринку.

– Першим кроком у процесі кластеризації був збір даних, який передбачав збір даних із загальнодоступних джерел. Для цього аналізу дані в основному збиралися з Державної служби статистики України (ДССУ) [Помилка! Джерело посилання не знайдено.]. Враховуючи обсяг цього дослідження, основна увага була зосереджена на зборі регіональних

сільськогосподарських показників за багаторічний період (2018–2023 рр.). Ці показники включають:

- Сільськогосподарські землі, оброблені добривами та
- Внесення добрив (в діючих речовинах)
- Внесення органічних добрив
- Застосування пестицидів
- Індeksi сільськогосподарського виробництва для рослинництва та тваринництва
- Маса худоби, проданої на забій
- Кількість яєць, вироблених птицею.
- Валове виробництво сільськогосподарських культур.
- Зібрана та посівна площа під різні
- Виробництво молока

Показники були зібрані для кожного адміністративного регіону (області) України за п'ятирічний період (2018–2023 рр.). Даний багаторічний набір даних дозволяє більш комплексно аналізувати регіональні тенденції сільського господарства, включаючи як короткострокові коливання, так і довгострокові моделі розвитку сільського господарства. Перед виконанням аналізу кластеризації потрібно виконати кілька важливих етапів попередньої обробки, щоб переконатися, що дані підходять для кластеризації. Етапи передбачали очищення, перетворення та нормалізацію даних.

1. **Очищення даних.** Початковий набір даних містив нечислові значення, відсутні дані та невідповідності, які потребували комплексної попередньої обробки. Нечислові записи, такі як дефіси або заповнювачі, що використовуються для відсутніх даних, систематично замінювали значеннями NaN (не число), щоб полегшити ефективну обробку даних під час аналітичного процесу. Для решти відсутніх значень було використано два підходи: або імпутація за середнім значенням відповідного стовпця, або збереження значень NaN для потенційної обробки під час наступних кроків. Виникнення відсутніх

даних пояснюється нинішньою ситуацією, а саме воєнними діями на території України. Через запровадження воєнного стану та пов'язані з цим проблеми безпеки деякі регіональні сільськогосподарські дані не оприлюднюються, що призводить до прогалин у наборі даних. Це обмеження підкреслює проблеми зі збором даних, звітністю та прозорістю, пов'язані з впливом військових дій у постраждалих регіонах.

2. **Зведення даних:** оскільки набір даних охоплював кілька років для кожного регіону, необхідно було перетворити дані у формат, придатний для кластеризації. Щоб досягти цього, дані були зведені таким чином, щоб кожен регіон став рядком, а кожен сільськогосподарський показник став стовпцем. Для кожного регіону розраховано середнє значення кожного показника за п'ятирічний період. Це агрегування допомогло згладити річні коливання та дало більш чітку картину загальної регіональної ефективності.

3. **Зведена таблиця** надала компактний набір даних, де кожен рядок представляв регіон, а кожен стовець представляв сільськогосподарський показник. Наприклад, один рядок може містити значення середньої площі, обробленої добривами, середньої кількості внесених добрив, середньої врожайності та інші сільськогосподарські показники.

4. **Обробка відсутніх даних:** після процесу зведення деякі регіони все ще мали відсутні значення для певних показників. Ці відсутні значення були заповнені середнім значенням відповідного стовпця. Цей підхід гарантував, що жоден регіон не було виключено з кластеризації через відсутність даних, а також запобігав непропорційному впливу будь-якого окремого показника на результати кластеризації.

5. **Нормалізація:** різні сільськогосподарські показники вимірювалися в різних одиницях, таких як гектари, тонни, кілограми та відсотки. Щоб переконатися, що всі показники однаково сприяли аналізу кластеризації, необхідно було нормалізувати дані. Мінімально-максимальне масштабування було застосовано для перетворення всіх значень у загальний діапазон від 0 до 1. Мінімально-максимальне масштабування зберігає зв'язки між значеннями,

гарантуючи, що жоден індикатор не домінує в процесі кластеризації через свою одиницю вимірювання.

Вибір кількості кластерів (K): одним із найважливіших рішень у кластеризації K -Means є вибір відповідної кількості кластерів (K). Для визначення оптимальної кількості кластерів було використано метод «лікоть». Цей метод передбачає виконання алгоритму K -Means з різними значеннями K (наприклад, від 1 до 10) і обчислення суми квадратів усередині кластера (WCSS) для кожного значення K . WCSS вимірює загальну дисперсію в межах кожного кластера; менші значення WCSS вказують на більш компактні кластери.

Весь процес кластеризації виконувався за допомогою Python (Додаток А: скрипт коду), потужної мови програмування, яка широко використовується в науці про дані та машинному навчанні. Зокрема, були використані такі бібліотеки Python:

- Pandas: ця бібліотека використовувалася для обробки даних і попередньої обробки. Panda надала функції для очищення даних, обробки відсутніх значень і перетворення набору даних у формат, придатний для кластеризації. Функція `pivot_table` була особливо корисною для реструктуризації даних, а функція `fillna` допомогла обробити відсутні значення.

- Scikit-learn: основний алгоритм кластеризації, K -Means, було реалізовано за допомогою класу `KMeans` із бібліотеки Scikit-learn. Scikit-learn — це популярна бібліотека машинного навчання, яка забезпечує прості у використанні реалізації багатьох алгоритмів, включаючи кластеризацію, класифікацію та регресію. Клас `MinMaxScaler` від Scikit-learn також використовувався для нормалізації даних перед кластеризацією.

- Matplotlib: дана бібліотека використовувалася для візуалізації результатів процесу кластеризації. Графік методу «лікоть» був створений за допомогою Matplotlib, щоб допомогти визначити оптимальну кількість кластерів. Крім того, Matplotlib використовувався для створення гістограм та інших візуалізацій, щоб допомогти інтерпретувати результати кластеризації.

Весь аналіз проводився в середовищі Google Colaboratory (Colab), яке забезпечує хмарну платформу для виконання коду Python. Colab особливо корисний для завдань з обробки даних і машинного навчання, оскільки пропонує вільний доступ до обчислювальних ресурсів, зокрема графічних процесорів, і бездоганно інтегрується з Диском Google для зберігання даних. Весь набір даних зберігався на Google Drive, а Colab використовувався для завантаження, обробки та аналізу даних.

Аналізуючи історичні дані для кожного регіону, метод ліктя (*Рисунок*) використовувався для визначення оптимальної кількості кластерів, зупиняючись на трьох окремих кластерах, як зазначено чіткою точкою перегину на графіку внутрішньокластерної суми квадратів (WCSS). Цей метод допомагає мінімізувати дисперсію в кожному кластері, зберігаючи чіткі відмінності між ними.

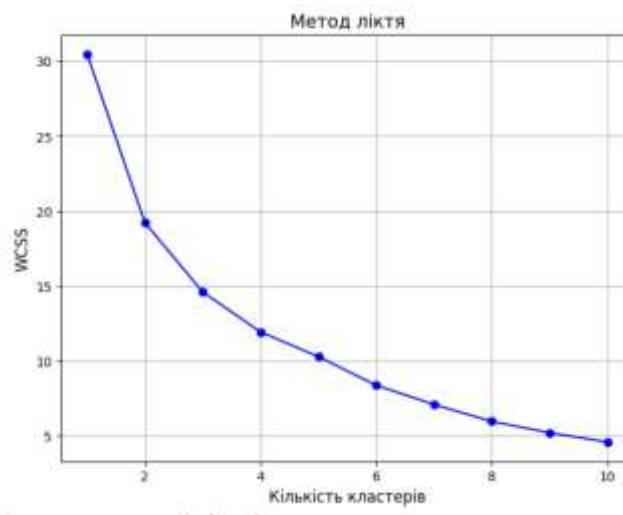


Рисунок 2. Метод "Лікоть"

Після групування регіонів було проведено інтерпретацію отриманих кластерів. Кожен кластер представляє регіони, які мають спільні моделі розвитку сільського господарства, що дозволяє інтерпретувати результати кластеризації з точки зору ефективності сільського господарства, географічних факторів, а також прямих і непрямих наслідків військових дій у поточному конфлікті.

Кластер 0: Південні та Східні регіони



Рисунок 3. Кластер 0

До кластера 0 входять Донецька, Запорізька, Луганська, Миколаївська та Херсонська області (P_u). Це угруповання відразу є значущим, оскільки ці регіони наразі є одними з найбільш постраждалих територій в Україні від військових дій, наявне значне руйнування інфраструктури та припинення сільськогосподарської діяльності.

Кластер 1: Центральні та Східні регіони



Рисунок 4. Кластер 1

Кластер 1 включає Вінницьку, Дніпропетровську, Київську, Кіровоградську, Одеську, Полтавську. Це найрізноманітніший кластер як за географічним розташуванням, так і за сільськогосподарською продукцією. Ці

регіони представляють суміш високопродуктивних територій у центральній частині України та територій на сході, які, як і кластер 0, постраждали від війни.

Присутність у цьому кластері ключових сільськогосподарських центрів, таких як Вінницька та Київська області, є важливою, оскільки ці регіони займають центральне місце в загальному виробництві продуктів харчування в Україні, зокрема зерна, цукрових буряків та соняшнику. Одеський регіон відіграє вирішальну роль завдяки своєму порту, який сприяє експорту сільськогосподарської продукції, особливо зерна.

Кластер 2: Західні та Північні регіони



Рисунок 5. Кластер 2

Кластер 2 складається з Івано-Франківської, Волинської, Житомирської, Закарпатської, Львівської, Рівненської, Тернопільської та Чернівецької областей (*Ри*). Це переважно західні та північні регіони України, які значною мірою уникнули прямих наслідків війни. Таким чином, ці регіони стали критичними зонами підтримки українського сільського господарства під час військово конфлікту.

Регіони в цьому кластері характеризуються більш традиційною дрібномасштабною практикою сільського господарства, зокрема в Закарпатській та Івано-Франківській областях, де гірська місцевість обмежує велике сільське господарство. Однак у таких регіонах, як Львівська та Волинська області, є більш масштабні фермерські господарства, зокрема у виробництві молока та м'яса.

РОЗДІЛ 2: ОЦІНЮВАННЯ ВПЛИВУ ШОКОВИХ ПЕРІОДІВ НА АГРОХОЛДИНГИ УКРАЇНИ

У сучасних умовах господарювання, особливо в періоди значної макроекономічної нестабільності та шоків (таких як пандемія COVID-19 чи повномасштабні воєнні дії), функції та методи їх дослідження стають критично важливими інструментами для адекватного моделювання економічних явищ. Вони дозволяють не просто констатувати факт впливу кризи, а кількісно оцінити взаємозв'язки між різними змінними (наприклад, між логістичними обмеженнями та рентабельністю) та спрогнозувати їхню поведінку в майбутньому.

Цей розділ присвячено використанню цих методів. Тут ми розглянемо інформаційну базу та ключові аналітичні інструменти, що використовуються для оцінки впливу шоків періодів на діяльність українських агрохолдингів. Основний акцент буде зроблено на аналізі динаміки ключових показників продуктивності аграрного сектору в національному контексті, а також на оцінці наслідків пандемії COVID-19 та військових дій для агрохолдингів.

2.1 Аналіз зміни основних показників продуктивності аграрного сектору України у національному розрізі

Однією з ключових глобальних проблем сьогодення є криза продовольчої безпеки. У країнах, що розвиваються, зростає попит на основні продукти харчування, сільськогосподарську продукцію та оброблені харчові продукти. Щоб задовольнити ці потреби, необхідно модернізувати аграрний і харчовий сектори.

Стрімке зростання населення, наслідки пандемії COVID-19, погіршення екологічного стану, військові конфлікти – все це є головними причинами сплеску інфляції в усьому світі.

Першим етапом дослідження був комплексний аналіз динаміки основних показників продуктивності агропромислового комплексу (АПК) у національному розрізі. Для досягнення цієї мети було застосовано системний підхід, який включав оцінку змін за такими ключовими напрямками:

- динаміка основних показників рослинництва;

- зміни обсягів внесення мінеральних та органічних добрив;
- аналіз ключових показників тваринництва;
- тенденції зміни середніх цін на реалізовану продукцію.

Емпіричною базою дослідження слугували щорічні статистичні дані за тривалий період . З метою виявлення довгострокових трендів та структурних зсувів у розвитку АПК, всю вибірку було сегментовано на чотири рівні часові періоди.

В рамках аналізу галузі рослинництва було ідентифіковано та оцінено три основні показники: середню уточнену посівну площу, середній обсяг виробництва (валовий збір) та середню врожайність.

Аналіз структури посівних площ виявив відносну стабільність для зернових та овочевих культур, де коливання площ не перевищували 6%. Водночас незначне зменшення зафіксовано для картоплі. Найбільш суттєві структурні зміни відбулися в посівах соняшнику, цукрового буряка та плодово-ягідних культур. Спостерігається значне скорочення площ під двома останніми культурами (більш ніж на 70% порівняно з початковим періодом аналізу), тоді як для соняшнику ситуація кардинально відрізняється: його посівні площі за останні три десятиліття збільшилися в 3,2 рази. Така інтенсивна монокультурна тенденція несе значні екологічні ризики та може призвести до критичного виснаження земель, що вимагає уваги під час формування державної аграрної політики. Детальні дані про ці зміни представлені в таблиці 1.

Таблиця 1

Середня площа посівна уточнена сільськогосподарських культур, тис. га

Роки	культур и зернові та зернобо бові	буряк цукровий фабричний	соняшник	картопля	культу ри овочеві	культури плодові та ягідні

1991-1997	14122	1430	1836	1568	483	802
1998-2005	14311	865	3121	1568	488	383
2006-2013	15447	487	4458	1427	474	262
2014-2021	15014	265	5949	1314	453	227
Зміна	106%	19%	324%	84%	94%	28%

Результати аналізу середньої врожайності ключових сільськогосподарських культур наведено в таблиці 2. Значне покращення цього показника спостерігається для всіх аналізованих культур.

Особливо важливі зміни зафіксовано для плодово-ягідних культур, а також для промислового цукрового буряка. Висока продуктивність цих культур, ймовірно, була однією з причин значного скорочення посівних площ під ними, після чого фермери змогли задовольнити попит, використовуючи менші площі.

Для основних експортних культур – зернових та олійних – середня врожайність зросла в 1,8 раза. Хоча цей результат є позитивним, він все ще відстає від показників ефективності сусідніх країн, що підкреслює існуючий потенціал для подальшої інтенсифікації аграрного виробництва в Україні.

Таблиця 2

Середня урожайність сільськогосподарських культур, ц з 1 га зібраної площі

Роки	культури зернові та зернобобові	буряк цукровий фабричний	соняшник	картопля	культури овочеві	культури плодові та ягідні
1991-1997	26	201	12	111	118	32

1998-2005	23	196	11	112	130	41
2006-2013	31	338	16	145	181	75
2014-2021	46	467	22	165	210	108
Зміна	176%	232%	181%	149%	178%	342%

Критичною умовою забезпечення сталого зростання врожайності сільськогосподарських культур є інтенсифікація використання мінеральних та органічних добрив (*табл. 3*).

Аналіз динаміки внесення добрив виявив період значного спаду в 1998–2005 роках. Ця тенденція корелювала зі зниженням показників врожайності для перших трьох аналізованих культур і лише з незначним зростанням для решти.

Варто також відзначити існуючу стабільну тенденцію до зміни структури використання агрохімікатів: відбувається поступове заміщення органічних добрив на користь мінеральних, що відображає глобальні технологічні зміни в сільськогосподарському виробництві.

Таблиця 3

Внесення добрив на одиницю площі сільськогосподарських угідь, кг на 1 га

Роки	азотні	фосфорні	калійні	органічні
1991-1997	29	18	17	4523
1998-2005	12	3	2	736
2006-2013	36	9	7	508
2014-2021	70	18	15	512
Зміна	239%	97%	88%	11%

У середньому обсязі виробництва сільськогосподарських культур зменшення спостерігається тільки для буряка цукрового фабричного. У всіх інших

культур спостерігається збільшення. За умови, що посівні площі для культур плодових та ягідних зменшилися у чотири рази, то підвищення валового збору на 6% є вражаючим результатом. Картопля, культури овочеві, зернові та зернобобові підвищили середній обсяг виробництва в основному завдяки урожайності. А ось зміна у 604% для соняшнику при підвищенні урожайності на 1,8 повинна занепокоїти. Не зважаючи на те, що Україна є одним з найбільших постачальників соняшнику на світовому ринку, частка даної культури в структурі посівних площ в усіх категоріях виробників України уже давно перейшла за максимально допустиму межу. У 2020 році вона становила понад 20%, що більш ніж удвічі перевищує норму. Треба брати ефективністю, а не кількістю та сфокусуватися на урожайності. Результати зображено у

Таблиця 4.

Таблиця 4

Середній обсяг виробництва сільськогосподарських культур, тис.т

Роки	культури зернові та зернобобові	буряк цукровий фабричний	соняшник	картопля	культури овочеві	культури плодові та ягідні
1991- 1997	36043	28161	2196	17397	5508	2032
1998- 2005	31760	14784	3256	17575	6146	1342
2006- 2013	46020	15578	7159	20780	8631	1707
2014- 2021	68517	12392	13262	21682	9534	2145
Зміна	190%	44%	604%	125%	173%	106%

Далі розглянуто зміну основних показників галузі тваринництва:

- Кількість сільськогосподарських тварин на кінець року;
- Виробництво основних видів продукції тваринництва;

Для першого показника результати зображено у *Таблиця*.

Кількість сільськогосподарських тварин на кінець року, тис. голів

Роки	Велика рогата худоба		Свині	вівці та кози	птиця, млн. голів
	Усього	у т. ч. Корови			
1990-1997	19709	7670	14568	5679	183
1998-2005	8929	4714	8278	1872	140
2006-2013	4959	2789	7501	1725	194
2014-2021	3349	1935	6306	1254	207
Зміна	17%	25%	43%	22%	113%

На жаль, протягом аналізованого періоду спостерігається значне скорочення поголів'я великої рогатої худоби. Ця негативна тенденція зумовлена комплексом стримувальних факторів, зокрема: незадовільним фінансовим станом підприємств, високим ступенем зносу основних засобів та сільськогосподарської техніки, низьким рівнем інвестиційної активності в галузі, а також неконкурентоспроможним рівнем заробітної плати спеціалістів.

Водночас, у птахівництві спостерігається зростання поголів'я худоби після короткочасного спаду. Такий розвиток подій є передбачуваним і може бути пояснений вирішальною перевагою цього сектору: коротким терміном амортизації, приблизно два місяці. Однак низька рентабельність відгодівлі великої рогатої худоби в Україні (10–15%) не викликає достатнього інтересу до цього сектору серед фермерів.

Зменшення поголів'я худоби прямо корелює зі зниженням виробництва ключових продуктів тваринництва (Табл. 6). Найбільш значне зниження спостерігалось у виробництві вовни та молока. Виробництво м'яса значно

скоротилося у другому періоді аналізу, а потім знову почало стабільно зростати. Крім того, збільшення поголів'я птиці призвело до пропорційного збільшення виробництва яєць (зростання на 139% порівняно з першим періодом аналізу).

Таблиця 2.15

Виробництво основних видів продукції тваринництва

Роки	м'ясо (забій), тис. т	молоко, тис. т	яйця, млн. шт	вовна, т
1990- 1997	2945	18676	11666	18729
1998- 2005	1644	13556	10413	3516
2006- 2013	2033	11765	16704	3738
2014- 2021	2386	10014	16253	1953
Зміна	81%	54%	139%	10%

Останнім етапом даного дослідження є аналіз зміни середніх цін продукції сільського господарства, реалізованої підприємствами. Для виключення рівня інфляції дані відображено у цінах 2015 року. Результати зображено у Таблиця 2.16.

Таблиця 2.16

Середні ціни реалізованої продукції сільського господарства, грн за т

Роки	культури зернові та зернобобові	Насіння культур олійних	буряк цукровий фабричний	картопля	культури плодові та ягідні	Молоко	Яйця, за тис. шт
1998- 2005	1373	2794	471	2006	3038	2060	2308

2006- 2013	1626	3814	540	2365	3412	3589	3671
2014- 2021	2966	7075	639	2847	3211	4982	5281

2.2 Оцінка шоків періоду COVID-19 на агрохолдинги України

Для вивчення цієї проблеми були вибрані найбільші агрокомпанії України, які торгуються на Варшавській та Лондонській біржах, а саме: Agroliga, Agroton, Astarta, IMC, Kernel, KSG, MHP DRC.

База даних для дослідження містила щоденні ціни обраних агрохолдингів. Джерелом цих даних став інтернет-ресурс Investing.com. Потім вибірка була розділена на три періоди:

- перший період (2019. 01 – 2020. 02) – період до шоку;
- другий період (2020.03 – 2020. 26) – період шоку (COVID-19);
- третій період (2020. 27 – 2021. 28) – період після шоків.

Ризик є важливим фактором при визначенні, наскільки привабливими є інвестиції. Існує багато добре розроблених способів його оцінки у фінансовій сфері, частково завдяки наявності великої кількості статистичних даних, які дозволяють детально аналізувати рівень ризику. Є кілька методів його вимірювання. Сучасні способи оцінювання фінансового ризику зазвичай базуються на чотирьох основних концепціях:

- оцінка ризику через теорію очікуваної корисності;
- концепція варіативності;
- концепція чутливості;
- аналіз збитків у несприятливих ситуаціях.

Усі ці методи базуються на аналізі прибутковості, яку можна обчислити як у звичайній (1), так і в логарифмічній (2) формі (рис. 6):

$$R_{t,t+1} = \frac{P_{t+1} - P_t}{P_t}, \quad (1)$$

$$R_{t,t+1} = \ln \frac{P_{t+1}}{P_t}, \quad (2)$$

Рис.6 Формули, де P_t — ціна активу в момент t .

У даній роботі розрахунок прибутковості здійснювався у щоденній арифметичній формі.

Особливу увагу було приділено оцінці ризиків під час кризового періоду. Пандемія COVID-19 стала світовим шокним фактором, який сильно вплинув на економіку та, зокрема, на аграрний сектор України. Для агрохолдингів цей час був відзначений нестабільним попитом на продукцію, перебоями в логістичних ланцюгах, підвищенням витрат на виробництво та ризиком зниження прибутковості.

Для того щоб оцінити, як шок вплинув на агрохолдинги, використовували метод, який базується на аналізі змін цін і фінансових показників до, під час і після шокного періоду. Основними показниками, які показують «ризик-віддача», стали глибина шоку (SD) та рівень відновлення (RR).

- **Глибина шоку (SD)** допомагає визначити найбільше зниження ціни або доходу під час пандемії в порівнянні зі середнім рівнем до кризи.
- **Рівень відновлення (RR)** показує, наскільки агрохолдинги змогли відновити фінансові результати після завершення шокного періоду порівняно з докризовим рівнем.

Перший показник — «**глибина шоку**» (SD), що обчислюється за формулою:

$$\text{Shock deepness} = \frac{\text{Мінімальна ціна шокного періоду}}{\text{Середня ціна докризового періоду}} - 1$$

Другий показник — «**рівень відновлення**» (RR), який визначається як:

$$\text{Recovery rate} = \frac{\text{Середня ціна післяшокного періоду}}{\text{Середня ціна докризового періоду}}$$

Такий спосіб дозволяє краще побачити, як актив відновлюється після шоку. Використання цих показників допомагає показати ризики шоку і можливий прибуток у двомірному графіку (рис. 7).

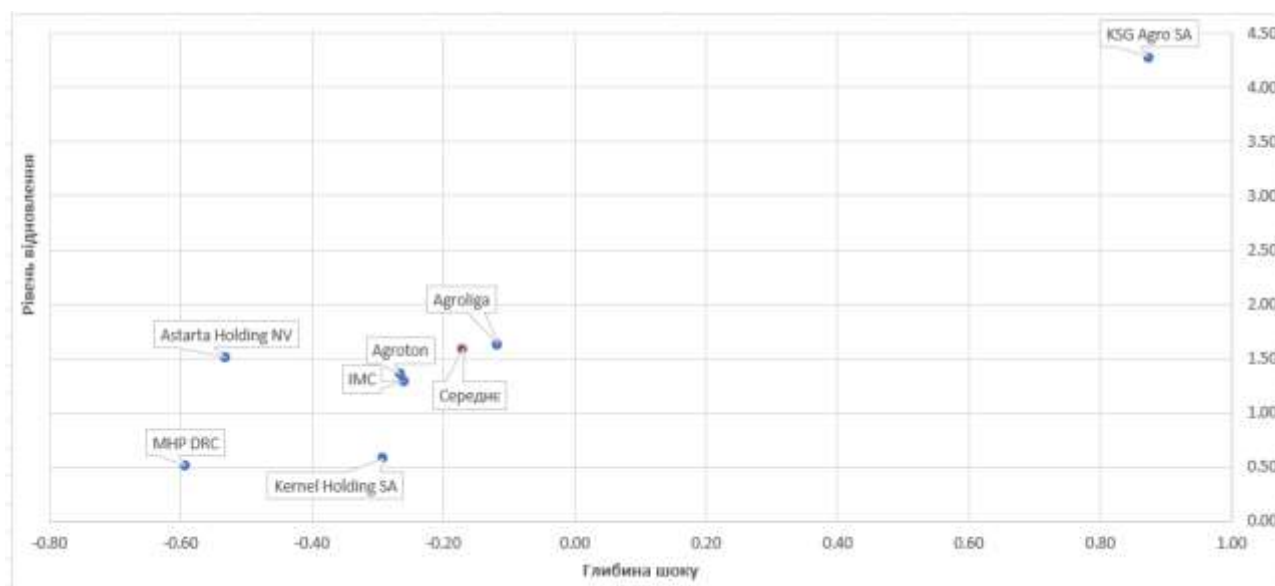


Рисунок 7. Глибина шоку та рівень відновлення для активів

Ця частина аналізу порівнює, як змінилися значення показників, що показують ризик і прибуток.

У таблиці 8 представлені дані про ризик і прибуток ETF для трьох різних періодів.

Таблиця 8

Ціни акцій за три періоди

Період	Agroliga	Agroton	Astarta Holding NV	IMC	Kernel Holding SA	KSG Agro SA	MHP DRC	Agroliga
Середнє значення після шоку	28,78	4,65	33,98	18,65	27,32	4,56	4,94	28,78

Мінімальне значення шокового періоду	15,62	2,52	10,61	10,70	33,57	2,00	4,00	15,62
Середнє значення до шоку	17,69	3,43	22,61	14,44	7,38	1,07	9,82	17,69

Очевидно, що агрохолдинги по-різному відреагували на шок, спричинений COVID-19. «Astarta», «KSG» та «МНР» виявилися найбільш вразливими до цього шоку, про що свідчить їхній високий рівень глибини впливу..

Дослідження ринкового ризику агрохолдингів базується на зміні їх фінансових показників. Результати детального статистичного аналізу цін акцій компаній, що включають мінімальні та максимальні значення, середнє значення, стандартне відхилення, асиметрію та ексцес, зібрані в у *таблиці 9*.

Таблиця 9

Описова статистика прибутковості акцій

Компанія	Мінімальні значення			Максимальні значення			Середні значення		
	До шоку	Шок	Після	До шоку	Шок	Після	До шоку	Шок	Після
Agroliga	-0,1331	-0,0892	-0,0892	0,103	0,461	0,274	0,002	0,001	-0,001
Agroton	-0,168	-0,392	-0,120	0,092	0,214	0,240	-0,004	0,002	0,000
Astarta Holding NV	-0,400	-0,173	-0,266	0,261	0,156	0,302	-0,003	0,001	0,001
IMC	-0,173	-0,368	-0,099	0,100	0,280	0,318	-0,001	-0,001	0,001
Kernel Holding SA	-0,112	-0,185	-0,243	0,064	0,145	0,218	-0,003	-0,004	0,005
KSG Agro SA	-0,154	-0,524	-0,095	0,127	0,207	0,291	-0,003	-0,008	0,003
MHP DRC	-0,219	-0,438	-0,081	0,380	0,257	0,291	-0,002	0,003	0,001
Середнє	-0,194	-0,310	-0,142	0,161	0,246	0,276	-0,002	-0,001	0,001
Зміна			73%			172%			-69%

Компанія	Стандартне відхилення			Асиметрія			Екссес		
	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку
Agroliga	0,029	0,101	0,052	0,296	1,233	1,587	1,570	9,071	8,094
Agroton	0,039	0,090	0,054	-0,824	-1,237	1,530	2,701	6,398	5,560
Astarta Holding NV	0,068	0,060	0,072	-1,444	0,069	1,186	12,926	0,793	6,582
IMC	0,033	0,093	0,043	-1,689	-0,325	4,018	8,967	5,116	30,250
Kernel Holding SA	0,029	0,053	0,062	-0,637	-0,476	-0,071	2,210	2,980	3,342
KSG Agro SA	0,047	0,097	0,049	-0,226	-2,360	2,120	1,836	13,390	11,402
MHP DRC	0,063	0,095	0,053	1,810	-0,765	2,741	13,946	8,929	11,413
Середнє	0,044	0,084	0,055	-0,388	-0,552	1,873	6,308	6,668	10,949
Зміна			125%			-483%			174%

На рис. 8 зображено відношення ризик-прибуток на основі класичного підходу Г. Марковіца.

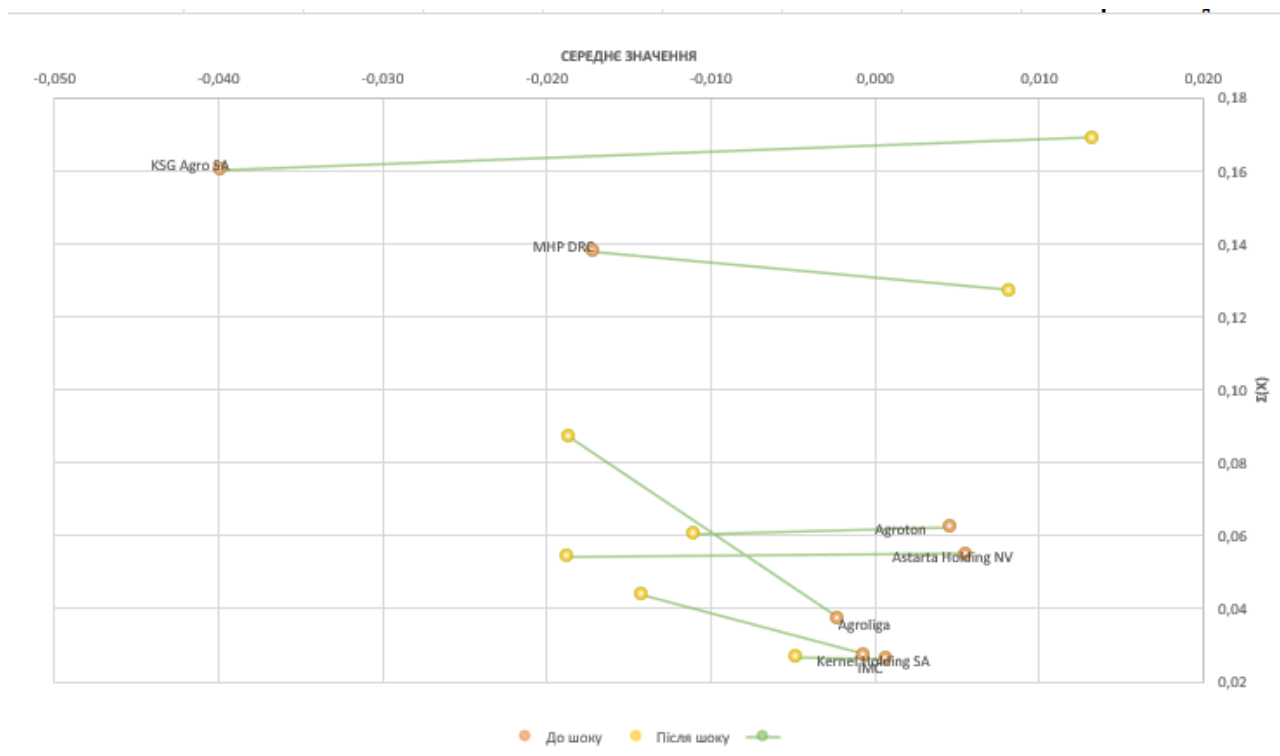


Рисунок 8. Відношення ризик-прибуток з точки мінливості

Отримані дані показують, що більшість компаній зазнали негативних змін у прибутковості під час активних обмежень пандемії. Зокрема, мінімальні та максимальні значення для більшості підприємств значно погіршилися в період шоку, що свідчить про збільшення нестабільності та зростання чутливості їх активів до зовнішніх економічних змін.

Хоча глобальна криза мала загальний негативний вплив, після завершення активної фази пандемії видно, що середні показники прибутковості покращуються. Для більшості агрохолдингів період після шоку характеризується відновленням позитивних тенденцій, що може свідчити про поступову стабілізацію ринку та ефективність заходів для адаптації бізнес-процесів. Це відповідає зростанню середніх значень прибутковості, які у більшості компаній є вищими, ніж до шоку.

Особлива увага звертається на те, як змінюється ризик активів. Показник стандартного відхилення, який є важливим показником рівня ризику, досягає найвищих значень під час кризових ситуацій. За зібраними даними, середній рівень коливань зріс більш ніж удвічі в порівнянні з періодом до кризи, що свідчить про різке зростання невизначеності на фінансовому ринку та значний вплив глобальних економічних потрясінь.

Показники асиметрії та ексцесу також демонструють суттєві зміни у поведінці розподілу прибутковості. У шоківий період для більшості компаній спостерігається різке зростання цих величин, що свідчить про появу «важких хвостів» розподілу та домінування екстремальних коливань. Такі зміни підтверджують загострення фінансової нестабільності та збільшення ймовірності відхилення прибутковості від середніх значень.

В результаті проведеного аналізу можна сказати, що вплив шокового періоду COVID-19 на українські агрохолдинги був значним, але не однаковим для всіх. Хоча більшість компаній зіткнулися з підвищенням нестабільності та погіршенням показників, вони все ж показали здатність до відновлення після цього шоку. Аграрний сектор довів свою стійкість, що є важливим для його

подальшої конкурентоспроможності та розвитку в умовах світової економічної нестабільності.

2.3 Оцінка шокового періоду воєнних дій для агрохолдингів України

Повномасштабна війна у 2022 році стала для аграрного сектору України безпрецедентним шоковим фактором, наслідки якого значно перевищили вплив пандемічних обмежень. На відміну від COVID-19, який переважно спричинив логістичні збої та зниження попиту, військові дії одночасно спричинили територіальні, виробничі, фінансові та торговельні ризики. Саме тому поведінка фінансових показників агрохолдингів у цей період демонструє значно більшу волатильність та різкіші коливання прибутковості (рис.9).

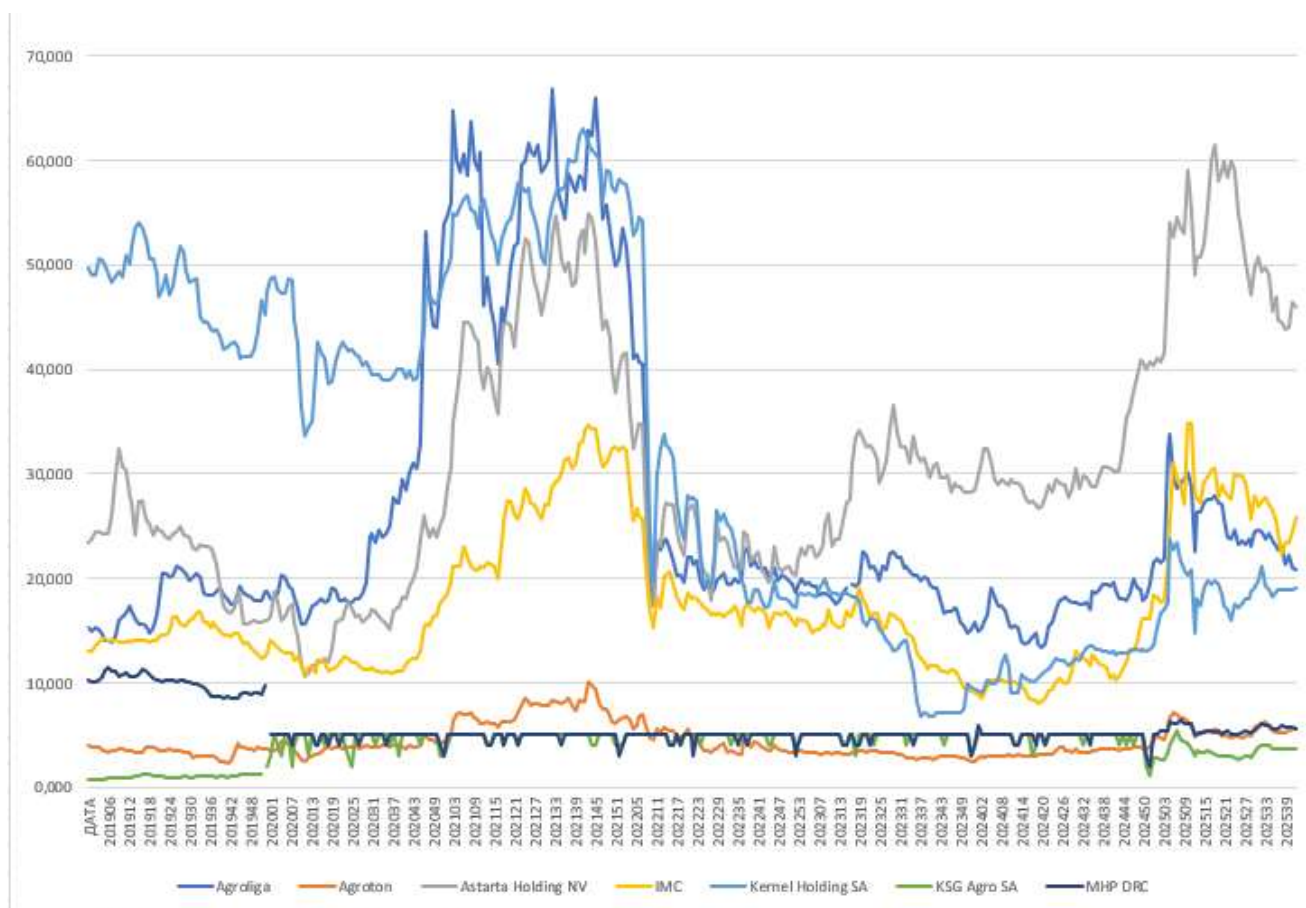


Рис.9 Поведінка фінансових показників агрохолдингів (2019-2025)

Для оцінки впливу воєнного шоку на роботу найбільших аграрних компаній України використали той самий підхід, що і в попередньому розділі. Дані, як і раніше, взяли з ресурсу Investing.com. Сформували вибірку щоденних цін акцій агрохолдингів Agroliga, Agroton, Astarta Holding NV, IMC, Kernel Holding SA,

KSG Agro SA та MHP DRC, які котируються на міжнародних фондових біржах (Табл. 10).

Таблиця 10

Вибірка щоденних цін акцій агрохолдингів

DATA	Agroliga	Agroton	Astarta Holding NV	IMC	Kernel Holding SA	KSG Agro SA	MHP DRC	Період, до якого							
201939	16,800	-0,02889	2,808	0,12343	21,880	0,11007	13,348	0,02472	43,796	0,01299	0,993	-0,00867	0,052	-0,00480	Період, до якого
201940	16,574	0,04833	2,504	0,04875	19,380	0,10807	14,978	0,00099	46,210	0,03277	1,000	0,00000	0,093	0,03000	Період, до якого
201941	16,325	0,01853	2,606	0,01849	17,830	0,02727	14,520	-0,00412	41,806	-0,00546	1,000	0,00007	0,572	-0,01208	Період, до якого
201942	16,134	0,03823	2,368	-0,02820	16,870	0,03018	14,586	0,01328	42,096	-0,01011	0,943	-0,08592	0,068	0,00697	Період, до якого
201943	17,500	-0,00526	2,506	-0,24290	16,700	-0,02319	14,396	-0,02258	42,520	-0,00129	1,032	-0,04444	0,008	0,00414	Період, до якого
201944	17,500	-0,00093	3,318	-0,30299	17,300	-0,08605	14,738	-0,00624	42,575	0,01178	1,000	-0,07376	0,468	-0,00099	Період, до якого
201945	16,734	-0,02554	4,164	0,07581	16,710	0,02586	14,858	0,02453	42,080	0,02384	1,188	-0,10308	0,569	-0,02820	Період, до якого
201946	15,225	0,03471	3,889	0,01372	16,275	0,28475	14,473	0,00044	41,100	-0,00436	1,388	0,03787	0,796	-0,02828	Період, до якого
201947	16,580	0,00752	3,848	0,02019	15,890	0,00000	13,654	0,01728	41,280	-0,00097	1,265	0,04330	0,052	0,00903	Період, до якого
201948	16,434	0,01877	3,764	0,02301	15,890	-0,01009	13,896	0,01071	41,375	0,00145	1,213	-0,04516	0,007	0,00881	Період, до якого
201949	16,238	0,02480	3,662	0,01842	15,830	-0,00448	14,454	0,01889	41,268	-0,01719	1,250	0,02695	0,918	-0,00570	Період, до якого
201950	17,818	-0,00188	3,528	-0,07817	15,920	0,00759	14,028	0,02663	41,806	-0,01879	1,217	0,00425	0,960	-0,00056	Період, до якого
201951	17,875	-0,00188	3,825	0,02885	15,800	0,00317	12,688	0,02888	43,736	-0,00360	1,178	-0,00811	0,985	0,00804	Період, до якого
201952	17,900	-0,04073	3,725	0,00876	15,750	-0,01562	12,325	-0,01094	46,706	0,02264	1,185	0,01701	0,911	-0,00205	Період, до якого
201953	16,806	0,00080	3,708	0,00000	16,800	0,00000	12,426	-0,00468	45,256	-0,04638	-	-1,00000	0,718	0,02750	Період, до якого
202001	16,806	0,03208	3,708	0,00714	16,800	-0,02288	12,908	-0,00183	47,456	-0,02817	2	-0,33355	-	-1,00000	Період, до якого
202002	16,896	0,00222	3,568	0,01587	16,375	-0,12992	14,038	0,01789	46,725	-0,00278	3	-0,40000	3	0,00000	Період, до якого
202003	16,840	-0,02779	3,454	-0,07980	16,830	0,04028	13,798	0,02452	46,806	0,02559	3	0,25000	3	0,00000	Період, до якого
202004	16,554	-0,08853	3,762	-0,11299	17,754	0,11055	13,248	0,03088	47,656	0,00884	4	0,14143	3	0,00000	Період, до якого
202005	20,278	0,01122	4,034	-0,00927	25,840	-0,02547	13,038	0,01638	47,276	0,00000	3	-0,40000	3	0,00000	Період, до якого
202006	20,144	0,04720	4,218	0,08886	16,840	-0,04779	12,828	0,00356	47,276	-0,02777	3	0,00000	3	0,00000	Період, до якого
202007	19,236	0,01274	3,864	0,03212	17,180	-0,02104	12,808	-0,00158	46,626	0,00268	-	1,50000	3	0,25000	Період, до якого
202008	18,994	0,04477	3,688	0,09909	17,550	0,11358	12,828	0,02343	46,496	0,07801	3	-0,50000	4	-0,20000	Період, до якого
202009	18,186	0,09932	3,512	0,12400	15,780	0,09900	12,178	-0,02538	44,906	0,09088	4	-0,30000	3	0,00000	Період, до якого
202010	17,180	0,09452	3,124	0,18244	14,940	0,23828	12,398	0,08348	42,388	0,18173	3	0,00000	3	0,00000	Період, до якого

У межах дослідження виділено три часові інтервали:

- дошоківий період — (2019. 39 – 2022. 07)
- шоківий період воєнних дій — (2022. 08 – 2022. 31)
- післяшоківий період часткового відновлення ринків — (2022. 32 – 2025. 43)

Використання цих показників допомагає показати рівень ризиків шоків і можливу прибутковість у вигляді двовимірної графічної інтерпретації (рис. 10).

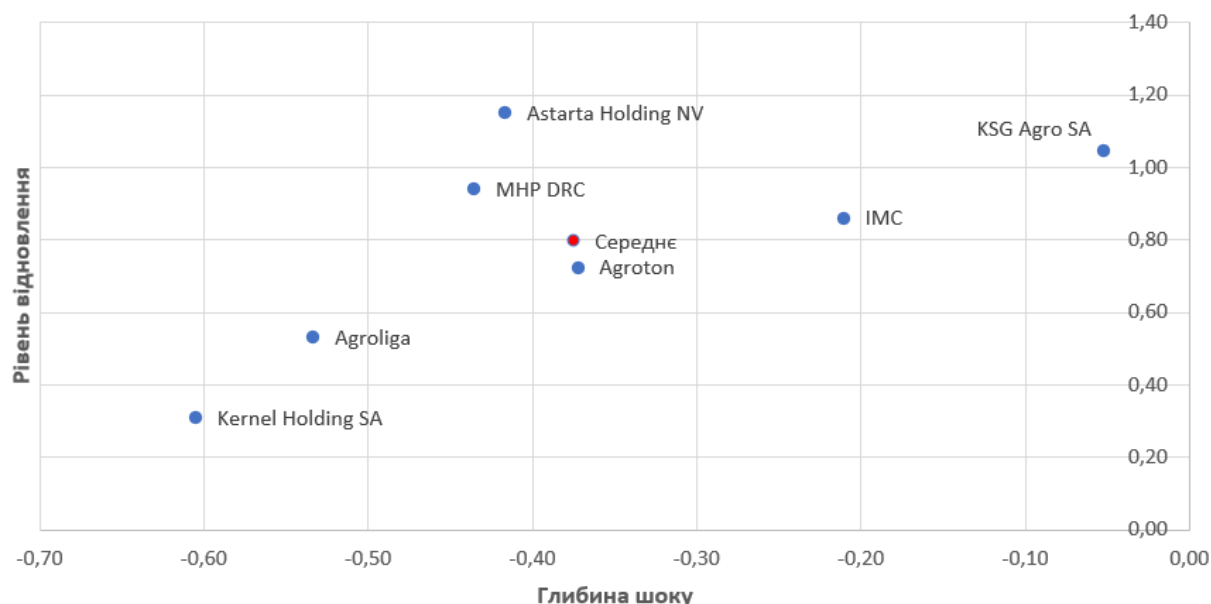


Рисунок 10. Глибина шоку та ступінь відновлення активів

У цьому фрагменті порівняльного аналізу розглядаються зміни показників волатильності прибутковості. Загальні результати порівняння ризику та доходності ETF за три різні часові періоди представлені в *таблиці 11*.

Таблиця 11

Ціни акцій за три періоди

Період	Agroliga	Agroton	Astarta Holding NV	IMC	Kernel Holding SA	KSG Agro SA	MHP DRC	Agroliga
Середнє значення після шоку	20,23	3,85	34,16	16,73	15,09	4,42	5,00	20,23
Мінімальне значення шокового періоду	17,74	3,33	17,30	15,33	19,20	4,00	3,00	17,74
Середнє значення до шоку	38,05	5,31	29,66	19,43	48,64	4,22	5,32	38,05

Методи оцінки ризиків включали обчислення середніх, мінімальних і максимальних значень, стандартного відхилення, асиметрії та ексцесу. Це допомагає детально описати ринкові коливання (*Табл.12*).

Таблиця 12

Описова статистика прибутковості акцій

Компанія	Мінімальні значення			Максимальні значення			Середні значення		
	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку
Agroliga	-0,3123	-0,2377		0,3199	0,5650		-0,0038	0,0376	
Agroton	-0,2429	-0,1902	-0,3030	0,1824	0,2203	0,2241	-0,0045	0,0266	0,0000
Astarta Holding NV	-0,1655	-0,2669	-0,1569	0,2163	0,4951	0,1293	-0,0018	0,0271	-0,0028
IMC	-0,1509	-0,1568	-0,2264	0,1247	0,2363	0,2563	-0,0031	0,0226	-0,0010
Kernel Holding SA	-0,1219	-0,3428	-0,2532	0,1617	0,6101	0,4092	-0,0011	0,0464	0,0043
KSG Agro SA		-0,2000	-0,6429		0,2500	1,5000		0,0063	0,0183
MHP DRC		-0,4000	-0,6016		0,6667	0,6667		0,0153	0,0089
Середнє	-0,199	-0,256	-0,364	0,201	0,435	0,531	-0,003	0,026	0,005
Зміна			183%			264%			-161%

Компанія	Стандартне відхилення			Асиметрія			Екセス		
	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку	До шоку	Шок	Після шоку
Agroliga	0,0679	0,1465		0,0328	2,1165		6,5350	7,4779	
Agroton	0,0713	0,1014	0,0566	-0,6682	-0,0227	-0,9537	1,6133	-0,0630	6,9821
Astarta Holding NV	0,0637	0,1608	0,0460	0,3363	1,0120	-0,2544	0,9639	2,5556	1,1580
IMC	0,0434	0,0874	0,0574	-0,2981	0,5037	-0,4045	1,7362	2,0380	3,6569
Kernel Holding SA	0,0347	0,1895	0,0717	0,4620	0,9784	1,4296	4,4441	2,7123	10,8278
KSG Agro SA		0,1155	0,2033		0,5277	3,2941		1,6563	20,7232
MHP DRC		0,1869	0,1422		1,5289	1,5164		6,7416	9,6186
Середнє	0,056	0,141	0,096	-0,027	0,949	0,771	3,058	3,303	8,828
Зміна			171%			-2849%			289%

На рис. 11 зображено відношення ризик-прибуток на основі класичного підходу Г. Марковіца.

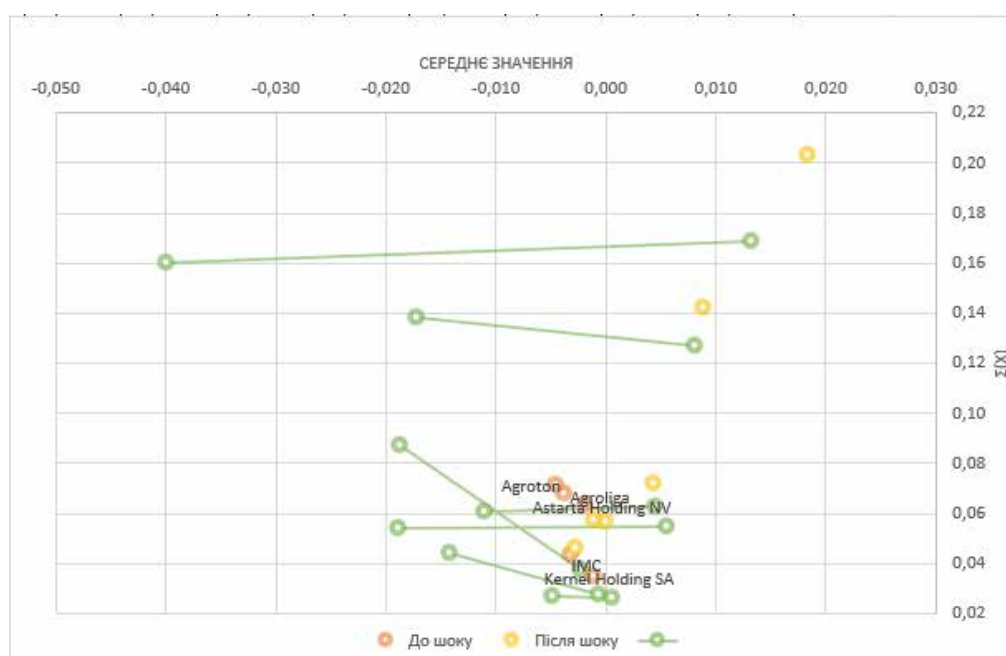


Рисунок 11. Відношення ризик-прибуток з точки мінливості

Аналіз статистичних даних показує, що вплив військового шоку на українські агрохолдинги був різним за характером та глибиною. Однак загальна

тенденція чітка – всі компанії зіткнулися зі зростанням ринкових ризиків та різкими змінами прибутковості.

Мінімальні значення прибутковості свідчать про те, що в шоковий період військових дій майже всі агрохолдинги зазнали значного спаду. Як видно з наведених розрахунків, глибина просідання у воєнний період була істотно більшою порівняно з дошовим інтервалом.

У післяшовому періоді можна помітити часткове відновлення роботи компаній. Однак, незважаючи на певні покращення, середні показники прибутковості залишаються нижчими, ніж були до війни. Це свідчить про те, що негативні наслідки війни мають тривалий і накопичувальний характер, а відновлення аграрного сектору йде повільно, оскільки він все ще залежить від безпекової та логістичної ситуації.

Максимальні значення прибутковості демонструють протилежну динаміку: у період адаптації та стабілізації деякі компанії змогли показати різкі короткострокові зростання. Ці піки стали реакцією інвесторів на появу позитивних сигналів — відновлення експортних коридорів, відкриття альтернативних логістичних маршрутів, укладення міжнародних угод і зростання попиту на продукцію.

Стандартне відхилення прибутковості показує, що під час війни ринкові коливання значно зросли. У середньому ризик зріс більш ніж на 170%, що свідчить про високий рівень невизначеності, інформаційну нестабільність та системну нестабільність на фінансовому ринку. Найбільші коливання спостерігалися в акціях KSG Agro SA, Astarta Holding NV та MHP DRC, що означає їхню високу чутливість до ринкових потрясінь та впливу зовнішньої політики.

Зростання асиметрії розподілу в бік негативних значень означає, що збиткові зміни прибутковості переважають над прибутковими. Високі показники ексцесу вказують на появу «важких хвостів» розподілу, що свідчить про більшу ймовірність виникнення екстремальних ситуацій на ринку. Усі ці фактори підтверджують, що шок від військових дій призвів не тільки до короточасних

втрат, але й створив підвищений рівень системного ризику, який впливає на інвестиційну привабливість аграрних компаній у післяшоковий період.

Можна сказати, що шок воєнних дій став наймасштабнішим та найбільш руйнівним фактором для діяльності провідних агрохолдингів України за останні роки. Хоча деякі компанії показали, що можуть пристосуватися до нових умов, загальна ситуація на ринку залишається нестабільною.

РОЗДІЛ 3: ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ІНФОРМАЦІЙНЕ МОДЕЛЮВАННЯ РОЗВИТКУ АГРОХОЛДИНГІВ В УМОВАХ ШОКІВ

В умовах нестабільності аграрного сектору України важливим є використання економіко-математичних методів прогнозування та сучасних підходів до аналізу роботи агрохолдингів. Вплив макроекономічних потрясінь, таких як пандемія COVID-19 та військові дії, призвів до великих коливань фінансових показників та ринкової вартості сільськогосподарських компаній. Це вимагає використання ефективних інструментів оцінки та прогнозування

У цьому розділі розроблено прогнозовану майбутню ціну акцій агрохолдингів з використанням економіко-математичної моделі Холта-Вінтерса. Ця модель допомагає враховувати тенденції та сезонні зміни даних. Крім того, розглядається структурний підхід до аналізу систем та особливості проектування інформаційної системи для підтримки процесів оцінювання і прогнозування ризиків аграрного сектору.

3.1 Прогнозування майбутніх цін на акції агрохолдингів за допомогою економіко-математичної моделі Хольта–Вінтерса

Прогнозування цін на акції в аграрному секторі є важливим для оцінки ризиків та можливостей, пов'язаних з інвестиціями під час війни. Невизначене та мінливе середовище через тривалий конфлікт в Україні сильно впливає на ринок, що робить традиційні методи прогнозування менш точними. Цей розділ присвячений використанню економіко-математичної моделі Хольта–Вінтерса, яка є надійним способом аналізу даних часових рядів із сезонними змінами та тенденціями. За допомогою цієї моделі можна прогнозувати майбутні тенденції цін на акції в сільськогосподарському секторі, що надає корисну інформацію інвесторам та політикам, щоб вони могли краще зрозуміти ризики та невизначеності в поточному економічному середовищі.

Для створення прогнозу було завантажено дані про ціни акцій семи українських сільськогосподарських компаній. За допомогою методу експоненціального згладжування Хольта–Вінтерса було змодельовано кожен стовпець, що відповідає цінам акцій сільськогосподарських компаній (ASTH, AGTP, IMC тощо). Було застосовано адитивний сезонний підхід та підхід доданого тренду з сезонним періодом 52 тижні, припускаючи річну сезонність. Для кожного стовпця були створені прогнози на наступні 12 тижнів (*Додаток Б*).

Результати прогнозу Хольта–Вінтерса надають цінну інформацію про майбутню поведінку цін на акції в аграрному секторі України, особливо в невизначених умовах війни. Аналіз висвітлює ключові тенденції та ризики для різних акцій, відображаючи виклики та стійкість сектору.

По-перше, прогнози показують, що деякі акції, такі як ASTH та IMC, демонструють ознаки стабільності або відновлення, що свідчить про можливе покращення в певних частинах сільськогосподарського ринку. Це обнадійливий знак, оскільки він показує, що, незважаючи на складні умови, частини сектору адаптуються та знаходять шляхи відновлення. Однак інші акції, такі як KSG та AGLP, мають історію високої волатильності, що робить їхню майбутню динаміку

більш невизначеною та ризикованою для інвесторів. Ця висока волатильність підкреслює складність прогнозування поведінки акцій, які більш чутливі до зовнішніх впливів.

По-друге, модель ефективно фіксує сезонні моделі акцій, таких як OVO та KER, де періодичні коливання залишаються помітними навіть під час війни. Це свідчить про те, що деякі види сільськогосподарської діяльності зберігають свою сезонну динаміку, забезпечуючи певний рівень передбачуваності в умовах ширшої ринкової нестабільності.

Прогнози також показують, як війна впливає на економіку в цілому. Хоча деякі частини агросектора залишаються стабільними, загальна нестабільність та зовнішні потрясіння становлять значні ризики для інвесторів та політиків. Ці результати підкреслюють важливість обережності у прийнятті рішень та регулярного оновлення прогнозів для адаптації до швидких змін.

Метод Хольта-Вінтерса пропонує практичний і детальний підхід до прогнозування цін на акції в сільськогосподарському секторі під час кризи. Хоча він забезпечує корисні короткострокові прогнози, непередбачуваність війни вимагає використання цих прогнозів разом з іншими аналізами та регулярного оновлення, щоб залишатися актуальними.

3.2 Структурний підхід до аналізу систем аграрного сектору

Сучасний аграрний сектор працює в умовах великої невизначеності та сильного впливу зовнішніх шоків. В останні роки діяльність агрохолдингів в Україні серйозно постраждала від пандемії COVID-19, війни, логістичних проблем, порушення експортних ланцюгів, коливань валютних курсів, інфляції та змін на світовому аграрному ринку. У таких умовах традиційні методи оцінки ефективності аграрних підприємств, які переважно базуються на фінансовій звітності та даних минулого періоду, є недостатніми для швидкого реагування на зміни зовнішнього середовища.

Для покращення аналізу стійкості агробізнесу корисно використовувати структурний підхід, який дозволяє розділити складну соціально-економічну

систему на пов'язані частини, виявити інформаційні потоки, функціональні зв'язки та механізми прийняття рішень. Такий підхід допомагає формалізувати процес оцінки стійкості агробізнес-холдингів та створити інформаційну систему, що підтримує прийняття управлінських рішень в умовах макроекономічної нестабільності.

Для отримання фінансових та ринкових даних використовуються фондові та аналітичні платформи, такі як Investing.com. Вони надають доступ до історичних цін на акції сільськогосподарських компаній, змін цін на ф'ючерси на сільськогосподарські товари, обмінних курсів та макроекономічних показників.

Щоб вирішити виявлені проблеми було запропоновано концепцію інтегрованої інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform. Ця система призначена для комплексної оцінки та прогнозування стійкості агрохолдингів під час макроекономічних шоків.

Основою роботи системи є об'єднання різних джерел інформації в одному аналітичному середовищі. Планується автоматичний збір зовнішніх ринкових даних через API біржових платформ, а також отримання внутрішніх фінансових даних компаній і їх об'єднання в централізованому сховищі даних.

Важливим елементом системи є використання механізмів сценарного аналізу та стрес-тестування. На відміну від традиційних підходів, ця система дозволяє моделювати, як кризові ситуації впливають на роботу агрохолдингів, уточнюючи шоківі параметри, такі як зміни обмінних курсів, цін на зернові культури, вартість енергоносіїв та логістичні витрати.

Крім того, запропонований підхід передбачає використання інструментів штучного інтелекту та економіко-математичного моделювання для виявлення прихованих залежностей між макроекономічними показниками та рівнем стійкості агробізнесу. Використання прогнозних моделей дає змогу оцінити ймовірність кризових ситуацій та сформулювати управлінські рекомендації щодо підтримки фінансової стабільності підприємств.

З метою формалізації концепції майбутньої інформаційної системи було побудовано бізнес-модель Agro-Resilience Analytics Platform з використанням методології Business Model Canvas (рис. 12).

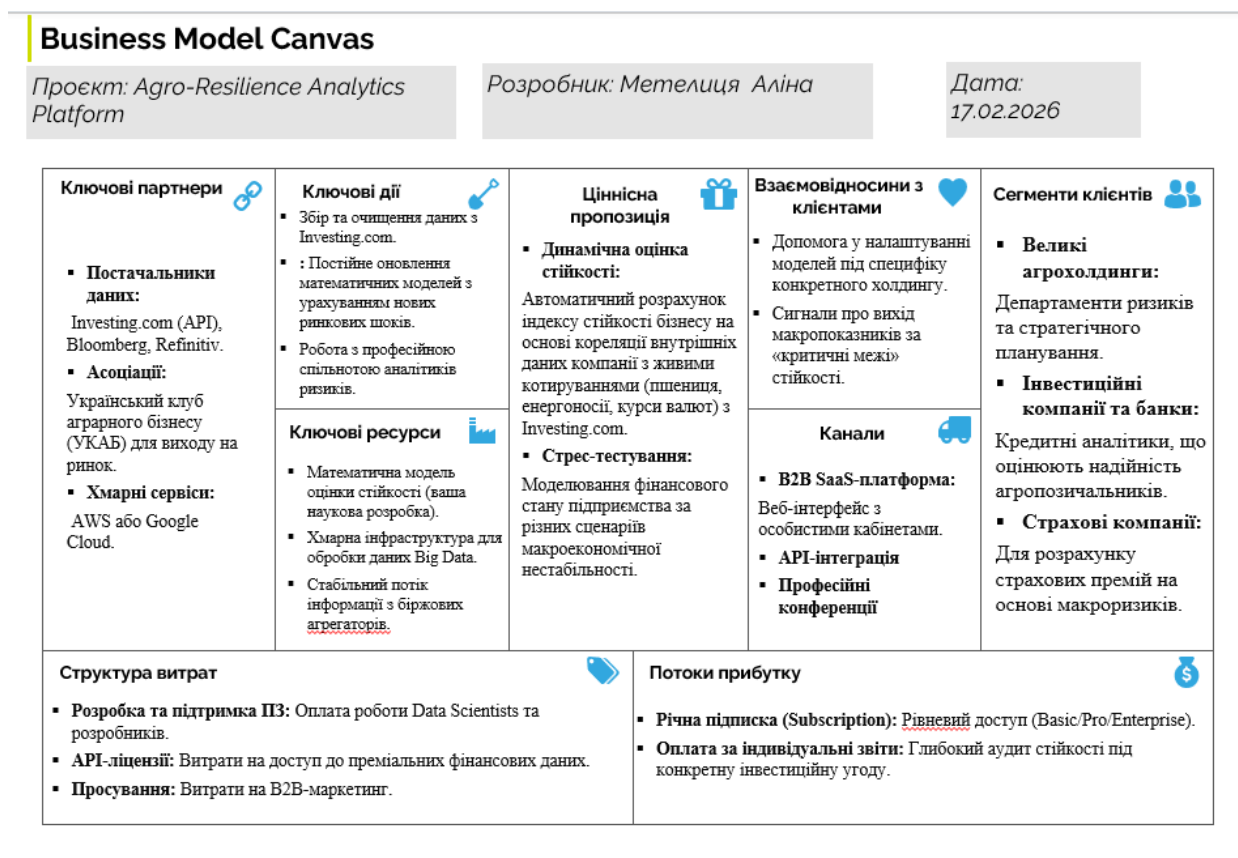


Рисунок 12: Бізнес-модель інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform

Створена бізнес-модель допомогла визначити основні частини майбутнього програмного рішення, зокрема партнерів, ресурси, функції, цільові групи користувачів та способи створення цінності.

Ключовими партнерами системи є постачальники фінансових даних, аграрні асоціації та хмарні платформи для обробки інформації. Основні джерела даних – це біржові агрегатори та аналітичні платформи, які надають інформацію про котирування акцій, світові ціни на сільськогосподарську продукцію та макроекономічні показники.

Ключові функції системи включають автоматичний збір та очищення даних, оцінку стійкості аграрних господарств, прогнозування кризових ситуацій та допомогу в прийнятті управлінських рішень.

Головною ціннісною пропозицією системи є формування динамічної оцінки стійкості аграрного бізнесу шляхом інтеграції фінансових, виробничих та макроекономічних показників в рамках єдиної аналітичної платформи.

Основними користувачами цього програмного продукту є великі агрохолдинги, інвестиційні компанії, банки та страхові компанії. Вони використовують результати оцінки для управління ризиками та стратегічного планування.

Для кращого розуміння структури інформаційної системи та чіткого визначення її роботи корисно використовувати методи структурного моделювання. В рамках дослідження було створено кілька моделей, які показують функціональні процеси, інформаційні потоки та логічну структуру системи.

Щоб оформити функціональні вимоги до інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform застосовано метод функціональної декомпозиції, в результаті якого було побудовано функціональну діаграму (FDD), яка відображає ієрархію основних процесів системи (рис. 13).

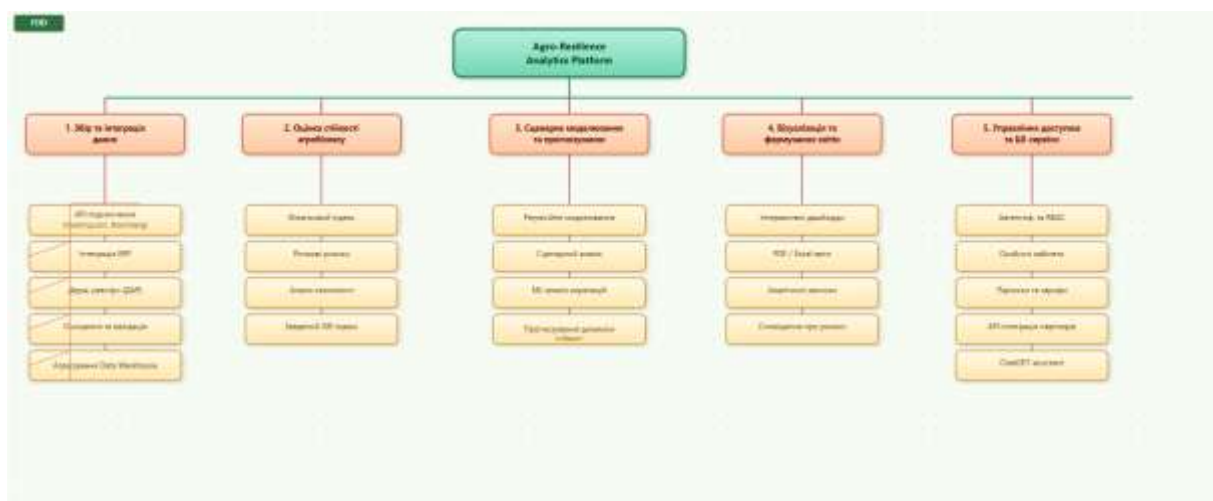


Рисунок 13: Функціональна діаграма системи Agro-Resilience Analytics Platform

На контекстному рівні система сприймається як один цілісний модуль, який створений для оцінки та прогнозування стабільності аграрного бізнесу.

На нульовому рівні виділили п'ять основних функціональних підсистем:

- збір та інтеграція даних;
- оцінка стійкості агробізнесу;

- сценарне моделювання та прогнозування;
- візуалізація та формування звітності;
- управління доступом та використання ШІ-сервісів.

На першому рівні кожен функціональний блок був детально розглянутий. Зокрема, підсистема збору даних включає підключення до зовнішніх API (Investing.com), інтеграцію ERP-систем компаній, співпрацю з державними реєстрами, а також виконання процесів очищення і перевірки даних.

Підсистема оцінки сталого розвитку відповідає за розрахунок фінансових показників, аналіз ринкових ризиків та сезонності, а також створення інтегрованого індексу сталого розвитку (ІСЗ). Моделювання сценаріїв включає використання регресійних моделей, сценарного аналізу, алгоритмів машинного навчання та розробку систем прогнозування.

Підсистема візуалізації допомагає створювати аналітичні панелі, звіти та автоматичні сповіщення про ризики, тоді як підсистема контролю доступу забезпечує механізми для перевірки ідентичності, налаштування користувачів та взаємодії з інтелектуальними сервісами.

Модель FDD допомагає зрозуміти, як працює архітектура системи, та створює основу для подальшого моделювання її процесів та потоків даних.

Для більш детального аналізу функціонування системи було використано методологію IDEF0. Цей метод допомагає чітко описати структуру процесів, інформаційних потоків та методів їх реалізації. На контекстному рівні (рис. 14) система представлена як єдиний процес оцінки стійкості агробізнесу.

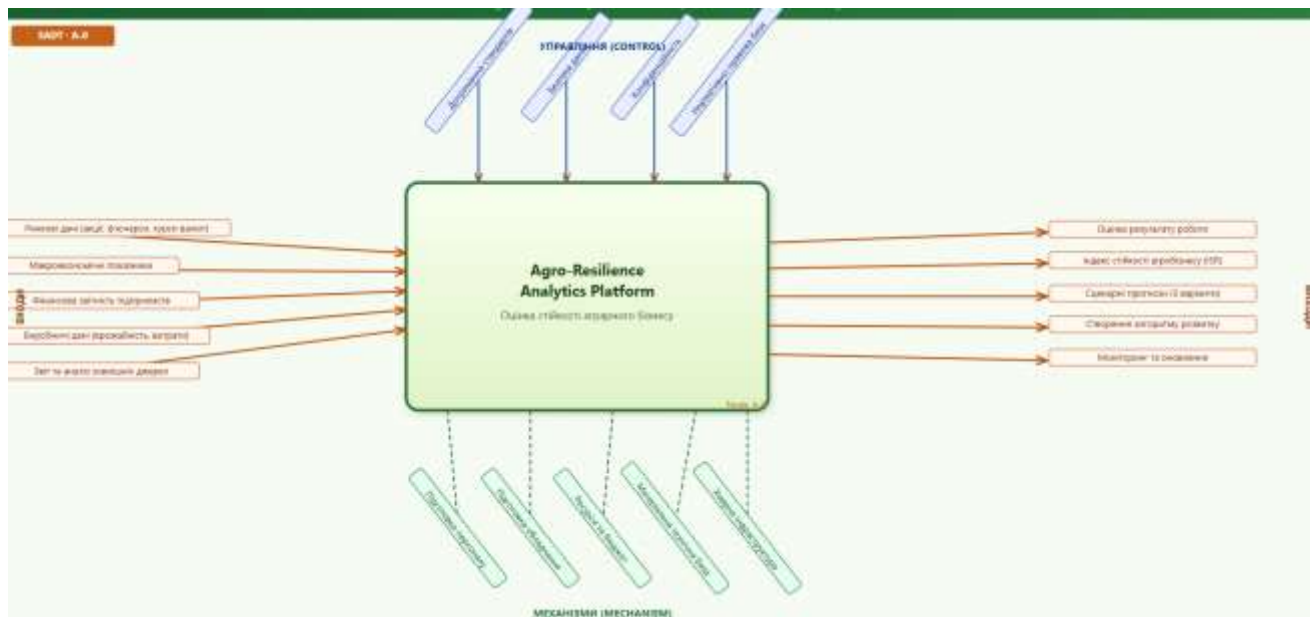


Рисунок 14: SADT-модель (IDEF0) рівня А-0

На даному рівні визначено:

Вхідні потоки (Input):

- ринкові дані (акції, ф'ючерси, валютні курси);
- макроекономічні показники;
- фінансова звітність підприємств;
- виробничі дані;
- зовнішні аналітичні звіти.

Керуючі впливи (Control):

- нормативно-правова база;
- стандарти обробки даних;
- вимоги безпеки та конфіденційності.

Вихідні результати (Output):

- індекс стійкості агробізнесу (ISR);
- сценарні прогнози розвитку;
- аналітичні звіти;
- рекомендації для прийняття управлінських рішень;
- результати моніторингу.

Механізми (Mechanism):

- програмне забезпечення;

- аналітичні алгоритми та моделі;
- інформаційна інфраструктура;
- кадрові ресурси.

Побудована модель показує, як працює система і як вона взаємодіє з навколишнім середовищем.

Для деталізації контекстуальної моделі була побудована модель SADT рівня A0 (рис. 15).

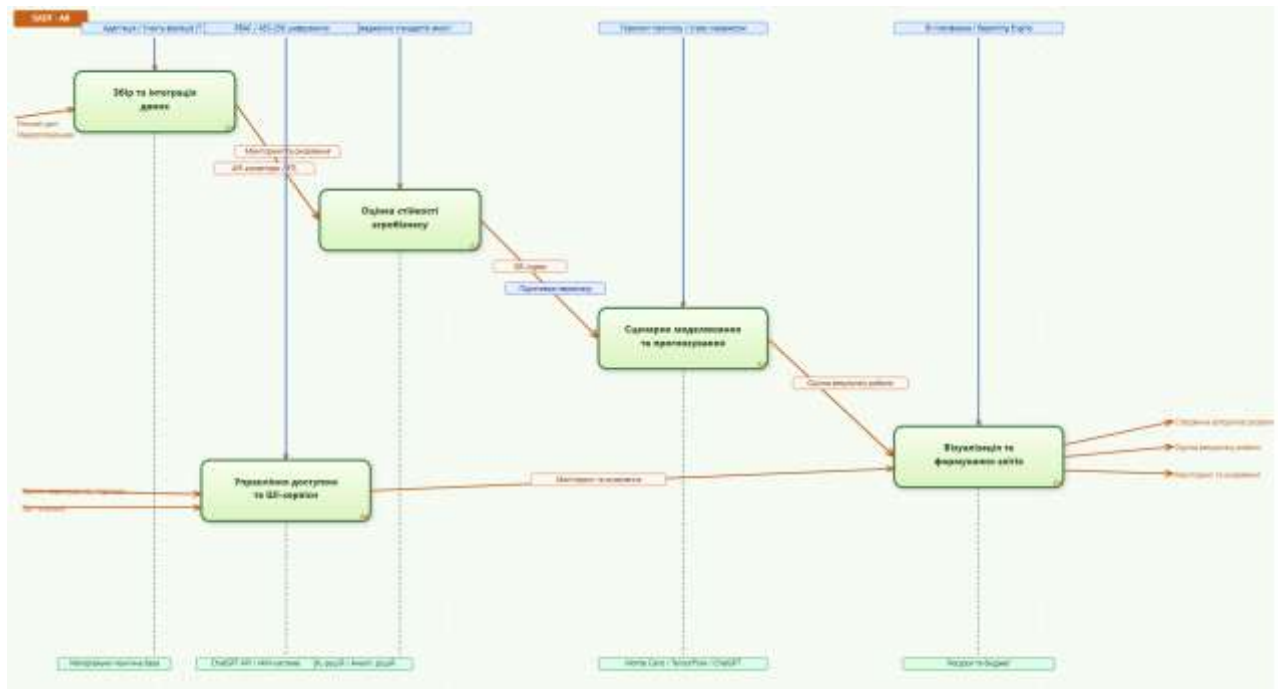


Рисунок 15: SADT-модель (IDEF0) рівня A0

На цьому етапі загальний процес розділений на пов'язані між собою підпроцеси:

- збір та інтеграція даних;
- оцінка стійкості агробізнесу;
- сценарне моделювання та прогнозування;
- візуалізація та формування звітності;
- управління доступом та ІІТ-сервіси.

Між підсистемами є логічні інформаційні зв'язки: результати збору та обробки даних передаються до модуля оцінювання, а потім використовуються для створення прогнозів і складання аналітичних звітів. Модель рівня A0 показує, як влаштована система і як пов'язані між собою її головні функціональні частини.

Найбільш детально було досліджено процес збору та інтеграції даних, для якого побудовано SADT-модель рівня A1 (рис. 16).

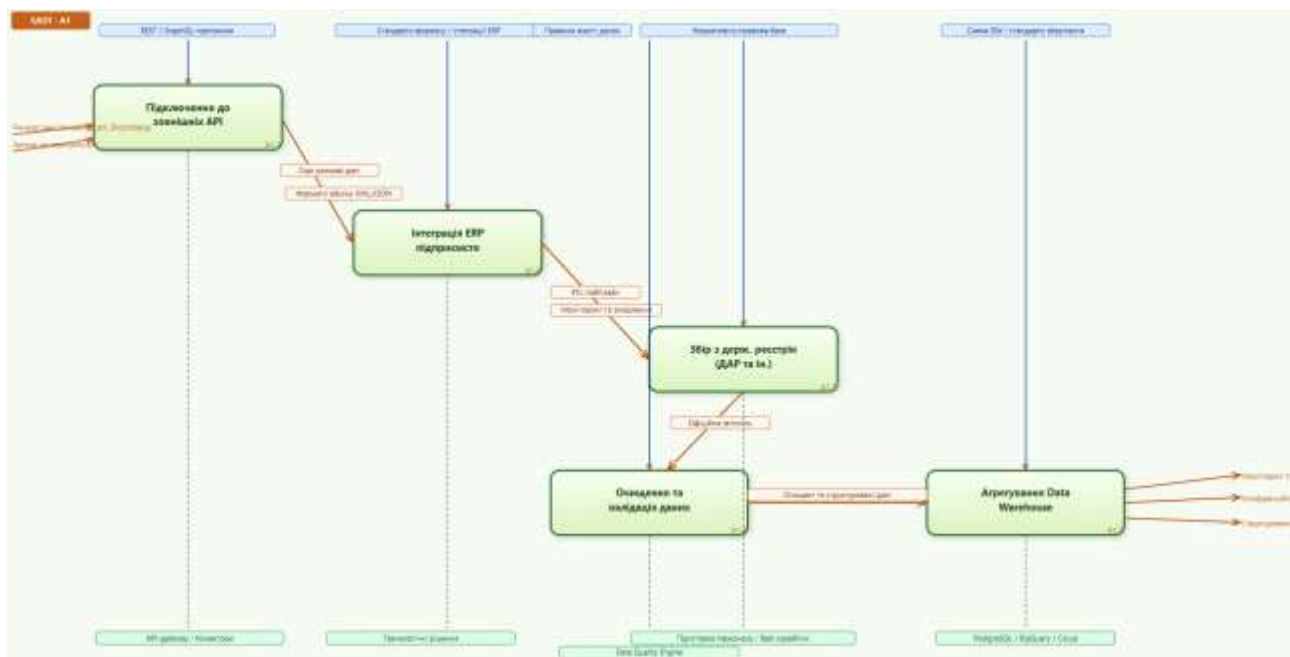


Рисунок 16: SADT-модель (IDEF0) рівня A1 (збір та інтеграція даних)

На цьому рівні процес декомпозовано на такі основні етапи:

- підключення до зовнішніх API (REST / GraphQL);
- інтеграція ERP-систем підприємств;
- отримання даних із державних реєстрів (ДАР);
- очищення та валідація даних;
- агрегування даних у сховищі Data Warehouse.

Вхідні потоки включають ринкові та макроекономічні дані, фінансові звіти компаній та результати запитів API. На ці потоки впливають стандарти інтеграції даних, правила забезпечення якості даних, законодавство та вимоги інформаційної безпеки.

Реалізація використовує API-конектори, ETL-процеси, інструменти обробки даних та сучасні технології, такі як PostgreSQL, BigQuery та хмарні платформи. Результатом роботи підсистеми є очищені, організовані та зібрані дані, готові до подальшого аналізу та моделювання.

Для кращого розуміння інформаційних потоків в інформаційній системі Agro-Resilience Analytics Platform було використано метод DFD (Data Flow

Diagram). Цей метод допомагає формалізувати рух даних між процесами, зовнішніми об'єктами та місцями зберігання даних. На контекстному рівні (рис.17) система показана як єдиний процес «Оцінка стійкості сільськогосподарського бізнесу», який взаємодіє із зовнішніми джерелами інформації та кінцевими користувачами.

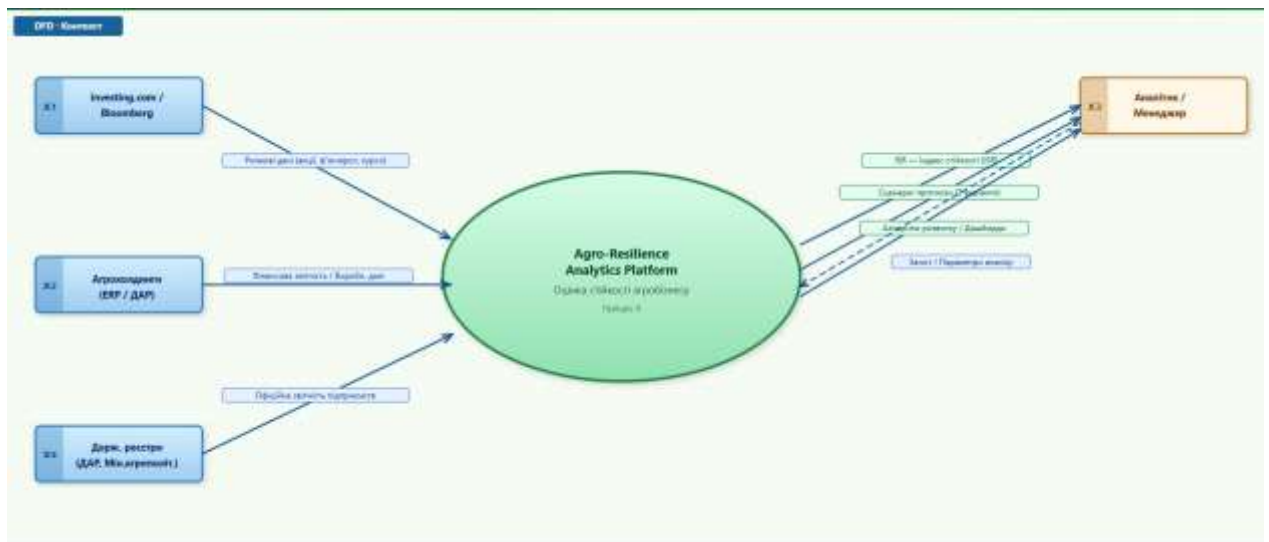


Рисунок 17: DFD-модель (контекстний рівень)

На даному рівні визначено основні зовнішні сутності:

- інформаційно-аналітичні платформи (Investing.com, Bloomberg), які забезпечують отримання ринкових даних;
- агрохолдинги, що надають фінансову та виробничу інформацію через ERP-системи;
- державні реєстри (ДАР, профільні органи), що формують офіційну звітність;
- аналітики та менеджери як кінцеві користувачі системи.

Вхідними потоками даних є:

- ринкові дані (котирування акцій, ф'ючерси, валютні курси);
- фінансова та виробнича звітність;
- макроекономічні та офіційні дані.

Вихідними потоками виступають:

- індекс стійкості агробізнесу (ISR);

- сценарні прогнози розвитку;
- аналітичні дашборди та алгоритми прийняття рішень.

Контекстна DFD-модель відображає загальні межі системи та її взаємодію із зовнішнім середовищем. Для деталізації контекстуальної моделі була побудована DFD-модель рівня 0 (рис.18).

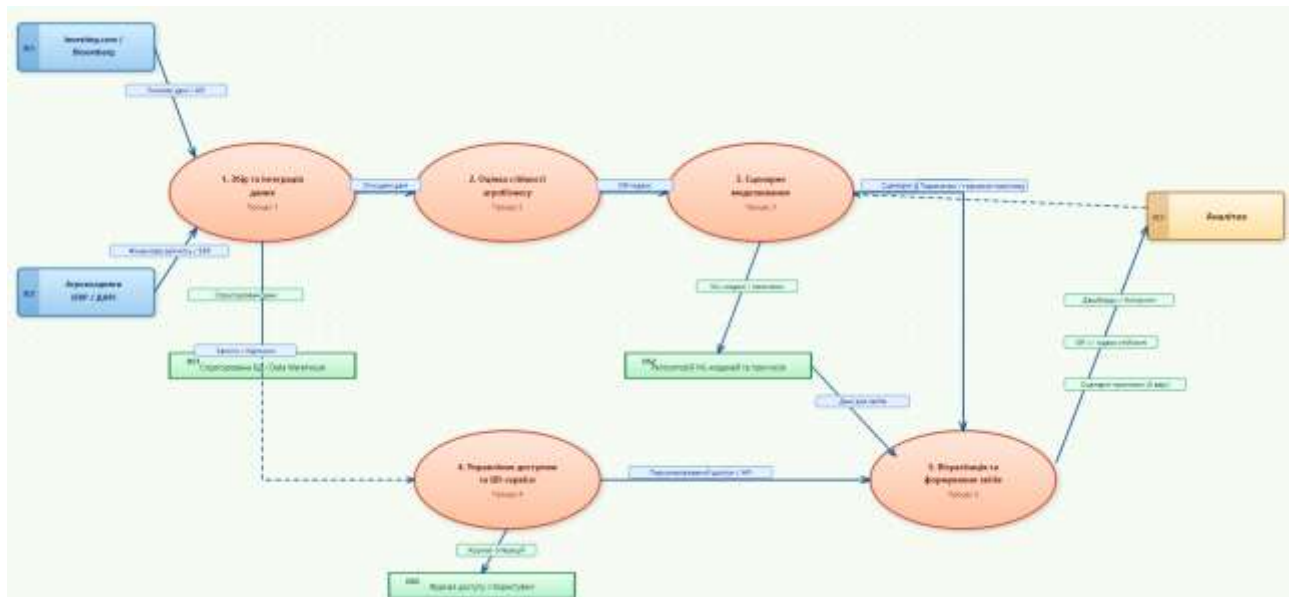


Рисунок 18: DFD-модель рівня 0

На цьому рівні система декомпозована на основні процеси:

1. Збір та інтеграція даних
2. Оцінка стійкості агробізнесу
3. Сценарне моделювання
4. Управління доступом та ІІІ-сервіси
5. Візуалізація та формування звітів

У межах моделі виділено основні сховища даних:

- структурована база даних (Data Warehouse);
- репозиторій моделей машинного навчання та прогнозів;
- журнал доступу та користувачів.

Потоки даних між процесами організовано наступним чином:

- зібрані та очищені дані передаються до підсистеми оцінювання;

- результати оцінки у вигляді індексу стійкості використовуються для сценарного моделювання;
- сформовані прогнози передаються до підсистеми візуалізації;
- результати обробки доступні користувачам через інтерфейс системи.

Особливу роль у системі відіграє підсистема управління доступом, яка контролює взаємодію користувачів із системою, захищає дані та дозволяє налаштовувати доступ до аналітичної інформації.

Модель DFD нульового рівня показує, як організовані інформаційні потоки в системі, а також допомагає зрозуміти зв'язки між її основними процесами. Для кращого розуміння інформаційних потоків ми розділили процес збору та об'єднання даних на частини. Це дозволило створити модель DFD першого рівня (рис.19).

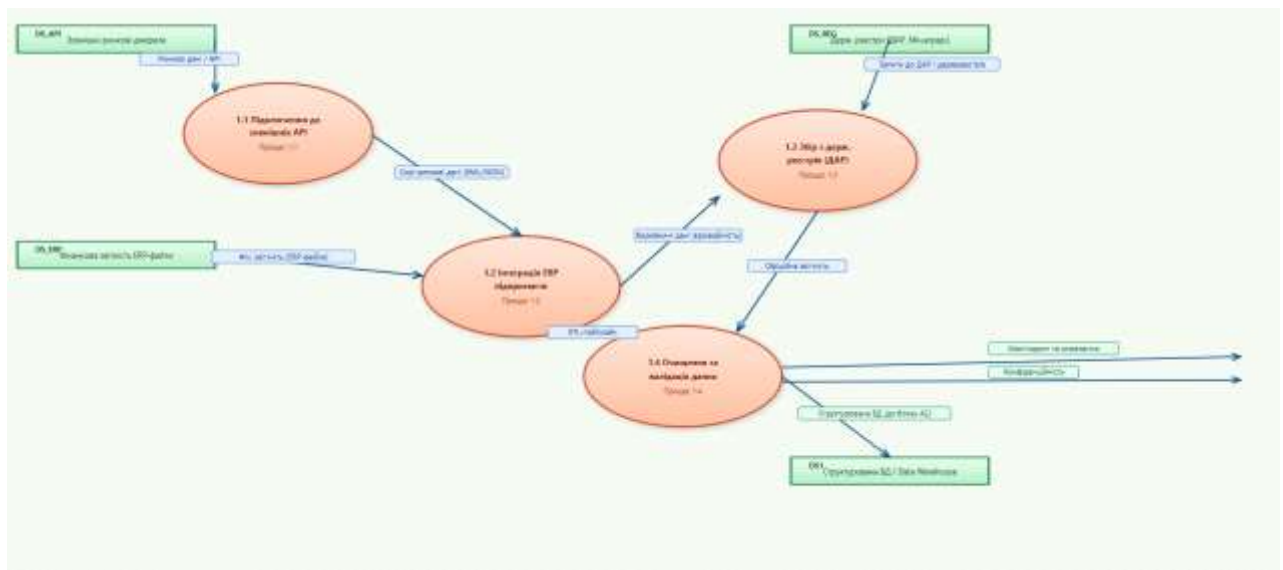


Рисунок 19: DFD-модель рівня 1 (збір та інтеграція даних)

На даному рівні процес деталізовано на такі підпроцеси:

- підключення до зовнішніх API та отримання ринкових даних;
- інтеграція фінансових та виробничих даних із ERP-систем
- отримання інформації з державних реєстрів;
- очищення та валідація даних;
- формування структурованої бази даних у сховищі Data Warehouse.

Вхідними джерелами даних є:

- зовнішні ринкові платформи;
- внутрішні інформаційні системи підприємств; державні інформаційні ресурси.

У межах моделі визначено основні сховища:

- база ERP-даних;
- база зовнішніх джерел;
- централізоване сховище даних (Data Warehouse).

Під час обробки даних дані проходять різні етапи модифікації та інтеграції, а потім зберігаються в організованому вигляді в центральному сховищі для подальшого використання в аналітичних та прогностичних моделях. Система приділяє особливу увагу якості даних. Це досягається за допомогою механізмів верифікації, стандартизації та очищення інформації, що дуже важливо для достовірності результатів аналізу.

Створені DFD-моделі допомогли чітко показати, як інформація рухається в системі, визначити основні джерела даних, місця їх зберігання та зв'язки між різними процесами. Отримані результати стануть основою для подальшого моделювання логічної структури даних та визначення сутностей інформаційної системи. Для продовження проектування інформаційної системи та визначення способів організації зберігання даних на основі результатів DFD-моделювання було створено логічну модель бази даних у вигляді діаграми сутність-зв'язок (ER-модель) (рис.20).

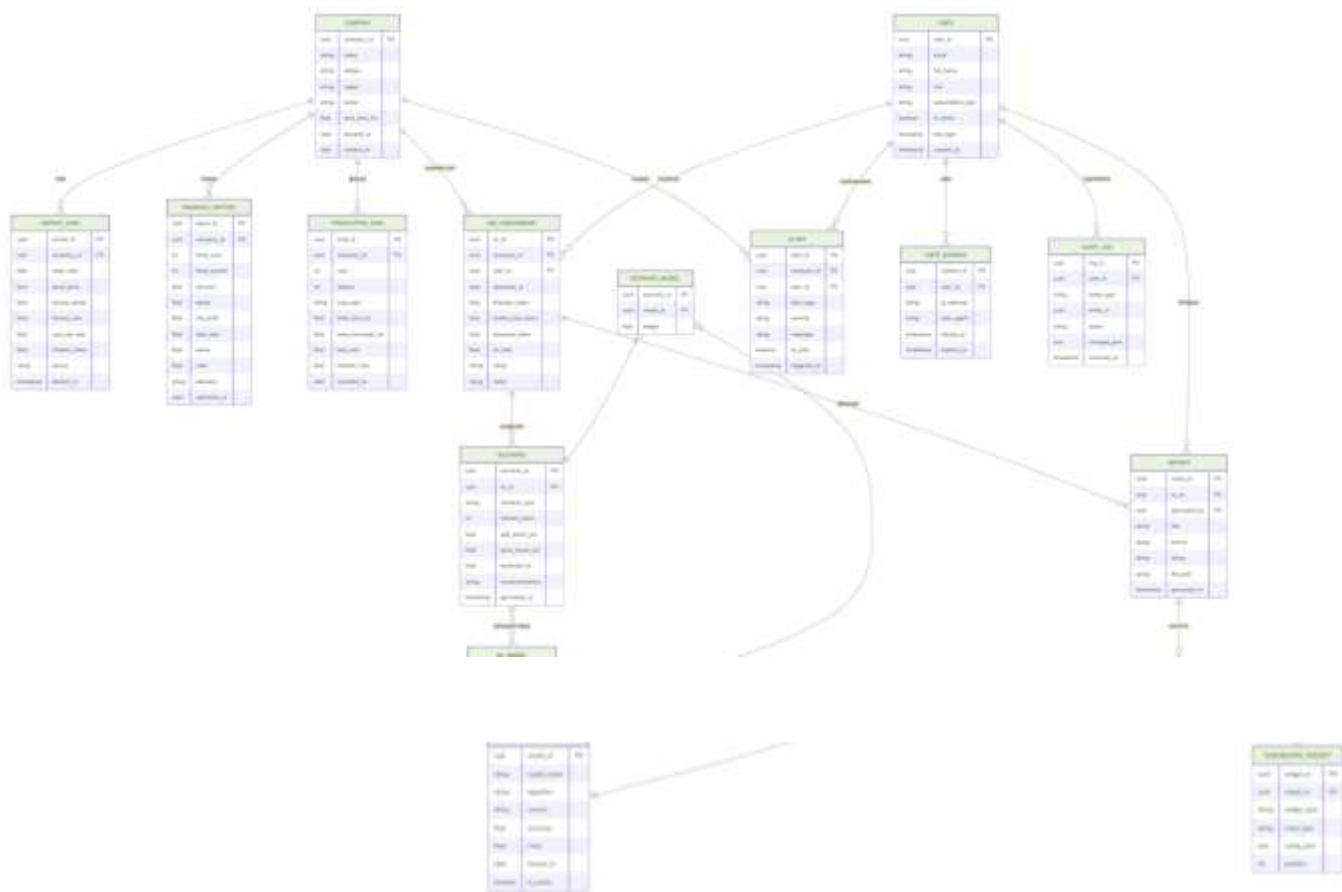


Рисунок 20: ER-модель інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform

Формування сутностей базувалося на аналізі сховищ даних, що були визначені в моделі DFD. Це забезпечило узгодженість між потоками даних і їх подальшим зберіганням у системі. Згідно з цим підходом, з сховища DS1 (структурована база даних / Data Warehouse) були виділені основні сутності, такі як COMPANY, MARKET_DATA, FINANCIAL_REPORT та PRODUCTION_DATA, які відображають ключові характеристики роботи агрохолдингів.

Центральне місце в моделі займає сутність COMPANY, яка є основним об'єктом аналізу та об'єднує всі типи вхідної інформації, включаючи ринкові, фінансові та виробничі дані. Така структура дозволяє проводити комплексний аналіз діяльності компанії з урахуванням впливу макроекономічних факторів..

Сховище DS2 (репозиторій моделей і прогнозів) стало основою для створення моделей ML_MODEL, SCENARIO, SCENARIO_MODEL та ISR_ASSESSMENT, які відповідають за виконання функцій прогнозування та сценарного аналізу. Сутність ISR_ASSESSMENT показує результати оцінки

стійкості аграрного бізнесу і формується в результаті аналізу зібраних даних. Вона є важливим елементом для подальшого розроблення сценаріїв розвитку та аналітичних звітів.

Зв'язок між сутностями SCENARIO та ML_MODEL створено за принципом «багато-до-багатьох» через проміжну таблицю SCENARIO_MODEL. Це дозволяє використовувати кілька моделей машинного навчання в одному сценарії, враховуючи їх важливість. Такий підхід покращує точність.

Із сховища DS3 (журнал доступу та користувачі) була створена група елементів, які відповідають за управління доступом і контроль за діями користувачів. До цієї групи входять USER, USER_SESSION, AUDIT_LOG та ALERT. Елемент USER описує користувачів системи та їхні ролі, а USER_SESSION реєструє сеанси роботи. AUDIT_LOG фіксує дії в системі, що дуже важливо для прозорості та безпеки. Сутність ALERT реалізує систему сповіщень про ризики, яка пов'язана як з користувачем, так і з певною компанією.

Модель також включає елементи REPORT та DASHBOARD_WIDGET, які відповідають за відображення результатів аналізу у вигляді звітів та інтерактивних візуалізацій. Вони допомагають перетворити аналітичні дані у зручну для користувача форму та підтримують процес прийняття управлінських рішень.

Створена ER-модель показує логічну структуру даних інформаційної системи, визначає основні сутності та зв'язки між ними, що гарантує цілісність, узгодженість і ефективність обробки інформації.

Для завершення структурного аналізу інформаційної системи та формалізації логіки виконання основних бізнес-процесів була використана нотація BPMN (Модель і нотація бізнес-процесів). Такий підхід дозволяє чітко показати порядок виконання операцій, взаємодію між учасниками процесу, а також альтернативні сценарії.

У дослідженні змодельовано основні бізнес-процеси інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform, які відповідають основним функціональним

підсистемам: обробка даних, оцінка стійкості та сценарне моделювання. На *рис.21* представлено BPMN-модель процесу збору та інтеграції даних.

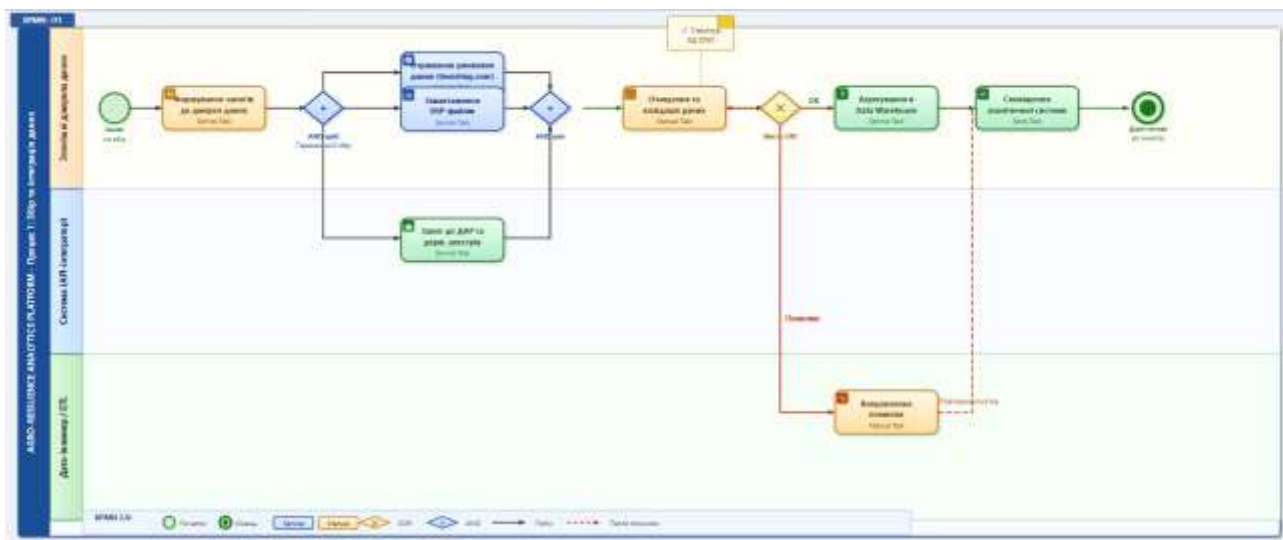


Рисунок 21: BPMN-модель процесу збору та інтеграції даних

Процес починається з формування запиту на збір даних. Потім підключаються зовнішні джерела інформації, такі як біржові платформи та ERP-системи компаній. Одночасно отримуються дані з державних реєстрів. На наступному етапі відбувається завантаження та інтеграція даних, після чого вони очищаються та перевіряються. Якщо виникають помилки, існує альтернативний план їх виправлення та повторної обробки даних. Після успішної перевірки дані збираються у Data Warehouse (сховище даних), що гарантує їх зберігання в упорядкованому вигляді. Останнім етапом процесу є передача інформації до аналітичної системи для подальшого використання.

На *рис.22* показано BPMN-модель процесу оцінки стійкості аграрного бізнесу.

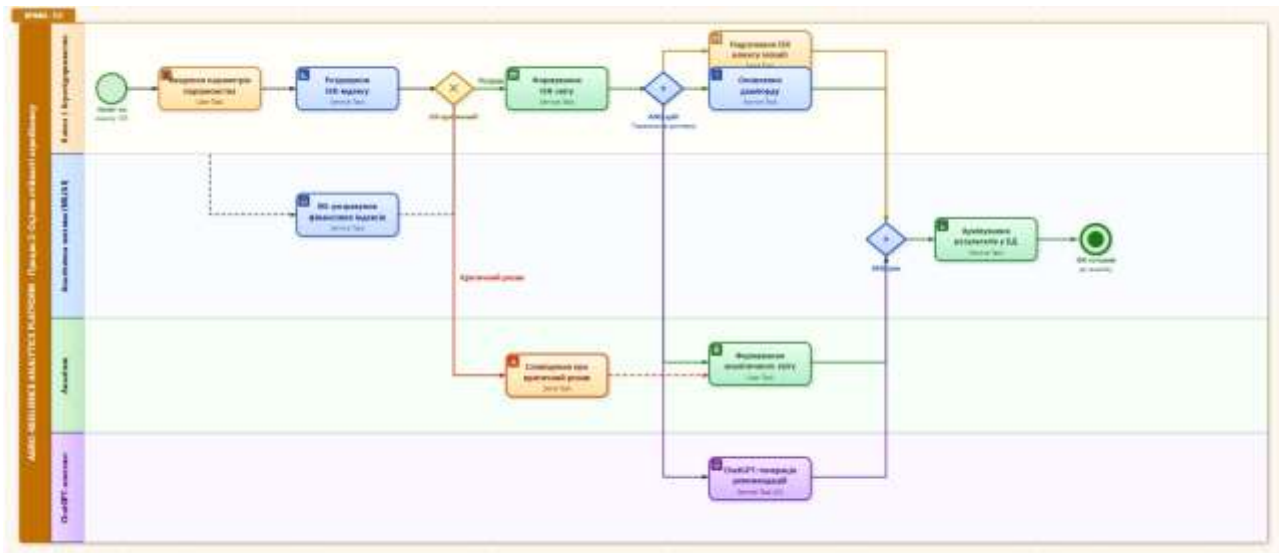


Рисунок 22: BPMN-модель процесу оцінювання стійкості

Процес починається з введення користувачем параметрів для аналізу діяльності підприємства. Потім розраховується індекс стійкості (ISR), який можна доповнити результатами моделей машинного навчання. Після цього створюється базовий показник стійкості, який передається до підсистеми візуалізації або використовується для подальшого аналізу. Якщо виявляються критичні значення, система автоматично створює сповіщення про ризики. Результати аналізу зберігаються в базі даних, а також можуть бути використані для оновлення аналітичних панелей та створення рекомендацій. Крім того, передбачено використання інтелектуальних сервісів, таких як ChatGPT, для створення пояснень та порад щодо підвищення стійкості.

На *рис.23* наведено BPMN-модель процесу сценарного моделювання та прогнозування.

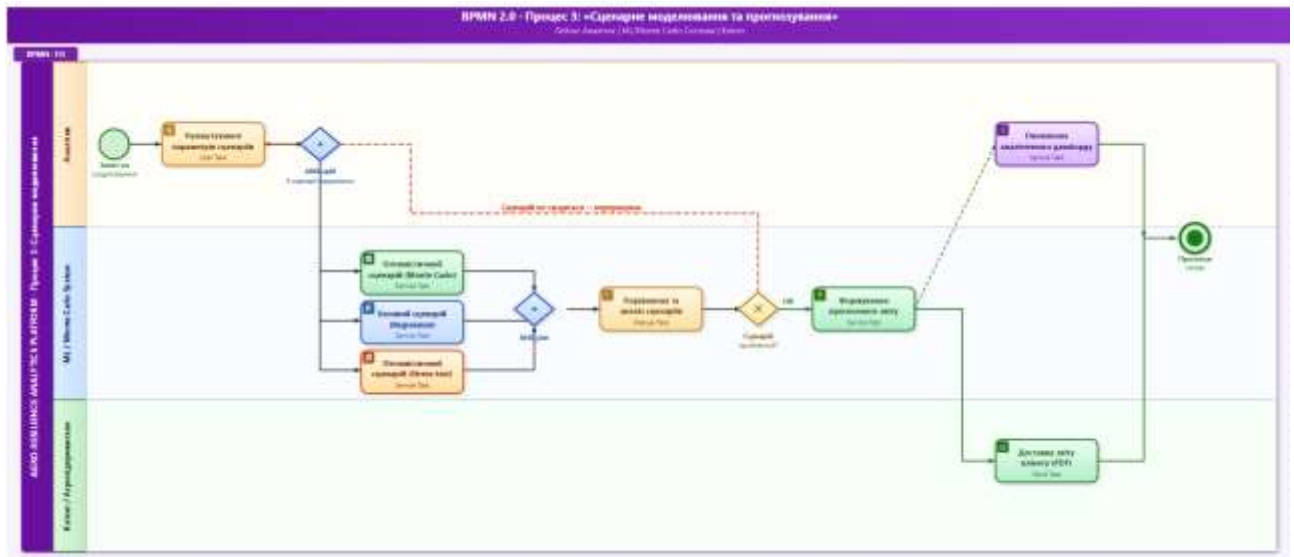


Рисунок 23: BPMN-модель процесу сценарного моделювання

Цей процес починається з того, що користувач задає параметри сценарію розвитку. Потім створюються різні альтернативні сценарії, включаючи оптимістичний, базовий та песимістичний. Для обробки сценаріїв використовуються різні методи: стохастичне моделювання (Монте-Карло), регресійний аналіз та стрес-тестування. Після цього результати перевіряються на правильність та створюється аналітичний звіт. Якщо результати не відповідають вимогам, передбачено повернення до попередніх етапів для коригування параметрів та перерахунку. Заключні етапи включають підготовку звіту та його передачу користувачеві, зокрема у форматі PDF або через інтерактивні інформаційні панелі.

Використання структурного підходу до аналізу інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform з використанням моделювання FDD, SADT, DFD, ER та BPMN дозволило повноцінно вивчити принципи її роботи. Побудовані моделі допомогли створити чітку структуру функцій, інформаційних потоків, логічну організацію даних та бізнес-процесів системи. Це дозволило визначити основні елементи системи, їх зв'язки та принципи взаємодії в умовах макроекономічної нестабільності.

3.3 Проектування інформаційної системи оцінювання та прогнозування ризиків агрохолдингів

Інформаційна система **Agro-Resilience Analytics Platform** це інтегрована інформаційно-аналітична платформа, призначена для оцінки стійкості агробізнесу в умовах макроекономічної нестабільності.

Основна функція системи полягає в забезпеченні повного процесу обробки інформації, який включає збір, інтеграцію, аналіз та прогнозування фінансових, ринкових та виробничих показників сільськогосподарських підприємств. На основі отриманих даних система розраховує інтегральний індекс стійкості (ISR), створює сценарії прогнозів розвитку (оптимістичний, базовий, песимістичний) і надає результати аналізу у вигляді аналітичних звітів, дашбордів і текстових рекомендацій.

Особливістю цієї системи є те, що її можна поєднувати із зовнішніми джерелами даних, такими як Investing.com, Bloomberg, державними реєстрами та API державних сервісів, а також із внутрішніми ERP-системами агрохолдингів. Це дозволяє створити єдине аналітичне середовище.

Під час розробки інформаційної системи було визначено основних учасників, які взаємодіють з цією системою (Табл.13).

Таблиця 13

Актори системи Agro-Resilience Analytics Platform

Актор	Короткий опис
Аналітик	Фахівець, який здійснює оцінку стійкості агробізнесу, інтерпретує результати аналізу та формує аналітичні звіти
Клієнт (Агropідприємство)	Представник аграрного підприємства (менеджер або власник), який замовляє аналіз стійкості свого бізнесу та отримує звіти
Адміністратор системи	Відповідає за управління доступом користувачів, налаштування системи та адміністрування бази даних
ChatGPT-асистент (ШІ)	Зовнішній AI-сервіс, що генерує текстові рекомендації та пояснення результатів аналізу
Investing.com / Bloomberg	Зовнішнє джерело ринкових даних: котирування акцій, ф'ючерси, курси валют, макроіндекси
ERP-система агрохолдингу	Внутрішня система підприємства; джерело виробничих та фінансових даних (врожайність, витрати, звітність)
Держ. реєстр (ДАР)	Державний аграрний реєстр — зовнішнє джерело офіційної звітності та верифікованих даних

Аналіз показує, що система має складну структуру взаємодії, яка включає внутрішніх користувачів, таких як аналітик, клієнт та адміністратор, а також зовнішні джерела інформації. Важливу роль у цьому відіграє помічник ChatGPT, який забезпечує інтелектуальну підтримку користувача.

Після аналізу предметної області було визначено основні функції системи, які були представлені у вигляді варіантів використання (Табл. 14).

Таблиця 14

Основні прецеденти системи

Прецедент	Короткий опис
Збір та інтеграція даних	Запускається аналітиком або автоматично за розкладом. Система збирає дані з ринкових джерел (API), ERP-систем та держ. реєстрів, очищує та агрегує їх у Data Warehouse
Оцінка стійкості агробізнесу (ISR)	Запускається аналітиком або клієнтом. Система розраховує індекс стійкості ISR на основі ML-моделей та формує структурований ISR-звіт
Сценарне моделювання та прогнозування	Запускається аналітиком. Система будує три сценарії (оптимістичний, базовий, песимістичний) методом Monte Carlo та регресійного аналізу
Перегляд аналітичного дашборду	Запускається клієнтом або аналітиком. Дозволяє переглядати інтерактивні діаграми, ISR-індекс та порівняльну аналітику
Формування та вивантаження звіту	Запускається аналітиком або клієнтом. Система генерує PDF/Excel-звіт та надсилає його на email клієнта
Отримання рекомендацій ChatGPT	Запускається аналітиком або клієнтом. Система передає результати аналізу до ChatGPT API та отримує текстові рекомендації
Управління обліковими записами	Запускається адміністратором. Дозволяє додавати, змінювати, видаляти користувачів та керувати рівнями доступу
Управління підписками та тарифами	Запускається адміністратором або клієнтом. Дозволяє обирати та змінювати тарифний план
Моніторинг роботи системи	Запускається адміністратором. Відображає стан серверів, журнал операцій та сповіщення про помилки

Виділені варіанти використання показують повний процес роботи системи: від збору інформації до створення аналітичних рішень. Основними процесами є оцінка сталості агробізнесу та сценарне моделювання. Щоб показати, як учасники

взаємодіють із системою, було створено діаграму варіантів використання моделювання (рис.24).

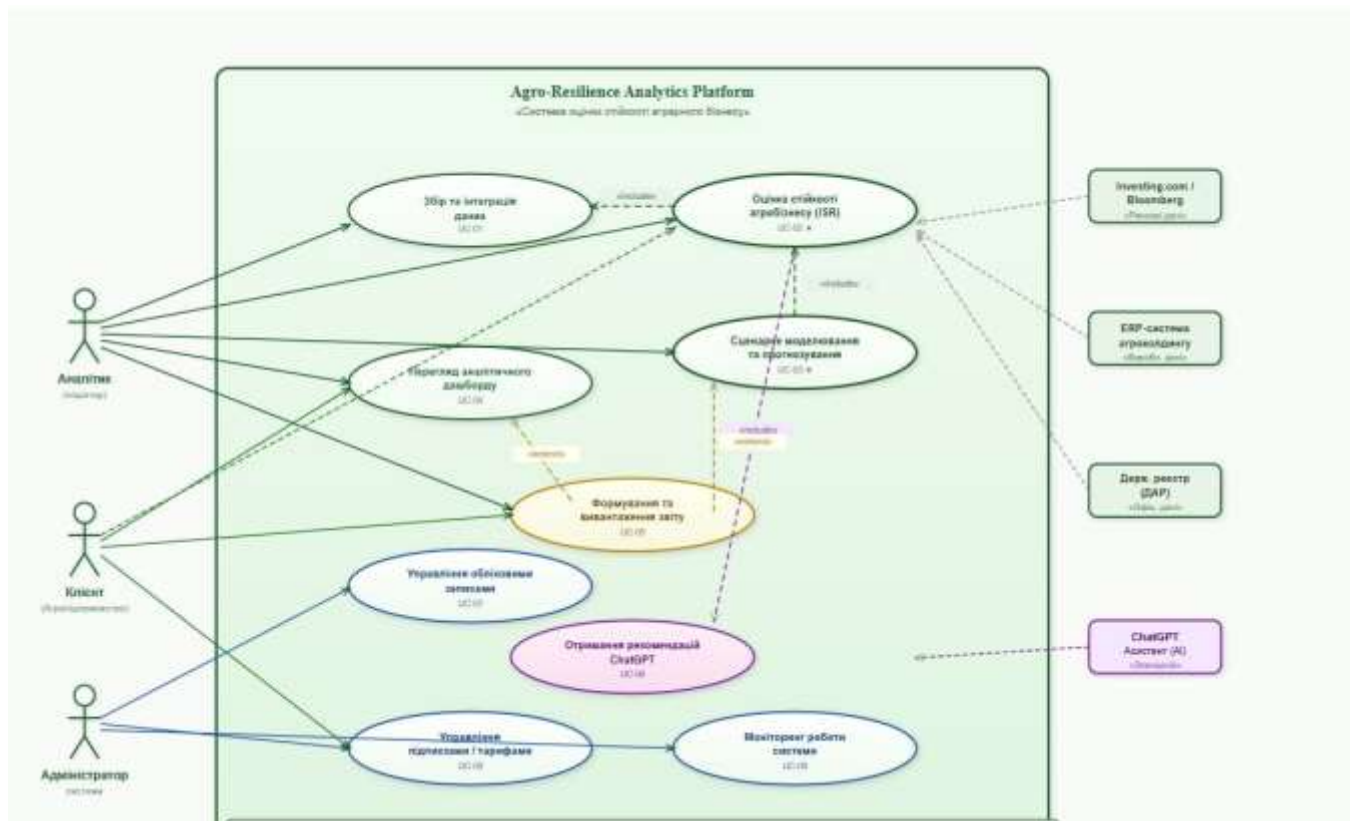


Рисунок 24: Діаграма прецедентів системи Agro-Resilience Analytics Platform

Структура діаграми:

- Система (прямокутник): «Agro-Resilience Analytics Platform»
- 4 людини-актори: Аналітик, Клієнт (Агropідприємство), Адміністратор, ChatGPT-асистент
- 3 системи-актори: Investing.com/Bloomberg, ERP-система, Держ. реєстр (ДАР)
- 9 прецедентів (еліпси) всередині системи
- Зв'язки: association (—), include (<<include>>), extend (<<extend>>)

Зв'язки між прецедентами:

- «Оцінка стійкості» <<include>> «Збір та інтеграція даних» — оцінка завжди потребує зібраних даних

- «Оцінка стійкості» <<include>> «Отримання рекомендацій ChatGPT» — AI-рекомендації є обов'язковою частиною
- «Сценарне моделювання» <<include>> «Оцінка стійкості» — сценарії базуються на ISR
- «Формування звіту» <<extend>> «Перегляд дашборду» — звіт є розширенням перегляду
- «Формування звіту» <<extend>> «Сценарне моделювання» — звіт може включати сценарії

Після створення діаграми прецедентів варто детальніше описати найважливіші функціональні сценарії системи за допомогою їх формалізованого опису. Основні характеристики та параметри реалізації цього прецеденту представлені в таблиці 15.

Таблиця 15

Специфікація прецеденту UC-02

Назва прецеденту	Оцінка стійкості агробізнесу (ISR)
Ідентифікатор	UC-02
Актори	Аналітик (ініціатор), Клієнт (ініціатор), Система (<u>Agro-Resilience Analytics Platform</u>)
Короткий опис	Прецедент дозволяє розрахувати індекс стійкості ISR аграрного підприємства на основі зібраних даних із застосуванням ML-моделей. Результат: ISR-звіт та рекомендації ChatGPT
Передумови (<u>Pre-conditions</u>)	1. Користувач (Аналітик або Клієнт) авторизований у системі. 2. У системі наявні актуальні зібрані дані для обраного підприємства (прецедент UC-01 виконано). 3. ML-моделі завантажені та готові до розрахунку
Постумови (<u>Post-conditions</u>)	ISR-індекс розрахований та збережений у базі даних. Сформовано ISR-звіт. ChatGPT-асистент надав рекомендації. Клієнт отримав сповіщення на <u>email</u>

Цей випадок важливий для роботи системи, оскільки дозволяє розрахувати інтегральний показник стійкості сільськогосподарського підприємства. Під час цього процесу здійснюється перевірка актуальності вхідних даних, їх отримання з централізованого сховища, запуск моделей машинного навчання та формування результатів аналізу, які потім зберігаються в базі даних.

Основною рисою цього процесу є об'єднання кількох функціональних частин системи. Це включає використання сховища даних Data Warehouse як основного джерела зібраних даних, використання економіко-математичних алгоритмів та алгоритмів машинного навчання для розрахунку показників, а також використання сервісу ChatGPT для створення аналітичних порад.

Крім того, створено методи автоматичного оповіщення користувачів, які включають складання звітів та надсилання електронних листів. Це допомагає швидше приймати управлінські рішення. Специфікація варіанту використання представлена в таблиці 16.

Таблиця 16

Специфікація прецеденту UC-03

Потік подій для прецеденту «Сценарне моделювання та прогнозування»	
Назва прецеденту	Сценарне моделювання та прогнозування
Ідентифікатор	UC-03
Актори	Аналітик (ініціатор), Система (Agro-Resilience Analytics Platform), ChatGPT-асистент (зовнішній)
Короткий опис	Прецедент дозволяє побудувати три прогнозних сценарії (оптимістичний, базовий, песимістичний) для оцінки майбутньої стійкості аграрного підприємства методами Monte Carlo та регресійного аналізу
Передумови (Pre-conditions)	1. Аналітик авторизований у системі. 2. ISR-індекс для обраного підприємства розрахований (прецедент UC-02 виконано). 3. Параметри горизонту прогнозування задані
Постумови (Post-conditions)	Три сценарії побудовані та збережені в системі. Порівняльний аналіз сценаріїв сформований. Звіт у форматі PDF/Excel підготовлений. Клієнт отримав сповіщення про готовність сценаріїв

Цей прецедент забезпечує реалізацію функцій прогнозування та оцінки можливих сценаріїв розвитку сільськогосподарського підприємства на основі попередньо розрахованого індексу стійкості.

У процесі виконання використовуються такі методи, як моделювання Monte Carlo, регресійний аналіз та стрес-тестування. Це допомагає врахувати вплив важливих макроекономічних факторів та створити альтернативні сценарії розвитку. Використання цих підходів дає змогу отримувати різні прогнози та

робить управлінські рішення більш обґрунтованими в умовах нестабільного зовнішнього середовища.

Для кращого розуміння принципу роботи системи було розширено специфікації основних варіантів використання. На основі створеної діаграми варіантів використання системи Agro-Resilience Analytics Platform було проведено детальний аналіз сценаріїв виконання процесів UC-02 та UC-03.

В результаті дослідження виявилось, що необхідно розширити моделі, додавши ще кілька підпроцесів. Ці підпроцеси повинні допомогти в обробці помилок, формуванні звітів, взаємодії із зовнішніми сервісами та підвищити надійність системи. Також було доповнено список альтернативних сценаріїв, що охоплюють екстремальні випадки роботи.

У процесі аналізу випадку UC-02 було уточнено його структуру та детально розглянуто логіку виконання. Розширена модель передбачає, що після успішної автентифікації користувачеві система надається доступ до основних функцій. Це включає розрахунок індексу стійкості, перегляд результатів та формування звітів. Основним процесом є запуск підпроцесу розрахунку ISR, який полягає в отриманні даних зі сховища даних, їх перевірці та подальшому розрахунку показників за допомогою моделей машинного навчання.

Порівняно з базовою моделлю, можливості системи розширено шляхом додавання підпроцесів для створення та завантаження звітів, а також автоматичного сповіщення користувачів електронною поштою. Це дозволяє забезпечити більш повний цикл аналітичної обробки даних.

Особливу увагу приділено обробці різних сценаріїв. Зокрема, враховано такі проблеми, як помилки автентифікації, застарілі або відсутні дані, збої в моделях машинного навчання, труднощі зі збереженням результатів у базі даних та недоступність зовнішніх сервісів.

Для кожної ситуації розроблено механізми реагування, які включають повторні спроби виконання операцій, сповіщення адміністратора та можливість повернення користувача до попередніх етапів. Цей метод допомагає забезпечити

високу надійність інформаційної системи та її стійкість до зовнішніх та внутрішніх збоїв.

Розширення прецеденту UC-03 було спрямоване на підвищення гнучкості та адаптивності процесів прогнозування. Під час роботи користувач налаштовує параметри моделювання, а потім система одночасно запускає кілька аналітичних моделей. Завдяки використанню паралельних обчислень час обробки даних значно скорочується, і це дозволяє створювати альтернативні сценарії розвитку.

Окрім основного сценарію, було заплановано також додаткові функції, такі як перегляд збережених сценаріїв, порівняльний аналіз та створення звітів. Це розширює можливості системи та підвищує її практичну цінність для користувачів.

Також було враховано багато різних альтернативних ситуацій, таких як неправильно введені параметри, відсутність необхідних даних, помилки в роботі прогнозних моделей, збої у взаємодії із зовнішніми сервісами та проблеми зі зберіганням інформації. Реалізація механізмів обробки цих випадків забезпечує стійкість системи в умовах невизначеності.

Розширення сценаріїв виконання прецедентів допомогло поліпшити деталізацію моделі системи та зробити її більш відповідною до реальних умов роботи. Для подальшої формалізації динаміки функціонування інформаційної системи було побудовано діаграму послідовності для прецеденту UC-02 (*Додаток В*).

На діаграмі показано, як взаємодіють основні частини системи. Це включає користувача, інтерфейс, модуль перевірки особи, контролер обробки даних, сховище даних, модуль машинного навчання, API ChatGPT, службу сповіщень та базу даних. Моделюються основні етапи робочого процесу: перевірка користувача, перевірка та завантаження даних, обчислення, збереження результатів, отримання порад та сповіщення користувача.

Суттєвою особливістю діаграми є наявність альтернативних гілок виконання (alt), які дозволяють показувати різні варіанти розвитку подій, включаючи обробку помилок та нестандартних ситуацій. Додатково

використовується механізм додаткових сценаріїв (opt), що демонструє можливість формування звітності на запит користувача.

В результаті розробки інформаційної системи Agro-Resilience Analytics Platform було створено повну модель її функціонування, яка включає визначення учасників, опис функціональних можливостей та детальний розгляд основних сценаріїв виконання.

Використання UML-моделювання допомогло чітко визначити як статичну, так і динамічну структуру системи. Це дозволило описати, як взаємодіють користувачі, яка логіка виконання процесів та в якій послідовності відбуваються операції.

Запропонована система дозволяє поєднувати різні джерела інформації, використовувати новітні методи аналізу та прогнозування, а також застосовувати інструменти штучного інтелекту для допомоги у прийнятті управлінських рішень.

Отримані результати показують, що можливо створити ефективну аналітичну платформу для оцінки стійкості аграрного бізнесу та управління ризиками в умовах макроекономічної нестабільності.

ВИСНОВКИ

Проведене дослідження дозволило комплексно оцінити вплив макроекономічних потрясінь та регіональних особливостей на розвиток аграрного сектору України, поєднавши фінансово-економічний аналіз агрохолдингів із сучасними методами обробки даних, зокрема кластеризацією.

З'ясовано, що глобальні та національні кризи, такі як пандемія COVID-19 та повномасштабна війна 2022 року, суттєво вплинули на функціонування аграрного бізнесу. Пандемія спричинила тимчасові порушення логістики, зміни попиту та підвищення фінансової нестабільності, однак більшість агрохолдингів змогли адаптуватися та відновити свою діяльність, продемонструвавши гнучкість управлінських підходів. Натомість війна мала значно глибший і триваліший деструктивний вплив, що проявився у територіальних обмеженнях, скороченні виробництва, зростанні ризиків та зниженні фінансових показників підприємств.

Аналіз діяльності окремих компаній, зокрема KSG Agro SA, Astarta Holding NV і МНР DRC, показав високу чутливість до зовнішніх шоків та підкреслив важливість ефективного ризик-менеджменту й стратегічного планування. Водночас результати дослідження підтверджують загальну здатність аграрного сектору України до адаптації та поступового відновлення навіть у надскладних умовах.

Важливим доповненням до дослідження стало застосування методів економіко-математичного моделювання, зокрема моделі Хольта–Вінтерса, яка дозволила виявити тенденції, сезонність та короткострокові ризики зміни вартості акцій агрохолдингів. Це підтвердило доцільність використання методів аналізу часових рядів для прогнозування в умовах нестабільного економічного середовища.

Крім того, у роботі було застосовано структурний підхід до аналізу аграрного сектору як складної багаторівневої системи. Використання методів структурного моделювання (FDD, SADT, DFD, ER, BPMN) дало змогу

формалізувати архітектуру інформаційної системи, визначити її функціональні компоненти, інформаційні потоки та бізнес-процеси.

Суттєвим результатом дослідження стала розробка концепції інформаційної системи **Agro-Resilience Analytics Platform**, яка інтегрує фінансові, виробничі та макроекономічні дані, а також використовує інструменти штучного інтелекту для оцінки та прогнозування стійкості аграрних підприємств.

Окрему роль у роботі відіграла кластеризація регіонів України за показниками аграрного розвитку. Використання алгоритму K-Means дозволило виділити три групи регіонів, що відображають різний рівень розвитку, продуктивності та впливу воєнних дій. Південні та східні області сформували кластер найбільш постраждалих територій із суттєвим падінням аграрної активності. Центральні регіони утворили змішаний кластер із високим виробничим потенціалом, але різним рівнем ризиків. Західні та північні області сформували відносно стабільний кластер, який відіграє компенсуючу роль у забезпеченні продовольчої безпеки країни. Таким чином, кластеризація дозволила виявити просторові диспропорції розвитку аграрного сектору та вплив кризових факторів на регіональному рівні.

Загалом у роботі досягнуто поставленої мети — проаналізовано вплив макроекономічних шоків на аграрний бізнес, оцінено його стійкість, здійснено кластеризацію регіонів та розроблено інструменти для прогнозування і підвищення ефективності управління.

Отримані результати мають як теоретичну, так і практичну значущість. Вони можуть бути використані для вдосконалення державної аграрної політики, підвищення ефективності управління підприємствами, оптимізації розподілу ресурсів та забезпечення стабільного функціонування аграрного сектору України в умовах сучасних викликів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Міністерство аграрної політики та продовольства України. Непрямі втрати у сільському господарстві оцінюються у 23,3 млрд дол. США [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://minagro.gov.ua/news/nepryami-vtrati-u-silskomu-gospodarstvi-ocinyuyutsya-u-233-mlrd-dol-ssha>
2. Державна служба статистики України [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://ukrstat.gov.ua/>
3. Державний аграрний реєстр [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.dar.gov.ua/>
4. Food and Agriculture Organization of the United Nations (FAO) [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.fao.org/>
5. World Bank Group [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.worldbank.org/>
6. Investing.com [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.investing.com>
7. Glauben T., Svanidze M., Götz L. J., Prehn S., Jaghdani T. J., Djuric I., Kuhn L. *The war in Ukraine exposes supply tensions on global agricultural markets: Openness to global trade is needed to cope with the crisis.* – 2022.
8. Câmpeanu V. *The Effects of the War in Ukraine – The Global Food Crisis Becomes More Real // Euroinfo.* – 2022. – Vol. 6. – No. 1. – P. 3–15.
9. Abbasi R., Martinez P., Ahmad R. *The digitization of agricultural industry: a systematic literature review on agriculture 4.0 // Smart Agricultural Technology.* – 2022.
10. Araújo S. O., Peres R. S., Barata J., Lidon F., Ramalho J. C. *Characterising the agriculture 4.0 landscape—Emerging trends, challenges and opportunities // Agronomy.* – 2021.
11. Villa-Henriksen A., Edwards G. T., Pesonen L. A., Green O., Sørensen C. A. G. *Internet of Things in arable farming: Implementation, applications, challenges and potential // Biosystems Engineering.* – 2020.
12. Szegö G. P. *Risk Measures for the 21st Century.* – New York : Wiley, 2004.

13. Artzner P., Delbaen F., Eber J. M., Heath D. *Coherent Measures of Risk* // *Mathematical Finance*. – 1999. – Vol. 9. – No. 3. – P. 203–228.
14. Kaminskyi A., Nehrey M., Rizun N. *The impact of COVID-induced shock on the risk-return correspondence of agricultural ETFs*. – 2020.
15. Ярмоленко Ю. О. Сталій розвиток аграрного виробництва в умовах цифровізації [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.researchgate.net/publication/337494690>
16. Ярмоленко Ю. О. *Сталій розвиток аграрного виробництва в умовах цифровізації: теорія, організація*. – Київ, 2019.
17. Бурда М., Вишлош Ч. *Макроекономіка: європейський контекст*. – Київ : Основи, 1998.
18. Самуельсон П. *Економіка*. – Київ : Основи, 2000.
19. Вітлінський В. В. *Моделювання економіки*. – Київ : КНЕУ, 2003.
20. Дяченко О. І. *Аграрний сектор України: економічний розвиток та ризики*. – Київ : Наукова думка, 2018.
21. Петренко С. В. *Управління ризиками в аграрному бізнесі*. – Харків : Економіка, 2017.
22. Ковальчук В. М. *Фінансовий аналіз підприємств аграрного сектору*. – Львів : ЛНУ, 2016.
23. Литвин І. П. *Стратегічне планування у сільському господарстві України*. – Київ : Центр навчальної літератури, 2015.
24. Мельник Т. О. *Економіка агропідприємств*. – Київ : Знання, 2014.
25. Klymenko N., Voronenko I., Nehrey M., Rogoza K., Rogoza N. *Risk assessment of shock periods and investment attractiveness of agroholdings of Ukraine* // *Agricultural and Resource Economics*. – 2023.
26. Методичні підходи до визначення рівня стійкого розвитку сільськогосподарських підприємств [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.nayka.com.ua>
27. Негрей М. В., Клименко Н. А. Цифрова трансформація сільського господарства: аналіз агротехнологічного ландшафту України // *Агросвіт*. – 2024.

28. Владімірова О. Т., Іваненко В. І. Моделювання зовнішньої торгівлі в аграрному секторі України // *Економічний вісник КІІІ*. – 2018.
29. *Forbes Україна*. Kernel, МХП, «Астарта» втрачають капіталізацію [Електронний ресурс].
30. *UNN*. Акції «Kernel» продовжують падати [Електронний ресурс].

Класифікація регіонів України

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

```
*** Mounted at /content/drive
```

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.cluster import KMeans
import matplotlib.pyplot as plt

# Завантажуємо дані
file_path = '/content/drive/MyDrive/Master/Data2/Data_Part2.xlsx'
df = pd.read_excel(file_path)

# Замінюємо всі нечислові значення на NaN у колонці 'Значення'
df['Значення'] = pd.to_numeric(df['Значення'], errors='coerce')

# Видаляємо рядки з NaN у колонках 'Область', 'Рік', 'Показник' та 'Значення'
df_cleaned = df.dropna(subset=['Область', 'Рік', 'Показник', 'Значення'])

# Використовуємо pivot_table для перетворення таблиці, де кожен показник стане колонкою
# Обчислюємо середні значення показників за роки
df_pivot = df_cleaned.pivot_table(index=['Область'], columns='Показник', values='Значення', aggfunc='mean')

# Заповнюємо пропущені значення середніми значеннями по колонках
df_pivot.fillna(df_pivot.mean(), inplace=True)

# Нормалізація числових показників
scaler = MinMaxScaler()
df_scaled = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(df_pivot), index=df_pivot.index, columns=df_pivot.columns)

# Перевіряємо перші кілька рядків нормалізованих даних
print("Перші рядки нормалізованих даних:")
print(df_scaled.head())

# Визначимо оптимальну кількість кластерів за допомогою методу ліктя
wcss = []
for i in range(1, 11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=i, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(df_scaled)
    wcss.append(kmeans.inertia_)

# Візуалізуємо метод ліктя
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(range(1, 11), wcss, marker='o', linestyle='--', color='b')
plt.title('Метод ліктя', fontsize=14)
plt.xlabel('Кількість кластерів', fontsize=12)
plt.ylabel('WCSS', fontsize=12)
plt.grid(True)
plt.savefig('/content/elbow_method_plot.png') # Збереження графіка
plt.show()

# Виконаємо кластеризацію з оптимальною кількістю кластерів (наприклад, 3)
optimal_clusters = 3 # Якщо з графіка ви визначили оптимальну кількість кластерів
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
df_scaled['Cluster'] = kmeans.fit_predict(df_scaled)

# Переглянемо результати кластеризації областей
print("Результати кластеризації областей:")
print(df_scaled['Cluster'].value_counts())

# Додаємо кластери назад до оригінальних даних
df_pivot['Cluster'] = df_scaled['Cluster']

# Збережемо кластеризовані дані у файл
clustered_file_path = '/content/drive/MyDrive/Master/Data2/clustered_regions.csv'
df_pivot.to_csv(clustered_file_path, index=True)
```

```
# Створюємо таблицю з областями та кластерами
region_clusters = df_pivot[['Cluster']].reset_index()
region_clusters_file_path = '/content/drive/MyDrive/Master/Data2/region_clusters.csv'
region_clusters.to_csv(region_clusters_file_path, index=False)

# Повідомлення про завершення
print(f"Кластеризовані дані збережено до файлу: {clustered_file_path}")
print(f"Таблиця з регіонами та кластерами збережена до файлу: {region_clusters_file_path}")
```

```
# Виведення областей для кожного кластера
for cluster_num in range(optimal_clusters):
    print(f"\nОбласті, що належать до кластера {cluster_num}:")
    print(region_clusters[region_clusters['Cluster'] == cluster_num]['Область'].tolist())

Області, що належать до кластера 0:
['Донецька', 'Запорізька', 'Луганська', 'Миколаївська', 'Херсонська']

Області, що належать до кластера 1:
['Вінницька', 'Дніпропетровська', 'Київська', 'Кіровоградська', 'Одеська', 'Полтавська', 'Сумська', 'Харківська', 'Хмельницька',
['Івано-Франківська', 'Волинська', 'Житомирська', 'Закарпатська', 'Львівська', 'Рівненська', 'Тернопільська', 'Чернівецька']
```

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.cluster import KMeans
import matplotlib.pyplot as plt

# Завантажуємо дані
file_path = '/content/drive/MyDrive/Master/Data2/Data_Part2.xlsx'
df = pd.read_excel(file_path)

# Заміняємо всі нечислові значення на NaN у колонці 'Значення'
df[['Значення']] = pd.to_numeric(df[['Значення']], errors='coerce')

# Видаляємо рядки з NaN у колонках 'Область', 'Рік', 'Показник' та 'Значення'
df_cleaned = df.dropna(subset=['Область', 'Рік', 'Показник', 'Значення'])

# Використовуємо pivot_table для перетворення таблиці, де кожен показник стане колонкою
# Обчислюємо середні значення показників за роки
df_pivot = df_cleaned.pivot_table(index=['Область'], columns='Показник', values='Значення', aggfunc='mean')
```

```
# Заповнюємо пропущені значення середніми значеннями по колонках
df_pivot.fillna(df_pivot.mean(), inplace=True)

# Нормалізація числових показників
scaler = MinMaxScaler()
df_scaled = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(df_pivot), index=df_pivot.index, columns=df_pivot.columns)

# Перевіряємо перші кілька рядків нормалізованих даних
print("Перші рядки нормалізованих даних:")
print(df_scaled.head())

# Визначимо оптимальну кількість кластерів за допомогою методу ліктя
wcss = []
for i in range(1, 11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=i, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(df_scaled)
    wcss.append(kmeans.inertia_)

# Візуалізуємо метод ліктя
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(range(1, 11), wcss, marker='o', linestyle='--', color='b')
plt.title('Метод ліктя', fontsize=14)
plt.xlabel('Кількість кластерів', fontsize=12)
plt.ylabel('WCSS', fontsize=12)
plt.grid(True)
plt.savefig('/content/elbow_method_plot.png') # Збереження графіка
plt.show()

# Виконаємо кластеризацію з оптимальною кількістю кластерів (наприклад, 3)
optimal_clusters = 4 # Якщо з графіка ви визначили оптимальну кількість кластерів
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
df_scaled['Cluster'] = kmeans.fit_predict(df_scaled)
```

```
# Переглянемо результати кластеризації областей
print("Результати кластеризації областей:")
print(df_scaled['Cluster'].value_counts())
```

... Показати прихований результат

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.cluster import KMeans
import matplotlib.pyplot as plt

# Завантажуємо дані
file_path = '/content/drive/MyDrive/Master/Data2/Data_Part2.xlsx'
df = pd.read_excel(file_path)

# Замінюємо всі нечислові значення на NaN у колонці 'Значення'
df['Значення'] = pd.to_numeric(df['Значення'], errors='coerce')

# Видаляємо рядки з NaN у колонках 'Область', 'Рік', 'Показник' та 'Значення'
df_cleaned = df.dropna(subset=['Область', 'Рік', 'Показник', 'Значення'])

# Використовуємо pivot_table для перетворення таблиці, де кожен показник стане колонкою
# Обчислюємо середні значення показників за роки
df_pivot = df_cleaned.pivot_table(index=['Область'], columns='Показник', values='Значення', aggfunc='mean')

# Заповнюємо пропущені значення середніми значеннями по колонках
df_pivot.fillna(df_pivot.mean(), inplace=True)

# Нормалізація числових показників
scaler = MinMaxScaler()
df_scaled = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(df_pivot), index=df_pivot.index, columns=df_pivot.columns)

# Перевіряємо перші кілька рядків нормалізованих даних
print("Перші рядки нормалізованих даних:")
print(df_scaled.head())

# Визначимо оптимальну кількість кластерів за допомогою методу ліктя
wcss = []
for i in range(1, 11):
    kmeans = KMeans(n_clusters=i, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
    kmeans.fit(df_scaled)
    wcss.append(kmeans.inertia_)

# Візуалізуємо метод ліктя
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.plot(range(1, 11), wcss, marker='o', linestyle='-', color='b')
plt.title('Метод ліктя', fontsize=14)
plt.xlabel('Кількість кластерів', fontsize=12)
plt.ylabel('WCSS', fontsize=12)
plt.grid(True)
plt.show()

# Виконаємо кластеризацію з оптимальною кількістю кластерів (наприклад, 3)
optimal_clusters = 3 # Якщо з графіка ви визначили оптимальну кількість кластерів
kmeans = KMeans(n_clusters=optimal_clusters, init='k-means++', max_iter=300, n_init=10, random_state=42)
df_scaled['Cluster'] = kmeans.fit_predict(df_scaled)

# Переглянемо результати кластеризації областей
print("Результати кластеризації областей:")
print(df_scaled['Cluster'].value_counts())

# Додаємо кластери назад до оригінальних даних
df_pivot['Cluster'] = df_scaled['Cluster']
```

```
# Виведемо області для кожного кластера
for cluster in sorted(df_pivot['Cluster'].unique()):
    print(f"\nКластер {cluster}:")
    regions_in_cluster = df_pivot[df_pivot['Cluster'] == cluster].index.tolist()
    print(", ".join(regions_in_cluster))
```

Перші рядки нормалізованих даних:

Показник попереднього року	Індекси сільськогосподарської продукції рослинництва, % до
-------------------------------	--

Область	
Івано-Франківська	0.680132
Волинська	0.685430
Вінницька	0.750331
Дніпропетровська	0.739073
Донецька	0.366887

Показник попереднього року	Індекси сільськогосподарської продукції тваринництва, % до
1	2
1990	100,0
1991	100,0
1992	100,0
1993	100,0
1994	100,0
1995	100,0
1996	100,0
1997	100,0
1998	100,0
1999	100,0
2000	100,0
2001	100,0
2002	100,0
2003	100,0
2004	100,0
2005	100,0
2006	100,0
2007	100,0
2008	100,0
2009	100,0
2010	100,0
2011	100,0
2012	100,0
2013	100,0
2014	100,0
2015	100,0
2016	100,0
2017	100,0
2018	100,0
2019	100,0
2020	100,0
2021	100,0
2022	100,0
2023	100,0
2024	100,0
2025	100,0
2026	100,0
2027	100,0
2028	100,0
2029	100,0
2030	100,0
2031	100,0
2032	100,0
2033	100,0
2034	100,0
2035	100,0
2036	100,0
2037	100,0
2038	100,0
2039	100,0
2040	100,0
2041	100,0
2042	100,0
2043	100,0
2044	100,0
2045	100,0
2046	100,0
2047	100,0
2048	100,0
2049	100,0
2050	100,0
2051	100,0
2052	100,0
2053	100,0
2054	100,0
2055	100,0
2056	100,0
2057	100,0
2058	100,0
2059	100,0
2060	100,0
2061	100,0
2062	100,0
2063	100,0
2064	100,0
2065	100,0
2066	100,0
2067	100,0
2068	100,0
2069	100,0
2070	100,0
2071	100,0
2072	100,0
2073	100,0
2074	100,0
2075	100,0
2076	100,0
2077	100,0
2078	100,0
2079	100,0
2080	100,0
2081	100,0
2082	100,0
2083	100,0
2084	100,0
2085	100,0
2086	100,0
2087	100,0
2088	100,0
2089	100,0
2090	100,0
2091	100,0
2092	100,0
2093	100,0
2094	100,0
2095	100,0
2096	100,0
2097	100,0
2098	100,0
2099	100,0
2100	100,0

Область	
Івано-Франківська	0.879173
Волинська	0.791203
Вінницька	1.000000
Дніпропетровська	0.882883
Донецька	0.321145

Показник тис. т \	Жива маса сільськогосподарських тварин, реалізованих на забій,
1	2
3	4
5	6
7	8
9	10
11	12
13	14
15	16
17	18
19	20
21	22
23	24
25	26
27	28
29	30
31	32
33	34
35	36
37	38
39	40
41	42
43	44
45	46
47	48
49	50
51	52
53	54
55	56
57	58
59	60
61	62
63	64
65	66
67	68
69	70
71	72
73	74
75	76
77	78
79	80
81	82
83	84
85	86
87	88
89	90
91	92
93	94
95	96
97	98
99	100

Область	
Івано-Франківська	0.187552
Волинська	0.221980
Вінницька	1.000000
Дніпропетровська	0.531812
Донецька	0.161508

Показник	Застосування пестицидів (у діючій речовині) під урожай сільськогосподарських культур, кг \
1	2
3	4
5	6
7	8
9	10
11	12
13	14
15	16
17	18
19	20
21	22
23	24
25	26
27	28
29	30
31	32
33	34
35	36
37	38
39	40
41	42
43	44
45	46
47	48
49	50
51	52
53	54
55	56
57	58
59	60
61	62
63	64
65	66
67	68
69	70
71	72
73	74
75	76
77	78
79	80
81	82
83	84
85	86
87	88
89	90
91	92
93	94
95	96
97	98
99	100

Область	
Івано-Франківська	0.130438
Волинська	0.262321
Вінницька	1.000000
Дніпропетровська	0.801536
Донецька	0.258442

Показник	Кількість одержаних яєць від птиці свійської, млн.шт	\
----------	--	---

Область	
Івано-Франківська	0.090561
Волинська	0.036129
Вінницька	0.215036
Дніпропетровська	0.220463
Донецька	0.204733

Показник	Обсяг виробництва (валовий збір) картоплі, тис.ц	\
----------	--	---

Область	
Івано-Франківська	0.519480
Волинська	0.650641
Вінницька	0.983172
Дніпропетровська	0.290186
Донецька	0.097850

Показник	Обсяг виробництва (валовий збір) культур зернових і зернобобових у масі після доробки, тис.ц	\
всього	100	100
з них:		
зернових культур	90,1	90,1
зернобобових культур	9,9	9,9

Область	
Івано-Франківська	0.095537
Волинська	0.191854
Вінницька	0.908447
Дніпропетровська	0.656062
Донецька	0.203715

Показник	Обсяг виробництва (валовий збір) культури овочеві, тис.ц \
Область	
Івано-Франківська	0.034505
Волинська	0.116251
Вінницька	0.284836
Дніпропетровська	0.521458
Донецька	0.051725

Показник	Обсяг виробництва (валовий збір) культури олійних, тис.ц \
Область	
Івано-Франківська	0.135546
Волинська	0.183201
Вінницька	0.790449
Дніпропетровська	0.932270
Донецька	0.309626

Показник	Обсяг виробництва (валовий надій) молока, тис.т \
Область	
Івано-Франківська	0.418979
Волинська	0.367211
Вінницька	0.959183
Дніпропетровська	0.221616
Донецька	0.065355

Показник	Площі посівні уточнені культур сільськогосподарських під урожай, тис. га \
Область	
Івано-Франківська	0.111777
Волинська	0.236325
Вінницька	0.815894
Дніпропетровська	1.000000
Донецька	0.348986

Показник	Площа зібрана картоплі, \n тис.га \
Область	
Івано-Франківська	0.514143
Волинська	0.729562
Вінницька	1.000000
Дніпропетровська	0.469990
Донецька	0.186099

Показник	Площа зібрана культур зернових і зернобобових у масі після доробки, \n тис.га \
Область	
Івано-Франківська	0.063980
Волинська	0.204399
Вінницька	0.699327
Дніпропетровська	0.896704
Донецька	0.328809

Показник	Площа зібрана культур овочевих, \n тис.га \
Область	
Івано-Франківська	0.142122
Волинська	0.209911
Вінницька	0.469378
Дніпропетровська	0.878915

Донецька 0.189808

Показник	Площа зібрана культури олійних, \п тис.га \
Область	
Івано-Франківська	0.101669
Волинська	0.144947
Вінницька	0.632602
Дніпропетровська	0.992775
Донецька	0.365089

Показник	Площа, на якій були застосовані добрива та пестициди під урожай сільськогосподарських культур, тис.га \
Область	
Івано-Франківська	0.121100
Волинська	0.214363
Вінницька	0.921153
Дніпропетровська	0.997557
Донецька	0.416110

Показник	Унесення мінеральних добрив (у діючій речовині) під урожай сільськогосподарських культур, тис.т \
Область	
Івано-Франківська	0.119683
Волинська	0.317822
Вінницька	0.985128
Дніпропетровська	0.744738
Донецька	0.461993

Показник	Унесення органічних добрив під урожай сільськогосподарських культур
Область	
Івано-Франківська	0.381905
Волинська	0.285396
Вінницька	0.489185
Дніпропетровська	0.338806
Донецька	0.572136

Результати кластеризації областей:

Cluster

1 11

2 8

0 5

Name: count, dtype: int64

Кластер 0:

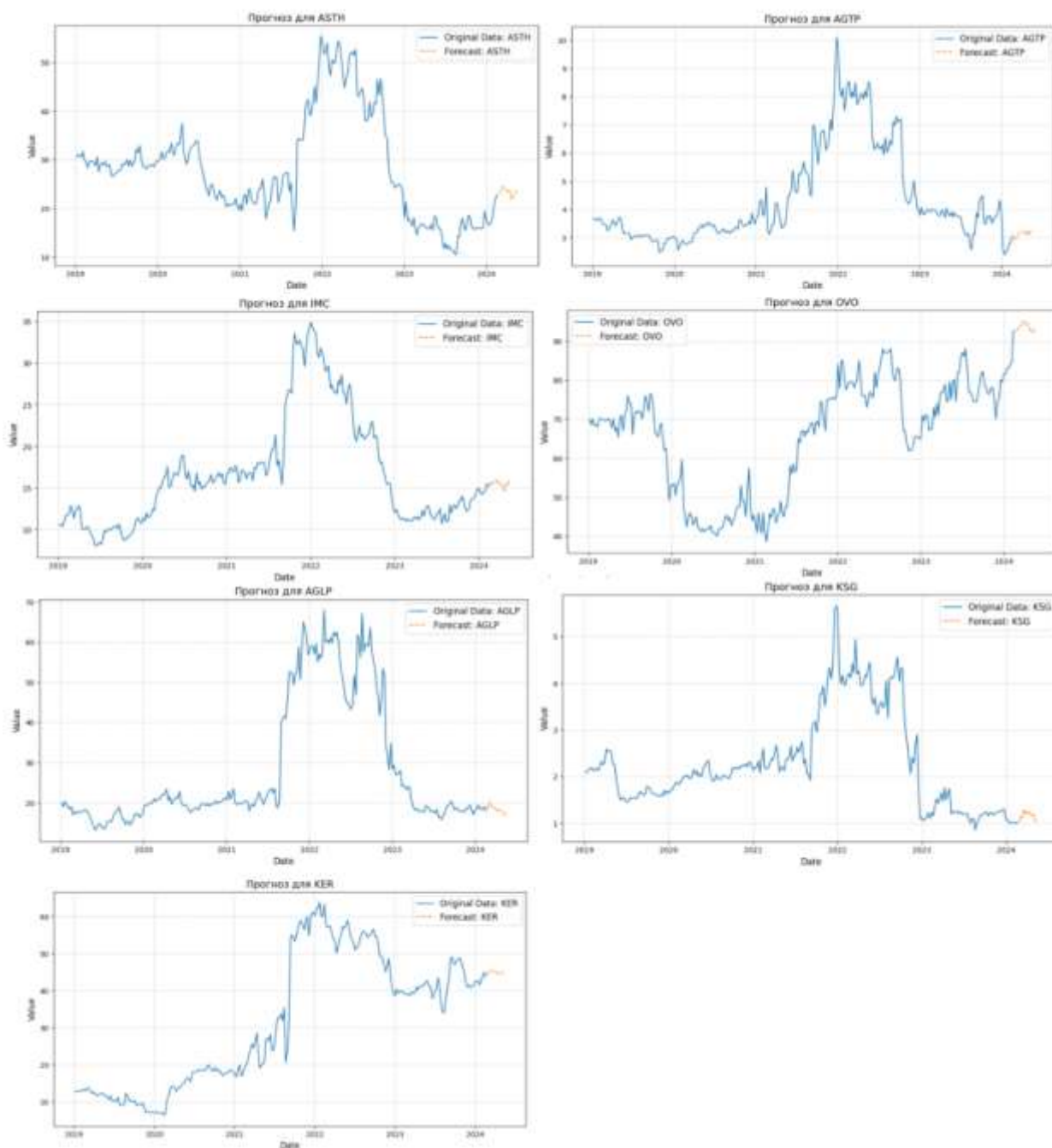
Донецька, Запорізька, Луганська, Миколаївська, Херсонська

Кластер 1:

Вінницька, Дніпропетровська, Київська, Кіровоградська, Одеська, Полтавська, Сумська, Харківська, Хмельницька, Черкаська, Чернігівська

Кластер 2:

Івано-Франківська, Волинська, Житомирська, Закарпатська, Львівська, Рівненська, Тернопільська, Чернівецька





ДОДАТОК Г

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ
Факультет інформаційних технологій**

Декларація про академічну доброчесність та використання ШІ

ДЕКЛАРАЦІЯ ЗДОБУВАЧА

Я, Метелиця Аліна Костянтинівна, здобувач(ка) НУБіП України, усвідомлюючи відповідальність за порушення академічної доброчесності, цією заявою підтверджую, що:

1. Моя бакалаврська кваліфікаційна робота на тему «Оцінка стійкості аграрного бізнесу в умовах макроекономічної нестабільності» є результатом моєї особистої праці.
2. Усі запозичення з текстів інших авторів мають відповідні посилання згідно з чинними стандартами.
3. Щодо використання інструментів ШІ зазначаю, що інструменти ШІ (ChatGPT, Gemini, Copilot), були використані для стилістичного редагування та перевірки граматики.

Я розумію, що надання недостовірної інформації може призвести до скасування результатів захисту та відрахування з числа здобувачів НУБіП України.

«_28_» _травня_ 2026р. _____ Аліна МЕТЕЛИЦЯ