

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО
СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

«На правах рукопису»
УДК 303.732.4+004.8

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО:
Завідувач кафедри
_____ Оксана ТИМОЩУК
«__»_____ 2025 р.

Магістерська дисертація
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою «Системний аналіз і управління»
спеціальності 124 «Системний аналіз»
на тему: «Модель для аналізу впливу погодних факторів на формування цін
зернових культур в Україні»

Виконав:

Студент 2 курсу, групи КА-41мп
Тихолоз Андрій Андрійович _____

Науковий керівник:

Доцент, к. т. н., Тимощук Оксана Леонідівна _____

Рецензент:

Доцент, к.е.н, старший науковий співробітник
відділу прикладної інформатики
Інституту телекомунікацій і глобального
інформаційного простору НАН України
Просянкіна-Жарова Т.І. _____

Засвідчую, що у цій дипломній роботі
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань.

Студент _____

Київ – 2025 року

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ
ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти – другий (магістерський)

Спеціальність – 124 «Системний аналіз»

Освітньо-професійна програма «Системний аналіз і управління»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Оксана ТИМОЩУК

«___» _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту

Тихолозу Андрію Андрійовичу

1. Тема дисертації: «Модель для аналізу впливу погодних факторів на формування цін зернових культур в Україні», керівник роботи доцент, канд. тех. наук Тимощук О. Л., затверджені наказом по університету від «06» листопада 2025 р. № 4837-с
2. Строк подання студентом дисертації: _____ 05.12.2025 _____
3. Об'єкт дослідження: процес ціноутворення на ринку зернових культур України в умовах глобальних кліматичних змін.
4. Предмет дослідження: математичні моделі та методи оцінки впливу метеорологічних факторів на динаміку цін зернових культур.
5. Перелік завдань, які потрібно розробити:
 - 1) здійснити огляд предметної області та факторів ціноутворення на ринку зернових культур;
 - 2) обґрунтувати вибір методів економетричного моделювання та інструментів обробки даних;
 - 3) здійснити збір та обробку даних про ціни та погодні умови;

- 4) розробити математичні моделі оцінки нелінійного впливу погоди на ціни культур;
 - 5) провести статистичну верифікацію моделей та порівняльний аналіз результатів;
 - 6) розробити концепцію стартап-проекту для впровадження моделі прогнозування.
6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу: презентація, рисунки, таблиці.
7. Орієнтовний перелік публікацій.

Тихолоз А. А., Тимощук О. Л. Модель для аналізу впливу погодних факторів на формування цін зернових культур в Україні. Системні науки та інформатика: збірник доповідей IV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Системні науки та інформатика», 01–05 грудня 2025 року, Київ. К., НН ІПСА КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2025. 6 с.

8. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
-	-	-	-

9. Дата видачі завдання: 02.09.2024

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломної роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Затвердження теми МД. Ознайомлення зі структурою МД згідно з Положенням про державну атестацію студентів НТУУ «КПІ ім. І. Сікорського»	01.09.2025-06.09.2025	виконано
2	Ознайомлення теоретичним матеріалом по темі магістерської дисертації	07.09.2025-14.09.2025	виконано
3	Формування вступу дисертації, об'єкту, предмету, мети, завдань,	05.09.2025-20.09.2025	виконано

	актуальності дослідження, практичної значущості результатів		
4	Робота над першим розділом. Дослідження ринку зернових культур	21.09.2025-28.09.2025	виконано
5	Робота над другим розділом. Методи та інструменти моделювання цінової динаміки	29.09.2025-15.10.2025	виконано
6	Робота над третім розділом. Побудова моделі та аналіз результатів дослідження	16.10.2025-01.11.2025	виконано
7	Робота над четвертим розділом. Розробка власного стартап проекту	02.11.2025-15.11.2025	виконано
8	Остаточне оформлення магістерської дисертації	16.11-02.12.2025	виконано
9	Попередній захист магістерській дисертації	02.12.2025-05.12.2025	виконано
10	Захист магістерської дисертації	15.12.2025-24.12.2025	виконано

Студент

Андрій ТИХОЛОЗ

Науковий керівник дисертації

Оксана ТИМОЩУК

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація містить 98 сторінок, 7 рисунків, 23 таблиці, 2 додатки, 27 джерел.

РИНОК ЗЕРНОВИХ, ЦІНОУТВОРЕННЯ, ПОГОДНІ ФАКТОРИ, ПАНЕЛЬНА РЕГРЕСІЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ, СТАРТАП-ПРОЕКТ.

Об'єкт дослідження: процес ціноутворення на ринку зернових культур України в умовах глобальних кліматичних змін.

Предмет дослідження: математичні моделі та методи оцінки впливу метеорологічних факторів на динаміку цін зернових культур.

Мета роботи: розробити математичну модель для оцінки впливу погодних коливань на динаміку цін зернових культур, а також створити концепцію комерційної інтернет-платформи для впровадження результатів прогнозування в агробізнесі.

Програмний продукт було розроблено, використовуючи мову програмування Python.

ABSTRACT

The master's thesis contains 98 pages, 7 figures, 23 tables, 2 appendices, 27 references.

GRAIN MARKET, PRICING, WEATHER FACTORS, PANEL REGRESSION, FORECASTING, STARTUP PROJECT.

Research object: pricing process in the grain market of Ukraine under the conditions of global climate change.

Research subject: mathematical models and methods for assessing the impact of meteorological factors on the price dynamics of grain crops.

The purpose of the work: to develop a mathematical model for identifying and quantifying the impact of weather anomalies on the price dynamics of grain crops, as well as to create a concept for a commercial online platform to implement forecasting results in agribusiness.

The software product was developed using Python programming language.

ЗМІСТ

ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ РИНКУ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР ТА ФАКТОРІВ ЦІНОУТВОРЕННЯ	10
1.1 Огляд емпіричної літератури	10
1.2 Структура ринку зернових та ціноутворення в Україні.....	11
1.2.1 Виробництво і експорт	11
1.2.2 Сезонність цін.....	13
1.2.3 Інші драйвери ціноутворення	14
1.3 Погодні фактори та їхній вплив на ціни зерна.....	15
1.4 Джерела даних про ціни на зернові культури	18
1.5 Джерела даних про погодні та кліматичні показники.....	20
1.6 Зведення даних та підготовка до аналізу.....	23
1.7 Висновки до розділу 1	24
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ТА ІНСТРУМЕНТИ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ЦІНОВОЇ ДИНАМІКИ.....	26
2.1 Архітектура програмного комплексу для збору та обробки даних	26
2.2 Алгоритмічне забезпечення обробки геопросторових кліматичних даних.....	28
2.3 Методика обробки та відновлення рядів цін на зернові культури	29
2.4 Інтеграція різномірних джерел даних у єдиний аналітичний простір ...	32
2.5 Аналіз (EDA) сформованого датасету	33
2.7 Специфікація моделі (рівняння регресії).....	38

2.8 Попередня діагностика статистичних властивостей даних	40
2.9 Висновки до розділу 2	41
РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ КЛІМАТИЧНИХ ЗМІН НА ЦІНИ	42
3.1 Оцінка побудованих моделей	42
3.2 Аналіз впливу температури та ефекту нелінійності.....	44
3.3 Оцінка впливу опадів та факторів вологозабезпечення.....	47
3.4 Порівняльний аналіз реакції ринків пшениці та кукурудзи (joint model).....	48
3.5 Висновки до розділу 3	50
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ ЗА ТЕМОЮ МД.....	52
4.1 Опис ідеї продукту	52
4.2 Технологічний аудит продукту.....	55
4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту.....	58
4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту	64
4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	67
4.6 Висновки до розділу 4	72
ВИСНОВКИ.....	74
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	76
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ	80
ДОДАТОК Б. ГРАФІЧНІ МАТЕРІАЛИ	91

ВСТУП

Сільське господарство завжди було і є одним із ключових секторів економіки України. При цьому, його стабільний розвиток має стратегічне значення для економічного зростання та продовольчої безпеки нашої країни. Україна посідає місце одного з провідних світових виробників і експортерів зернових культур. Внаслідок цього, будь-які коливання врожайності та, як результат, цін на внутрішньому ринку, мають значний вплив не лише на нашу економіку, але й на глобальну продовольчу стабільність, ціни та ситуацію загалом.

Сучасний агросектор працює в умовах складних викликів, серед яких одним з найбільш непередбачуваних та вагомим є вплив погодних та кліматичних умов. Останні 10 – 15 років характеризуються зростанням кількості екстремальних погодних явищ та відчутними наслідками глобальної зміни клімату. І це ставить під загрозу стабільність виробництва зернових. Наприклад, у 2025 році аномальна посуха знищила посіви на ~386 тис. га і зменшила врожайність ще на 1,2 млн га на 30 – 50% [1].

Подібні події зумовлюють суттєві недобори врожаю і можуть спричиняти раптові сплески цін на зерно, що дестабілізує ринок. Водночас довгострокові кліматичні тенденції в Україні вже призводять до зміщення агрокліматичних зон: підвищення температури та дефіцит опадів, особливо у південних регіонах, знижують потенціал урожайності культур на богарі [2].

В таких умовах традиційні підходи до аналізу ринку та прогнозування цін виявляються недостатньо ефективними. Виникає гостра потреба у впровадженні новітніх аналітичних інструментів та моделей, здатних враховувати комплексний вплив метеорологічних факторів.

Таким чином, дослідження впливу погодних факторів на врожайність та подальше формування цін на зернові є надзвичайно актуальним як з наукової, так і з практичної точки зору. Розробка відповідної аналітичної моделі є

важливим кроком для покращення прогнозування, управління ризиками та забезпечення загальної стійкості агропромислового комплексу України.

Метою моєї магістерської роботи є розробка моделі для аналізу впливу погодних факторів на формування цін зернових культур в Україні. Важливим етапом на шляху до цієї мети є поглиблене опанування предметної області. Це включає детальний аналіз ринку зернових, вивчення ключових погодних чинників, а також збір, підготовку та попередній аналіз даних. Вони стануть основою для майбутнього моделювання.

РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ РИНКУ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР ТА ФАКТОРІВ ЦІНОУТВОРЕННЯ

1.1 Огляд емпіричної літератури

Протягом останнього десятиліття з'явилося багато досліджень, що аналізують залежність врожайності зерна від погодних умов, а також наслідки цих коливань для цін. В агрокліматичних регіонах, подібних до України, підтверджено визначальну роль температури та опадів у формуванні врожаю. Зокрема, дослідження, проведені в сусідніх агрокліматичних зонах, показали, що високі температури (вище +25 °C протягом дня) можуть різко знизити врожайність пшениці, причому ярі сорти більш чутливі до спеки, ніж озимі [3]. Так само відсутність опадів та різкі коливання їх кількості є суттєвим лімітуючим фактором у виробництві зерна – дефіцит вологи призводить до неврожаю навіть за високого рівня агротехніки [3].

Українські науковці також фіксують негативний вплив зміни клімату на продуктивність зернових. Так, за даними В.О. Балабуха (2023), підвищення температур і зміна режиму опадів у 1981 – 2010 рр. вже спричинили кумулятивне зниження потенційної урожайності кукурудзи до 35 – 40% та ячменю до 22 – 25% від оптимуму в найбільш уразливих (степових) зонах [2]. Інше моделювання виявило, що в Україні аномальні погодні умови в сезон вегетації зустрічаються досить часто (ймовірність місячних температурних аномалій у квітні – вересні становить 38 – 81%, а за опадами – 31 – 69%), і врожай кукурудзи найбільше залежить від середньої температури червня та кількості опадів у травні [4]. Це означає, що критично спекотний червень або посушливий травень можуть істотно знизити урожай кукурудзи, навіть за нормальних умов в інші місяці.

Окремі дослідження відзначають і потенційно позитивні ефекти помірного потепління: у Лісостепу підвищення зимових температур та

збільшення опадів узимку дещо розширюють зону, придатну для землеробства, за рахунок подовження безморозного періоду [5]. Проте ці сприятливі ефекти нівелюються зростанням частоти посух та екстремальної спеки влітку, що без належних заходів призводить до втрат урожаю.

Взаємозв'язок між погодою та цінами на зерно досліджений менше, але наявні роботи підтверджують: погодні шоки здатні генерувати цінові коливання на аграрних ринках. За оцінками Brown & Kshirsagar (2015), близько 20% локальних ринків продовольчих товарів у світі відчувають вплив аномалій погоди на ціни [3]. В Африці та Азії встановлено, що посухи та інші нестандартні погодні умови помітно впливають на передавання цінових коливань між ринками зерна [4].

Для Чорноморського регіону показовим є 2010 рік: через рекордну посуху виробництво зерна в Україні та інших країнах регіону впало на 20 – 30% проти середнього рівня [6], що спричинило різке зростання світових цін.

Таким чином, емпірична література підтверджує, що екстремальні погодні явища (посухи, хвилі спеки, неврожайні роки) суттєво знижують врожаї зернових, а через механізми ринку це призводить до підвищення цін, якщо відсутні компенсаторні заходи. Водночас саме по Україні кількісних робіт про вплив погоди на ціни поки небагато – цей пробіл належить заповнити в рамках подальших досліджень.

1.2 Структура ринку зернових та ціноутворення в Україні

1.2.1 Виробництво і експорт

Зерновий сектор України охоплює переважно пшеницю, кукурудзу та ячмінь, які формують левову частку валового збору. У рекордному 2021 році

Україна зібрала ~84,2 млн тонн зерна (включно з зернобобовими) [7], з них 32,4 млн т – пшениця, 40 млн т – кукурудза, 9,9 млн т – ячмінь [7]. Для порівняння, у попередньому 2020 році врожай був лише ~65 млн т, тож сприятливі погодні умови 2021-го дозволили суттєво наростити виробництво [7]. Менші зернові культури мають незначні обсяги: наприклад жито у врожайному 2021 р. дало ~593 тис. тон [8], овес – близько 0,53 млн тон [9].

Отже, пшениця (озима та яра) традиційно займає провідне місце як продовольча й експортна культура, кукурудза – основна фуражна культура та лідер за валовим збором в окремі роки, ячмінь – третя за обсягами культура, що використовується на фураж і частково на експорт. Овес і жито є нішевими культурами, зосередженими переважно у Поліссі (для жита це пов'язано з його стійкістю до бідніших ґрунтів і холодів [8]) і задовольняють внутрішні потреби, тому лише інколи потрапляють на експорт.

Україна значною мірою залежить від зовнішніх ринків збуту зерна. В останні довоєнні сезони частка експорту становила ~70–75% урожаю зернових. Зокрема, у 2021/22 маркетинговому році експорт українського зерна оцінювався у 61,5 млн тон (проти ~45 млн т у 2020/21), в тому числі ~24,5 млн т пшениці, ~30,9 млн т кукурудзи та ~5,2 млн т ячменю [7]. Таким чином, Україна входила до трійки найбільших експортерів ячменю та кукурудзи у світі і п'ятірки – по пшениці.

Географія експорту українського зерна досить широка: традиційно основними покупцями були країни Близького Сходу, Північної Африки та Азії (Єгипет, Індонезія, Бангладеш, Китай, Іран тощо), а також ЄС. Однак через логістичні зміни під час війни частка Євросоюзу різко зросла – станом на 2024 р. близько 44% відвантаженого українського зерна імпортовано саме країнами ЄС [10]. Серед окремих напрямків експорту пшениці лідирують Індонезія (~1,5 млн т за липень 2024 – січень 2025), Єгипет (~0,96 млн т), Алжир і В'єтнам (~0,9 млн т) [10]. Кукурудза значною мірою йде до Європи: за перші місяці сезону 2024/25 ~5 млн т відправлено до Іспанії, Італії, Нідерландів; наступні найбільші імпортери – Туреччина (1,9 млн т) та Єгипет (~0,86 млн т)

[10]. Таким чином, українські ціни на зерно тісно інтегровані у світовий ринок – внутрішня цінова кон'юнктура залежить від експортного паритету та глобальних тенденцій попиту і пропозиції.

1.2.2 Сезонність цін

Для цін на зернові в Україні характерна виражена сезонність, зумовлена циклом виробництва і реалізації. Як правило, найнижчі ціни спостерігаються восени, під час масового надходження нового врожаю на ринок (вересень – листопад – це період максимального тиску пропозиції) [11]. Восени зерносклади заповнюються, фермери продають значні обсяги продукції, і за нормального врожаю ціни падають до річного мінімуму.

Взимку (грудень–лютий), коли активні польові роботи завершено і основна маса дрібних виробників реалізувала зерно, пропозиція уповільнюється – формується експортний парк, і ціни стабілізуються або починають поступово зростати [11]. Навесні (березень–травень) запаси зерна істотно скорочуються, водночас зростає попит на фураж з боку тваринництва та триває посівна кампанія – історично це найвигідніший час для продажу, коли ціни сягають річного піку [11].

Влітку (червень–серпень) ціни непередсказуєміші, адже формуються очікування щодо нового врожаю: посуха в період наливу зерна або інші негаразди можуть різко підвищити котирування, тоді як сприятлива погода й надія на високий урожай часто призводять до здешевлення зерна ще до початку жнив [11]. В цілому класична сезонна динаміка виглядає так: мінімум цін восени, поступове зростання взимку, максимум навесні, із можливими різкими коливаннями влітку залежно від прогнозів врожаю.

1.2.3 Інші драйвери ціноутворення

Окрім сезонності та врожайності, на формування цін впливають як внутрішні, так і зовнішні фактори.

1. **Світовий ринок і біржові тенденції:** українські ціни орієнтуються на глобальні котирування (Chicago Board of Trade, Euronext тощо) з урахуванням логістичних витрат. Світові цінові тренди, часто зумовлені врожаєм в інших країнах-експортерах, геополітичними подіями та спекулятивними очікуваннями, передаються на внутрішній ринок України. Наприклад, неврожай у великих країнах (посуха в Аргентині або повені в Австралії) може викликати зростання цін і в Україні всупереч типово низькому осінньому рівню [11].
2. **Обмінний курс і макроекономіка:** оскільки зерно – експортно орієнтований товар, коливання курсу гривні впливають на гривневі ціни: девальвація гривні підвищує внутрішні ціни на зерно (експортери отримують більше гривень за той самий доларовий виторг), ревальвація – навпаки, робить експорт менш вигідним і тисне на ціни вниз. Також рівень інфляції, ставки по кредитах (що впливають на витрати зберігання) тощо опосередковано позначаються на ціновій динаміці агропродукції.
3. **Логістика та інфраструктура:** пропускна здатність портів, тарифи на залізничні перевезення, вартість пального – все це може створювати регіональні диференціації цін (базис). Наприклад, під час війни 2022–2023 рр. обмеження роботи морських портів призвели до накопичення зерна всередині країни і до того, що ціни на заході України (на кордоні з ЄС) були вищими за ціни у припортових регіонах через дорожчий наземний експорт. Здорожчання енергоносіїв також напряму впливає на собівартість виробництва і транспорту, що закладається в ціну продукції [11].

4. **Державна аграрна політика:** митне та податкове регулювання, інтервенції на ринку можуть згладжувати або посилювати коливання. Історично український уряд рідко втручався у ціноутворення напряму, але були випадки експортних обмежень у неврожайні роки. Приміром, у сезоні 2010/11 запроваджувалися квоти на експорт зерна (6,2 млн т з жовтня по грудень 2010) та вивізне мито на пшеницю 9% [12] – ці заходи мали на меті стримати стрімке зростання внутрішніх цін на хліб після посухи 2010 року. Такі дії впливають на ринковий баланс: обмеження експорту тимчасово збільшують внутрішню пропозицію і гальмують ціну, проте зазвичай негативно позначаються на доходах агровиробників і довгостроковій інвестиційній привабливості галузі.

Загалом структура зернового ринку України є експортно орієнтованою, з високою чутливістю до зовнішніх факторів. Сезонні коливання цін можуть суттєво модифікуватися під дією погодно-кліматичних шоків чи геополітичних подій. Для розуміння цінових трендів необхідно враховувати одночасно агроприродні умови (урожайність, погодні ризики) та ринкове середовище (світові ціни, логістика, політику).

1.3 Погодні фактори та їхній вплив на ціни зерна

Різні метеорологічні фактори по-різному впливають на врожайність зерна в Україні, а отже, і на ціноутворення. Основні погодні фактори ризику для виробництва зерна в Україні описані нижче.

1. **Посуха (дефіцит опадів):** систематично найнебезпечніший фактор для врожаю в степових та лісостепових регіонах. Недостатнє зволоження ґрунту під час критичних фаз росту (колосіння, налив зерна) призводить до значного недобору врожаю. Тривала відсутність дощів навесні чи

влітку спричиняє передчасне висихання стебел кукурудзи.. Наприклад, у березні 2020 року в багатьох районах півдня України не випало жодного ефективного дощу, запаси продуктивної вологи в метровому шарі стали найнижчими за ранньовесняний період, в Одеській області – в 2–3 рази менші за норму [13]. Ця весняна посуха зумовила зрідження сходів і заклала основу для скорочення урожаю озимих. Загалом, сильні посухи по всій країні можуть «вибити» значну частку потенційного виробництва: як зазначалося, сукупний недобір врожаю через підвищення температури та дефіцит опадів досяг 35–40% для кукурудзи в південному Степу [2]. Це безпосередньо відображається на цінах – під час посух різко скорочується пропозиція зерна, а ціни стрімко зростають. Характерно, що влітку, коли з'являються ознаки посухи, котирування зерна можуть підніматися «до неба» ще до збору врожаю [11], відображаючи очікування дефіциту.

2. **Екстремальна спека:** високі температури повітря (особливо вище +30 °C у тіні) згубно впливають на зернові культури під час цвітіння та наливу зерна. Аномально спекотні періоди можуть спричинити «вигорання» білка зерна та зменшення маси тисячі зерен. Наукові дані показують, що дні з температурою вище +25 °C призводять до значних втрат врожаю пшениці [3]. Ярі культури (наприклад, яра пшениця, ярий ячмінь) більш чутливі до теплового стресу, адже їх вегетація припадає на літо [3]. Спека, що припадає на фазу цвітіння кукурудзи чи колосіння пшениці, може знизити урожай навіть за наявності достатньої вологи. В результаті загальне виробництво скорочується і ціни зростають. Варто зазначити, що спека часто іде в парі з посухою, підсилюючи негативний вплив (високі температури прискорюють випаровування і сушать ґрунт).
3. **Низькі температури та заморозки:** найбільшу загрозу для озимих культур становить холодний стрес. Безсніжні зими з екстремальними морозами можуть призвести до вимерзання частини посівів озимої пшениці та ячменю. А пізні весняні заморозки пошкоджують вже

відновлену рослинність. Наприклад, нестабільний температурний режим у березні 2020 року (нічні заморозки до -7°C після відновлення росту озимих культур) призвів до серйозних пошкоджень $\sim 5\%$ площ озимих зернових та помірних пошкоджень $\sim 15\%$ посівів [14]. Це неминуче знизило потенціал врожайності на цих площах. Хоча ризик сильних зимових заморозків дещо зменшується за умов потепління, якщо вони трапляються (як, наприклад, було в лютому 2012 року в Україні), можливі значні втрати озимих культур. Такі втрати автоматично тиснуть на ринок: навесні може спостерігатися раптовий стрибок цін на продовольче зерно, якщо значна частина озимини не перезимує (у березні – квітні ціни реагують на ці ризики озимих культур) [11].

4. **Нерівномірність опадів та інші аномалії:** не лише загальний дефіцит вологи, а й поганий розподіл опадів у часі шкодить урожаю. Якщо після тривалої засухи випадають сильні зливи, вони вже не здатні відновити врожай, натомість можуть спричинити полягання хлібів чи хвороби колосу. В окремі роки спостерігаються пилові бурі, градобої, сильні шторми, що мають локальний характер. Наприклад, навесні 2020 року місцями в Україні фіксувалися пилові бурі під час посухи [14], град і ураганний вітер – такі явища точково знищують посіви, хоча в масштабах країни менше впливають на загальний вал. Проте якщо екстремальні опади або інші явища вражають ключові зернові області під час жнив, це може погіршити якість зерна (проростання, пліснявіння) і теж опосередковано тиснути на ціни якісного продовольчого зерна.

Таким чином, найбільш критичні для українського зерновиробництва погодні ризики – це посухи та періоди аномальної спеки, особливо коли вони припадають на ключові фази розвитку культур. Вони приводять до недоборів врожаю і, як наслідок, до зростання цін. Холодові стреси і нестабільність сезонів (занадто тепла зима, різке похолодання навесні) також здатні знижувати виробництво окремих культур, підвищуючи волатильність

цінового середовища. В умовах зміни кліматичних змін очікується збільшення частоти саме таких екстремальних подій, що робить прогнозування цін більш складним, а страхування врожаїв та адаптацію – більш актуальними.

1.4 Джерела даних про ціни на зернові культури

Для моделювання впливу погодних факторів на цінове утворення на аграрному ринку необхідні надійні часові ряди цін на ключові зернові культури (пшеницю, кукурудзу, ячмінь). У рамках даного дослідження проведено аналіз наступних потенційних джерел:

- база даних цін WFP (World Food Programme);
- дані Державної служби статистики України (Держстат);
- моніторинги цін Мінагрополітики, ринкові бюлетені та звіти міжнародних організацій (FAO, USDA);
- бази даних FAOSTAT та FAO Food Price Monitoring (FPMA).

Розглянемо характеристики кожного джерела детальніше.

База даних цін WFP (World Food Programme).

Одним з джерел є відкрита база цін на продовольство від ООН [15]. Вона містить щомісячні, а подекуди й тижневі, ціни на основні продукти харчування на локальних ринках різних країн, включно з Україною. По Україні доступні дані за останні роки щодо цін на зерно та продукти його переробки (наприклад, оптові/роздрібні ціни на пшеничне борошно) на окремих регіональних ринках. Дані доступні у форматі CSV через гуманітарний портал HDX або Kaggle та регулярно оновлюються [15]. Перевагою є відкритий доступ та простота завантаження, однак слід враховувати, що акцент робиться на внутрішніх ринкових цінах (грн/кг), тому база менш придатна для аналізу експортних FOB-цін.

Державна служба статистики України (Держстат).

Офіційним джерелом є дані Держстату, який публікує місячні та річні середні ціни реалізації зернових культур сільськогосподарськими підприємствами (зазвичай в грн/т, без ПДВ) [16]. Ці дані доступні у зведених таблицях на офіційному сайті відомства або на порталі відкритих даних data.gov.ua [17]. Важливою перевагою є наявність просторової деталізації, оскільки публікуються середні ціни як в цілому по Україні, так і за регіонами (областями), хоча переважно як середні за рік [17]. Водночас, недоліком є те, що в багатьох зведених таблицях окремі культури (пшениця, кукурудза, ячмінь) можуть бути не виокремлені, а представлені загальною категорією «зернові» та «зернобобові», що вимагатиме пошуку більш деталізованих спеціалізованих бюлетенів.

Моніторинг цін Мінагрополітики та ринкові бюлетені.

Джерелом також можуть слугувати моніторинги Міністерства аграрної політики та продовольства України, а також звіти галузевих аналітичних агентств (наприклад, «АПК-Інформ», «УкрАгроКонсалт»), які історично публікували огляди цін. Вони часто містять щотижневі дані про ціни на внутрішньому ринку та експортні FOB/CIF ціни. Однак більшість таких деталізованих даних є комерційними або архівними. Для відкритих джерел варто звернути увагу на звіти FAO/GIEWS та USDA, які наводять індикативні експортні ціни. Наприклад, в оглядах FAO GIEWS зазначено, що експортні ціни на пшеницю (FOB, чорноморські порти) України змінювалися на місячній основі [18]. Та слід зазначити, що відкритого централізованого датасету історичних FOB-цін України у вільному доступі немає, тому в якості заміни для експортних цін можна використовувати глобальні ціни-аналоги (наприклад, біржові ціни Black Sea Wheat Futures або індекси FAO/Світового банку).

FAOSTAT та FAO Food Price Monitoring (FPMA).

Портал FAOSTAT надає доступ до деяких макропоказників цін, таких як індекси споживчих цін на продовольство, дефлятори та курси валют для

України [19]. Окремо інструмент FPMA (Food Price Monitoring and Analysis) від FAO містить щомісячні ціни на основні продукти харчування в різних країнах. Для України в FPMA можна знайти, наприклад, оптову ціну пшеничного борошна (вищого ґатунку) на внутрішньому ринку з покриттям за останні ~10–15 років [18]. Дані доступні через веб-інтерфейс FPMA Tool з можливістю вивантаження у форматі CSV. Цей ресурс більше фокусується на внутрішніх продовольчих цінах (борошно, хліб), але може бути корисним для дослідження опосередкованого впливу погоди на кінцеві споживчі ціни.

1.5 Джерела даних про погодні та кліматичні показники

Для кількісного аналізу впливу метеорологічних умов на ціни розглянуло можливість використання наступних джерел даних про погоду та клімат:

- український ґридований кліматичний датасет (ClimUAm);
- глобальний атмосферний реаналіз ERA5 від Copernicus/ECMWF;
- дані про опади CHIRPS (Climate Hazards Group);
- індекси засухи (SPI/SPEI);
- супутникові дані NDVI (нормалізований індекс рослинності);
- дані про вологість ґрунту (ESA CCI Soil Moisture).

ClimUAm: Український ґридований кліматичний датасет (UHMI).

Це високоякісний набір даних від УкрГМІ (Український гідрометеорологічний інститут) з історичними спостереженнями. Він містить щомісячні значення температури повітря (мінімальної, максимальної, середньої) та атмосферних опадів на регулярній сітці $0.1^\circ \times 0.1^\circ$ по всій території України. Він охоплює період 1946–2020 років (75 років) [20]. Дані одержані шляхом оцифрування архівних спостережень 178 метеостанцій, їхнього контролю якості, кліматичної однорідності та інтерполяції на сітку

[20]. Дані надаються у форматі CSV [21] і є відкритими та доступними для завантаження з репозиторію UHMI [21]. Це один з найповніших датасетів по клімату України, особливо цінний для регіонального аналізу, проте він оновлений лише до 2020 року. Для 2021–2025 років його можна доповнити іншими джерелами (наприклад, ERA5).

ERA5 від Copernicus/ECMWF.

Це дані глобального атмосферного реаналізу, які є дуже корисними для України. ERA5 надає щогодинні та усереднені за місяць дані багатьох змінних: температура на 2 м, кількість опадів, вологість, швидкість вітру, вологість ґрунту тощо [22]. Датасет охоплює період з 1940/1950-х років по теперішній час і безперервно оновлюється [22], маючи просторову роздільність $\sim 0.25^\circ$ (близько 31 км). Дані доступні у форматі NetCDF або GRIB через Climate Data Store, для доступу до якого потрібна безкоштовна реєстрація на порталі Copernicus CDS [22]. ERA5 є зручним джерелом для отримання повних сучасних погодних даних по Україні, особливо для останніх років, що не покриті історичними спостереженнями. Він може використовуватися для розрахунку індексів засухи та агрокліматичних показників. Існує окремий продукт ERA5-Land з підвищеною деталізацією ґрунтових змінних.

CHIRPS – опади (Climate Hazards Group).

Це глобальний супутниково-стаціонарний продукт по опадах, що комбінує дані супутників та наземних станцій. Він охоплює період з 1981 року до сьогодні з високою роздільністю $\sim 0.05^\circ$ (~ 5 км) та часовим кроком у декаду або місяць. Це дозволяє агрегувати масив кліматичних даних опадів для України по регіонах. Зокрема, гуманітарні організації використовують CHIRPS для відстеження посух: наприклад, на основі CHIRPS створено показники декадного дефіциту опадів по областях України [23]. Дані доступні у форматах GeoTIFF та NetCDF і є відкритими (через FTP, Google Earth Engine, HDX тощо). CHIRPS вважається «золотим стандартом» для аналізу кількості опадів та посух в регіонах з обмеженою кількістю станцій, слугуючи доповненням до даних UHMI/ERA5.

Індекси засухи (SPI/SPEI).

Для оцінки впливу посух на врожай і ціни можна використовувати стандартизовані індекси посушливості. SPEI (Standardized Precipitation-Evapotranspiration Index) – це глобальний набір даних від Іспанської національної дослідницької ради (CSIC). Він надає місячні значення SPEI на сітці 0.5° для різних часових масштабів посухи (1, 3, 6, 12 місяців тощо) з 1901 року по сьогодні [24]. Доступ до нього відкритий через веб-сайт spei.csic.es, де можна завантажити готові файли NetCDF по всьому світу або окремі часові ряди для координат. SPI (Standardized Precipitation Index) є подібним індексом на основі лише опадів, який теж можна розрахувати з даних або завантажити з глобальних ресурсів (наприклад, NOAA). Дані SPEI/SPI добре підходять, щоб кількісно описати посухи по регіонах України і потім зіставити їх зі змінами цін на зерно.

NDVI (нормалізований індекс рослинності).

Це віддалений (супутниковий) показник стану рослинного покриву, який може слугувати непрямим індикатором врожайності і впливу клімату. NASA MODIS NDVI – це відкриті дані з двох супутників Terra/Aqua. Існують місячні композити NDVI з глобальним покриттям: наприклад, продукт MOD13A3 (1 км) або MOD13C2 ($0.05^\circ \sim 5.6$ км) – середньомісячні значення NDVI з 2000 року по теперішній час [25]. Дані доступні у форматі HDF/EOS (конвертується в GeoTIFF) та є вільними через NASA Earthdata, що потребує реєстрації [25]. Для дослідження можна обчислити середньомісячний NDVI по областях України: він відображатиме стан посівів (зернових культур) і може бути співвіднесений зі змінами цін (наприклад, низький NDVI під час посухи -> нижчий урожай -> вищі ціни).

Вологість ґрунту (ESA CCI Soil Moisture).

Це важливий агрометеорологічний показник, особливо для посух. ESA Climate Change Initiative Soil Moisture – це довгостроковий глобальний датасет вологості верхнього шару ґрунту, отриманий із супутникових даних. Він охоплює період з 1978 р. по теперішній час (понад 40 років записів) [26] та має

роздільність $\sim 0.25^\circ$ (≈ 25 км), з доступними денними та місячними усередненнями [27]. Дані надаються у форматі NetCDF та є відкритими через Copernicus Climate Data Store або портал ESA CCI [27]. Цей набір даних дозволяє відстежувати аномально сухі або вологі періоди у ґрунті по Україні, що теж може впливати на обсяги виробництва зерна і цінові тенденції.

1.6 Зведення даних та підготовка до аналізу

Після збору цінових і погодних показників, вони будуть приведені до спільного формату даних на рівні регіон-місяць.

Буде обрано регіональний рівень (область). Оскільки ціни доступні по областях України, кліматичні дані будуть агреговані до середніх значень по цих областях. Це буде зроблено шляхом накладання координатної сітки кліматичних даних на карту областей і обчислення середнього (або суми для опадів) по кожній області за кожен місяць. У разі, коли цінові дані будуть лише національні, буде взято середнє по всій Україні (або по ключових зернових областях) значення кліматичних змінних.

Буде проведено узгодження часових рядів для забезпечення спільного періоду (орієнтовно 2005–2025 рр.). Буде обрано інтервал, де є перетин даних, оскільки цінові ряди (WFP, FAO) можуть починатися пізніше, ніж дані Держстату. Для аналізу будуть використані місячні дані, що забезпечить більшу точність у порівнянні з річними показниками.

На основі кліматичних даних буде сформовано ряд показників. Зокрема: відхилення температури від норми по місяцях, кількість опадів та її кумулятивне відхилення, дні з посухою або значення SPI/SPEI, середній NDVI в період вегетації. Ці змінні будуть додані до таблиці поруч із цінами на відповідний місяць/регіон, що дозволить побудувати регресійні або панельні

моделі для кількісної оцінки впливу погодно-кліматичних факторів на цінові коливання.

Використання комбінації наведених відкритих та безкоштовних джерел даних забезпечить ґрунтовну базу для аналізу. У роботі увага буде зосереджена на поєднанні даних Держстату (офіційні регіональні ціни) та АПК-Інформ з погодними даними від ERA5 (сучасні дані). Такий інтегрований підхід (панель «область-місяць» за ~15 років) спрямований на виявлення статистичних закономірностей між аномаліями погоди і динамікою цін на пшеницю та кукурудзу в Україні [16, 18].

1.7 Висновки до розділу 1

У першому розділі проведено дослідження компонентів ринку зернових культур в Україні. Також визначено роль погодно-кліматичних факторів у формуванні ціни.

Основні результати аналізу предметної області дозволяють зробити висновки про те, що ринок зернових є критично важливим для економіки України. Україна займає провідні позиції у світовому експорті пшениці та кукурудзи. Ціноутворення на цьому ринку формується з великої кількоти факторів, а саме сезонність, світові біржові тренди та логістичні витрати. Проте в умовах глобальних кліматичних змін саме погодні фактор стає джерелом найбільшої невизначеності та волатильності цін.

Підтверджено суттєвий вплив погоди на ціни. Стало зрозуміло, що екстремальні погодні явища призводять до значних втрат урожайності, що через механізми ринкової пропозиції переходить у різкі цінові шоки. Більш того, встановлено нелінійний характер впливу температури, коли перевищення певних порогових значень (понад +25°C) має руйнівний ефект для врожаю.

Визначено інформаційну базу дослідження. Для побудови адекватної моделі необхідно поєднати різноманітні джерела даних. У якості основи для економічних змінних обрано дані Державної служби статистики та аналітичного агентства АПК-Інформ, що забезпечують необхідну деталізацію цін за регіонами та класами культур. Джерелом кліматичних даних визначено глобальний атмосферний реаналіз ERA5 (Copernicus), який надає високоточні відомості про температуру та опади на регулярній координатній сітці з повним покриттям території України.

Сформульовано підхід до обробки даних. Виявлено проблему неузгодженості наявних даних у просторі та часі. Для вирішення цієї проблеми запропоновано методику просторової агрегації (Zonal Statistics) та часового узгодження, що дозволить сформувати єдиний панельний масив даних типу «область-місяць» для подальшого моделювання.

У першому розділі обґрунтовано актуальність теми, знайдено ключові фактори впливу та сформовано фундамент для розробки математичної моделі.

РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ТА ІНСТРУМЕНТИ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ЦІНОВОЇ ДИНАМІКИ

2.1 Архітектура програмного комплексу для збору та обробки даних

Для реалізації завдань збору та попередньої обробки різнорідних даних було розроблено спеціалізований програмний комплекс. Вибір інструментарію зумовлений необхідністю роботи з великими масивами геопросторових кліматичних даних (Gridded Data) та часовими рядами економічних показників.

В якості основної мови програмування обрано Python. Цей вибір обґрунтований наявністю розвиненої екосистеми бібліотек для Data Science, ефективністю обробки багатовимірних масивів та широкими можливостями для роботи з геоінформаційними системами (GIS).

Розробка та виконання програмного коду здійснювалися у хмарному середовищі Google Colab. Використання цієї платформи дозволило забезпечити необхідні обчислювальні потужності для операцій зональної статистики (Zonal Statistics) над кліматичними сітками без необхідності локального розгортання ресурсомісткого оточення.

Архітектура програмного рішення базується на використанні наступних ключових бібліотек.

1. **Pandas:** використовується як основний інструмент для роботи з табличними даними (структури DataFrame). Бібліотека забезпечує функціонал для маніпуляцій з часовими рядами (Time Series), включно з ресемплінгом (зміною частоти даних з тижневої на місячну), інтерполяцією пропущених значень та об'єднанням (merge) наборів даних за ключовими полями «Дата» та «Регіон».

2. **Xarray**: застосовано для роботи з багатовимірними типізованими масивами даних у форматі NetCDF (.nc), в якому поширюються кліматичні дані ERA5. Бібліотека дозволяє ефективно оперувати даними, що мають координати широти, довготи та часу, без необхідності їх повного завантаження в оперативну пам'ять.
3. **Geopandas**: використовується для обробки векторних геоданих (формат ESRI Shapefile). Бібліотека дозволяє завантажувати адміністративні межі областей України (дані GADM) та виконувати геометричні операції.
4. **Rioxarray**: розширення для xarray, що забезпечує зв'язок між растровими (клімат) та векторними (адміністративні межі) даними. Саме ця бібліотека реалізує критично важливу функцію «нарізки» (clipping) глобальної кліматичної сітки по контурах конкретних областей України.
5. **OpenPyXL**: допоміжна бібліотека для читання та запису файлів формату Microsoft Excel (.xlsx), в якому зберігаються вихідні дані про ціни на зернові культури.

Загальна схема обробки даних, реалізована в програмному комплексі, виглядає наступним чином:

1. **Вхідний рівень**: сирі дані у форматах NetCDF (погода), Shapefile (географія) та XLSX (ціни).
2. **Рівень обробки (ETL)**: скрипти Python для геопросторової агрегації погоди та реконструкції цінових рядів.
3. **Вихідний рівень**: єдиний структурований датасет, придатний для подальшого економетричного моделювання та машинного навчання.

2.2 Алгоритмічне забезпечення обробки геопросторових кліматичних даних

Основним питанням на етапі підготовки кліматичних даних була необхідність перетворення просторово-розподілених даних (gridded data) у часові ряди, прив'язані до адміністративних одиниць України. Вихідні дані реаналізу ERA5-Land надаються у форматі багатовимірних масивів (NetCDF), де кожна точка сітки має географічні координати, тоді як економічні дані (ціни) прив'язані до полігональних об'єктів (областей).

Для вирішення цієї задачі було реалізовано алгоритм **зональної статистики (Zonal Statistics)**. Процес обробки складався з наступних кроків.

Синхронізація систем координат (CRS Alignment). Першочерговим завданням було узгодження просторових прив'язок. Векторні дані адміністративних меж (GADM) та растрові кліматичні дані були приведені до єдиної геодезичної системи координат WGS 84 (EPSG:4326). Це забезпечило коректне накладання маски регіону на кліматичну сітку.

Просторова вибірка (Geometric Clipping). Алгоритм виконує ітеративний прохід по кожній області України (рівень адміністративного поділу 1). Для кожної області застосовується операція «відсікання» (clipping) за допомогою бібліотеки `geopandas`. Сутність операції полягає у вибірці з глобального масиву погоди лише тих пікселів (комірок сітки 9×9 км), центри або площа яких потрапляють у межі геометричного контуру (полігону) відповідної області.

Просторова агрегація (Spatial Aggregation). Після вибірки масиву пікселів для конкретної області виконується пониження розмірності даних (dimension reduction). Ми переходимо від тривимірного масиву (Час, Широта, Довгота) до двовимірного (Час, Значення) шляхом усереднення по просторових координатах:

$$V_{region}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V(lat_i, lon_i, t),$$

де $V_{region}(t)$ – агреговане значення показника для регіону в момент часу t ;

N – кількість пікселів сітки, що потрапили в межі області;

$V(lat_i, lon_i, t)$ – значення у i -му пікселі сітки.

Для температурних показників використовувалося середнє арифметичне, для опадів – також середнє по площі (оскільки ERA5 надає значення усередненої товщини шару води).

Конвертація фізичних величин. Вихідні дані ERA5 надаються у системі одиниць SI, яка не є зручною для агрономічного аналізу. Тому на фінальному етапі було застосовано формули перерахунку:

- переведення температури з Кельвінів у градуси Цельсія

$$T_{\text{°C}} = T_K - 273.15;$$

- переведення опадів з метрів у міліметри

$$P_{mm} = P_m \times 1000.$$

Результатом роботи алгоритму став структурований набір даних, що містить середньомісячні значення температури та опадів для кожної з 25 адміністративних одиниць України за повний досліджуваний період (2010 – 2025 рр.), без просторових та часових пропусків.

2.3 Методика обробки та відновлення рядів цін на зернові культури

Одним з етапів підготовки вхідних даних стала робота з економічною статистикою від агентства АРК-Inform. Головна складність полягала в тому, що структура цих даних суттєво відрізнялася від кліматичних показників за часовою і за просторовою деталізацією. Додатковою складністю стала наявність значних прогалин в історичних записах. Щоб зробити цей масив

придатним для кореляційно-регресійного моделювання, ми розробили спеціальний алгоритм попередньої обробки. Це дозволило уніфікувати дані, синхронізувавши їх за часом та заповнивши пропуски для повноти вибірки.

Першою стала процедура часової нормалізації даних. Вихідні цінові моніторинги традиційно публікуються з тижневою дискретністю (зазвичай за підсумками торгів у п'ятницю), що створює проблему розсинхронізації з місячними кліматичними даними ERA5. Для кожного звітного місяця розраховувалося середньоарифметичне значення ціни на основі всіх доступних тижневих цін, що дозволило згладити випадкові викиди та отримати реальний індикатор ринкової ціни за відповідний період.

Наступним викликом стала необхідність просторового узгодження (мапінгу) даних. Аналітика зернового ринку часто оперує укрупненими географічними одиницями – макрорегіонами (Центральний, Західний, Південний, Східний та Північний), тоді як погодні дані мають чітку прив'язку до адміністративних меж областей. Для вирішення цієї невідповідності у програмному коді було імплементовано логіку декомпозиції макрорегіональних цін. За допомогою спеціально створеного словника відповідностей, усереднена ціна макрорегіону присвоювалася всім адміністративним областям, що входять до його складу. Такий підхід базується на припущенні про високу інтеграцію регіональних ринків в межах одного кластера, де цінові відмінності між сусідніми областями є мінімальними та зумовлені переважно логістичною складовою.

Найбільш складною задачею у підготовці даних виявилася наявність структурних розривів у історичних даних. Зокрема, деталізовані регіональні ціни на кукурудзу у наявному масиві даних були представлені переважно з 2018 року, тоді як для повноцінного навчання моделі необхідна історія мінімум за 10–15 років. Водночас, національний індикатор – експортна ціна на базисі СРТ-порт (або EXW-Україна) – був доступний безперервно за весь досліджуваний період. Для реконструкції відсутніх значень було застосовано метод кореляційної імпутації на основі бенчмарку.

Економічна логіка даного методу полягає у тому, що внутрішні ціни на зерно в Україні тісно корелюють з експортними котируваннями в портах Чорного моря, відрізняючись від них на величину витрат на логістику та маржу трейдерів (базис). Алгоритм відновлення працював у два етапи. На першому етапі, використовуючи дані за період перетину рядів (2018 – 2025 рр.), для кожного регіону розраховувався усереднений коефіцієнт співвідношення (спред) між локальною ціною та ціною в порту. На другому етапі отриманий коефіцієнт екстраполювався на минулі періоди (2010 – 2018 рр.), що дозволило синтезувати історичні регіональні ціни шляхом множення ціни бенчмарку на розрахований коефіцієнт.

Програмна реалізація ключової функції імпутації даних, розроблена в середовищі Python, наведена на рисунку [2.1].

```
def process_price_imputation(df, region_col, benchmark_col):
    ratio = (df[region_col] / df[benchmark_col]).mean()

    synthetic_price = df[benchmark_col] * ratio

    restored_series = df[region_col].combine_first(synthetic_price)

    return restored_series
```

Рисунок 2.1 – Функція відтворення даних

Застосування вищеописаної методики дозволило сформувати безперервні, консистентні часові ряди для всіх досліджуваних культур та регіонів, усунувши проблему «холодного старту» для алгоритмів машинного навчання на ранніх етапах досліджуваного періоду.

2.4 Інтеграція різнорідних джерел даних у єдиний аналітичний простір

Останнім етапом підготовки даних стало поєднання обробленої інформації про погоду та ціни на зерно в одну загальну таблицю. Раніше ми сформували два окремі набори: один показував кліматичні умови, а інший – ситуацію на ринку. Головна мета цього кроку – зібрати все разом, щоб у подальшому можна було шукати взаємозв'язки між погодою та вартістю врожаю.

Технічно це виглядало як накладання однієї таблиці на іншу. Оскільки і погода, і ціни у нас вже були зведені до однакового вигляду (по місяцях та по областях), ми використали два головні параметри для з'єднання: «Дата» та «Регіон». Такий підхід гарантує, що, наприклад, дані про температуру за січень у Київській області зустрінуться у таблиці саме з ціною на зерно у Київській області за той самий місяць, і нічого не переплутається.

Важливо було правильно обрати спосіб об'єднання. У нас є повні дані про погоду з 2010 року, а детальні ціни на деякі культури з'являються пізніше. Тому ми використали метод «лівостороннього з'єднання» (Left Join). Головною (лівою) таблицею ми зробили погоду. Це означає, що ми зберегли всю історію клімату за 15 років. Навіть якщо в певний місяць ціна була невідома, рядок з температурою та опадами залишався у таблиці. Це дуже важливо, адже майбутній врожай (і ціна) часто залежить від погоди, яка була задовго до продажу зерна (наприклад, умови зимівлі). Якби ми просто відкинули рядки без цін, ми б втратили цю важливу інформацію.

Після об'єднання ми провели фінальну чистку файлу. Щоб таблиця була акуратною і зручною для перегляду, всі довгі дробові числа (температуру, опади, ціни) округлили до двох знаків після коми. Також ми додали спеціальну колонку-позначку (Has_Price), яка показує, чи є в цьому рядку відома ціна. Це допоможе в майбутньому легко фільтрувати дані: наприклад, одним кліком

обрати для навчання моделі тільки ті періоди, де є повна інформація і про погоду, і про ринок.

У коді це реалізовано за допомогою бібліотеки Pandas [2.2].

```
final_df = pd.merge(
    weather_df,
    prices_df,
    on=['Date', 'Region'],
    how='left'
)

final_df['Data_Quality_Flag'] = final_df['Wheat_Price_UAH'].notna()
```

Рисунок 2.2 – Об'єднання таблиць погоди та цін

У результаті ми отримали єдиний файл зі зрозумілою структурою: кожен рядок – це конкретний місяць у конкретній області, де записані і погодні умови, і ціни. Цей файл повністю готовий для побудови графіків та подальшої роботи.

2.5 Аналіз (EDA) сформованого датасету

Після того як ми технічно об'єднали всі таблиці, необхідно було провести перевірку якості отриманих даних. Метою цього кроку є переконатися, що цифри виглядають реалістично, в них немає грубих помилок.

Загальна статистика датасету.

У результаті роботи програми ми отримали фінальну таблицю, яка охоплює період з січня 2010 по жовтень 2025 року. Датасет містить дані по 25 адміністративних одиницях. Загальний обсяг вибірки склав понад 5300 рядків. Це досить великий масив даних, який дозволяє використовувати сучасні методи прогнозування.

Візуальна перевірка погодних даних.

Першим кроком ми побудували графіки температур та опадів [2.3]. На них чітко простежується сезонність: температура (червона лінія) має правильну хвилеподібну форму з піками влітку та мінімумами взимку. Це підтверджує, що дані ERA5 були оброблені коректно. Опади (сині стовпчики) розподілені більш хаотично, що відповідає реальним кліматичним умовам України.

Перевірка відновлених цін.

Найважливішим етапом була перевірка цін на кукурудзу, які ми частково відновлювали для періоду 2010–2018 років. На спільному графіку цін [2.4] видно, що розрахункова частина лінії (до 2018 року) плавно переходить у фактичну (після 2018 року). Ми не спостерігаємо неприродних «сходинок» чи розривів на стику цих періодів. Також динаміка цін на кукурудзу логічно корелює з цінами на пшеницю: вони часто рухаються в одному напрямку, реагуючи на загальні економічні кризи (наприклад, стрибок цін у 2014–2015 роках), що є економічно обґрунтованим.

Пошук взаємозв'язків.

Ми також побудували матрицю кореляцій [2.5], щоб побачити первинні зв'язки. Вона показала, що між цінами різних культур існує сильний прямий зв'язок (якщо дорожчає пшениця, дорожчає і кукурудза) і також зв'язок між погодою конкретного місяця і ціною того ж місяця є слабшим. Це очікувано, адже ціна реагує на погоду із затримкою (лагом) – літня посуха вплине на ціну лише восени після збору врожаю.

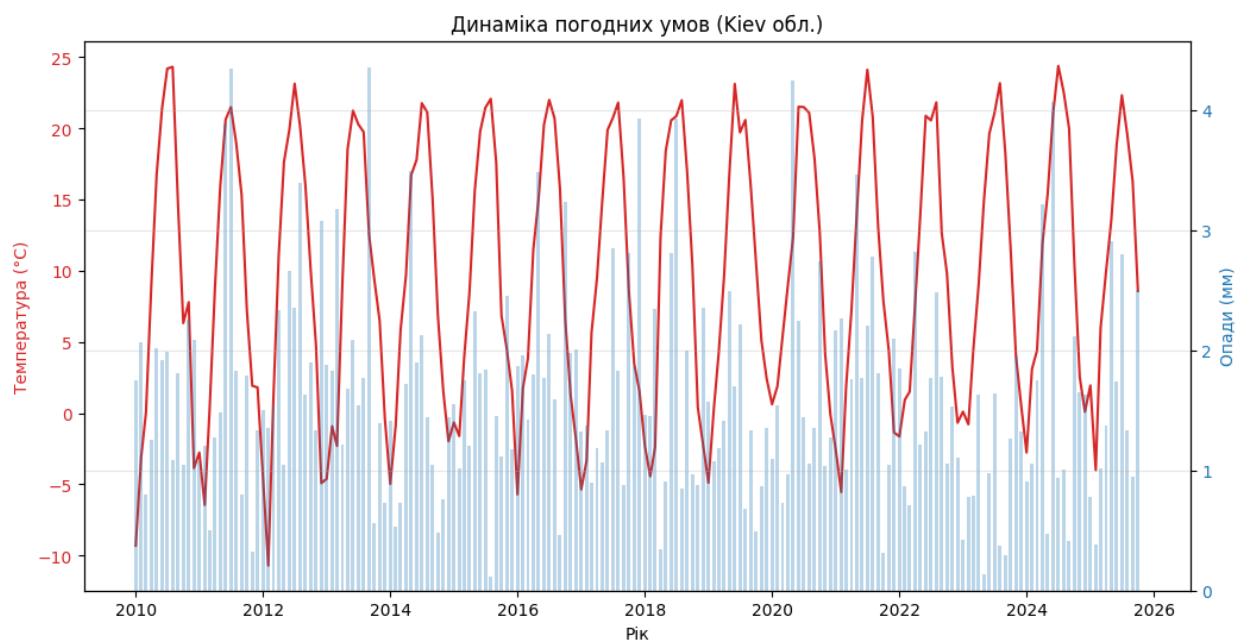


Рисунок 2.3 – Графік зміни температури та опадів

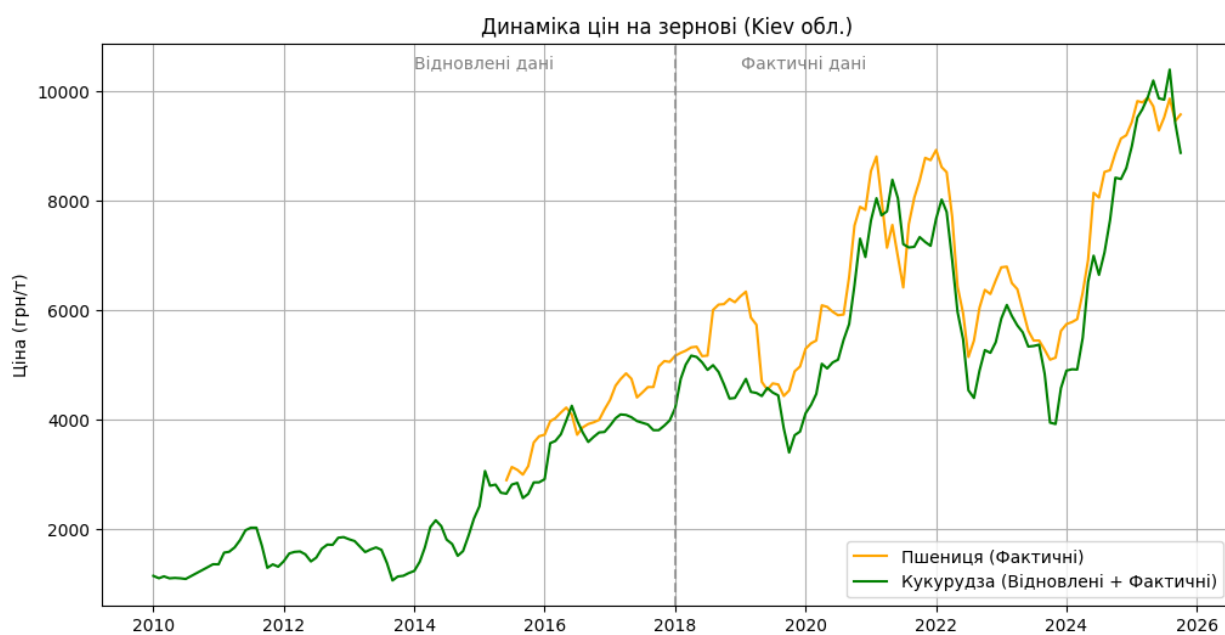


Рисунок 2.4 – Графік зміни цін на пшеницю та кукурудзу

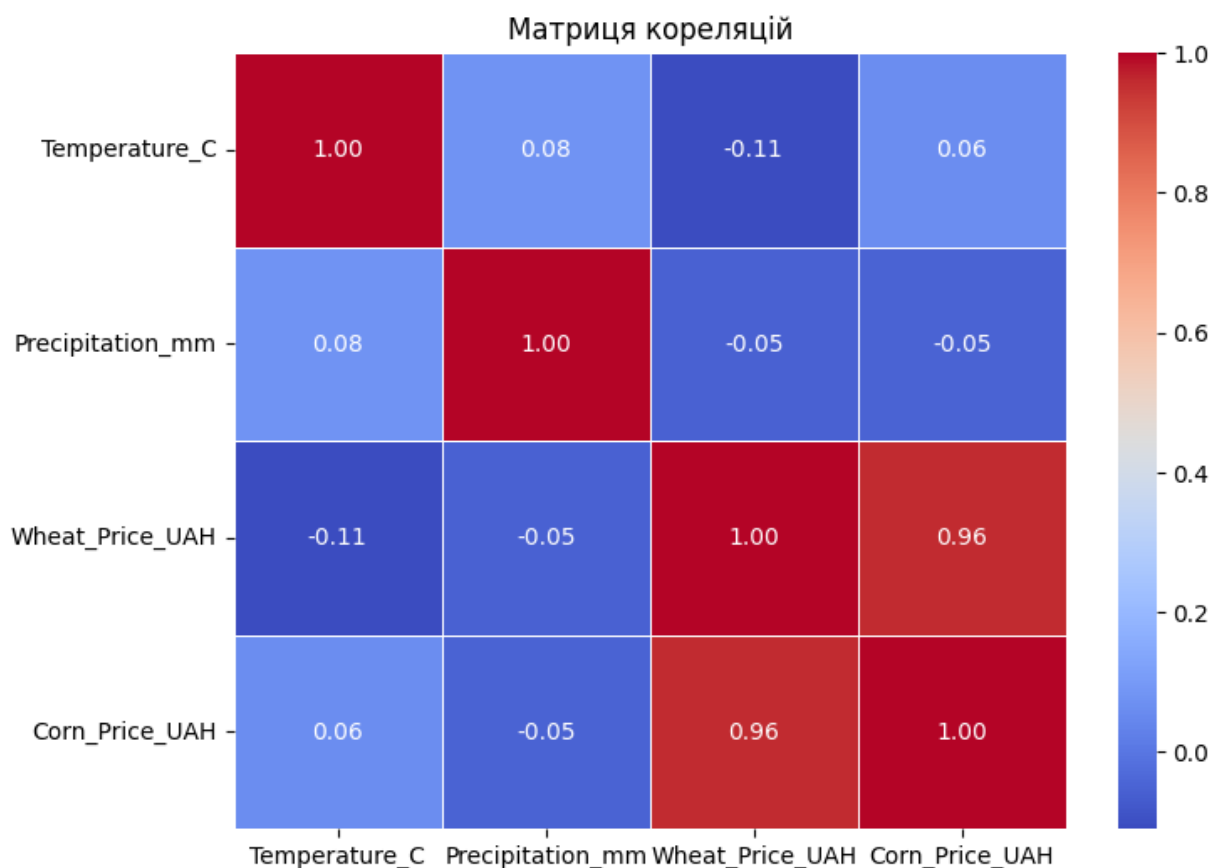


Рисунок 2.5 – Матриця кореляції погодних та цінових показників

2.6 Обґрунтування вибору методу панельної регресії

Загалом вибір математичного апарату для моделювання цінової динаміки на аграрному ринку є нетривіальною задачею, оскільки досліджуваний процес формується під впливом двох різнорідних груп факторів: природно-кліматичних (стохастичних, нелінійних) та ринково-економічних (трендових, сезонних). У ході дослідження було проведено порівняльний аналіз трьох основних класів моделей, що застосовуються в сучасній економетриці та Data Science.

Класичні моделі часових рядів (Time Series Models). До цього класу належать моделі авторегресії та ковзного середнього (ARIMA, SARIMAX).

Вони є стандартом для короткострокового прогнозування, оскільки ефективно описують інерційність цін та сезонні цикли. Однак, їхнім суттєвим недоліком у контексті даної роботи є слабка здатність враховувати екзогенні шоки. Аномальна посуха або екстремальна спека є подіями, що виходять за рамки історичного тренду, тому класична ARIMA часто не встигає адаптуватися до різкої зміни умов пропозиції. Крім того, ці моделі зазвичай будуються для країни в цілому, ігноруючи регіональні відмінності.

Моделі машинного навчання (Machine Learning). Алгоритми, такі як Random Forest або Gradient Boosting, демонструють високу точність прогнозування та здатні виявляти складні нелінійні залежності між погодою та врожайністю. Проте, головним обмеженням для їх використання в даній роботі є низька інтерпретованість результатів (проблема «чорної скриньки»). Для задач економічного аналізу важливо не лише отримати прогноз ціни, а й зрозуміти структуру впливу: на скільки відсотків зміниться ціна при підвищенні температури на 1°C (коефіцієнт еластичності). ML-моделі не дають прямих відповідей на такі питання.

Економетричні моделі панельних даних (Panel Data Regression). Цей підхід передбачає роботу з даними, що мають два виміри: просторовий (регіони) та часовий (місяці). Саме цей метод було обрано як базовий для дослідження з наступних причин.

1. **Врахування гетерогенності регіонів.** Україна має різні агрокліматичні зони (Степ, Лісостеп, Полісся) з різною родючістю ґрунтів та технологічним рівнем. Панельний підхід дозволяє ввести в модель індивідуальні ефекти (Fixed Effects), які фіксують унікальні, незмінні у часі характеристики кожної області. Це дозволяє виділити «чистий» вплив погоди, відокремивши його від впливу якості ґрунтів.
2. **Збільшення обсягу вибірки.** Використання панельної структури (25 регіонів $\times$ 180 місяців) значно збільшує кількість ступенів вільності порівняно з одним часовим рядом по Україні, що підвищує статистичну надійність оцінок.

3. Контроль загальних шоків. Метод дозволяє включити в модель часові змінні (наприклад, фіктивну змінну періоду війни), які впливають на всі регіони одночасно, але змінюються з часом.

Таким чином, використання панельної регресії з фіксованими ефектами є оптимальним компромісом, що поєднує гнучкість у врахуванні регіональної специфіки з можливістю чіткої економічної інтерпретації впливу метеорологічних факторів на ціноутворення.

2.7 Специфікація моделі (рівняння регресії)

Основною частиною дослідження є математичне рівняння, яке описує, як саме погода та інші фактори впливають на ціну зерна. Ми будемо модель так, щоб вона враховувала не лише те, що відбувається «тут і зараз», а й те, що відбувалося місяць тому (наприклад, накопичення вологи в ґрунті), а також специфіку кожного регіону.

Базове рівняння нашої моделі виглядає так:

$$Price_{it} = \alpha_i + \beta_1 Temp_{it} + \beta_2 Temp_{it}^2 + \beta_3 Prec_{it} + \beta_4 Prec_{it-1} + \gamma WarDummy_t + \delta_m Month_{mt} + \epsilon_{it}, \quad (2.1)$$

Розберемо, що означає кожен символ у цій формулі.

Залежна змінна ($Price_{it}$). Це реальна ціна на зерно (пшеницю або кукурудзу) в конкретній області (i) у конкретний місяць (t). Ми беремо саме реальну ціну, тобто очищену від інфляції, щоб зрозуміти, чи змінилася вартість самого зерна, а не просто знецінилася гривня.

Індивідуальний ефект області (α_i). Це базовий рівень ціни, властивий кожній окремій області. Ми розуміємо, що умови в Херсонській та Чернігівській областях різні: різна якість ґрунтів, різна відстань до портів. Цей параметр α_i дозволяє моделі врахувати ці постійні відмінності.

Температура та її квадрат ($Temp_{it}$, $Temp_{it}^2$). Ми додали в рівняння не тільки саму температуру, а і її квадрат. Вплив тепла на рослини не є лінійним. Помірне тепло – це добре для росту, врожай збільшується, ціни падають. Але надмірна спека – це погано, рослини гинуть, врожай падає, ціни ростуть. Саме квадрат температури ($Temp_{it}^2$) дозволяє моделі «побачити» цей переломний момент, коли тепло перетворюється на небезпечну спеку.

Поточні та минулі опади ($Prec_{it}$, $Prec_{it-1}$). Дощ впливає на рослини не миттєво. Дощ, який випав у травні, формує запаси вологи, які рослина використає у червні. Тому ми включили в модель два показники:

- $Prec_{it}$ – скільки дощу випало у поточному місяці;
- $Prec_{it-1}$ – скільки дощу випало у попередньому місяці (цей ефект називається «лаг», або затримка).

Фактор війни *WarDummy*. Це спеціальна змінна-«перемикач». Вона дорівнює 0 для всіх років до 2022-го, і 1 – після початку повномасштабного вторгнення. Це дозволяє нам відділити вплив погоди від впливу війни (блокади портів, порушення логістики), щоб модель не сплутала наслідки бойових дій з наслідками поганої погоди.

Сезонність ($Month_{mt}$). Ціни на зерно завжди поведуться циклічно: найнижчі вони під час жнив (серпень-вересень), а найвищі – навесні. Цей набір змінних дозволяє моделі «знати», який зараз місяць, і враховувати звичні сезонні коливання.

Випадкова похибка (ϵ_{it}). Це все те, що не врахувала наша модель (наприклад, зміна світових цін на нафту або дії окремих трейдерів). Ми припускаємо, що ці фактори є випадковими і не впливають на загальний результат.

Таким чином, ця формула дозволяє нам «виокремити» чистий вплив погоди. Наприклад, ми зможемо сказати: «Якщо температура у червні зросте на 1 градус вище норми, ціна на кукурудзу восени зросте на X гривень», при цьому ми будемо впевнені, що врахували і дощі, і війну, і особливості регіону.

2.8 Попередня діагностика статистичних властивостей даних

Перед тим як переходити безпосередньо до розрахунків, необхідно переконатися, що зібрані дані придатні для математичного моделювання. Тому було проведено два критично важливі етапи попередньої обробки.

Дефлювання цін (очищення від інфляції). Ми аналізуємо період з 2010 по 2025 рік. За цей час цінність гривні суттєво змінилася. Якщо ми бачимо, що кукурудза коштувала 1000 грн у 2010 році і 5000 грн у 2024-му, це не обов'язково означає, що вона стала в 5 разів ціннішою. Значну частину цього зростання з'їла інфляція.

Щоб модель аналізувала саме ринкові фактори (погоду, попит), а не знецінення грошей, ми перевели всі номінальні ціни у реальні ціни базового 2021 року. Для цього було використано Індекс споживчих цін (ІСЦ).

Формула перерахунку виглядає так:

$$Price_t = NominalPrice_t \times \frac{CPI_{base}}{CPI_t},$$

де CPI_{base} – індекс цін базового року, а CPI_t – поточний індекс. Тепер усі ціни у нашій моделі порівнянні між собою незалежно від року.

Перевірка на стаціонарність (Unit Root Test). У статистиці є правило: не можна просто так шукати зв'язок між двома графіками, які постійно ростуть (мають тренд), бо можна знайти кореляцію там, де її немає (наприклад, між кількістю смартфонів і ціною на зерно). Такі ряди називаються нестаціонарними.

Для коректного аналізу нам потрібно, щоб дані коливалися навколо якогось середнього значення, а не просто росли вгору.

Ми перевірили всі наші ряди (ціни, температуру, опади) за допомогою тесту Дікі-Фуллера (Augmented Dickey-Fuller test, ADF).

— **Кліматичні дані:** температура та опади виявилися стаціонарними одразу (що логічно, адже погода циклічна і повертається до норми).

— **Цінові дані:** оскільки на попередньому кроці ми вже очистили ціни від інфляції, отримані реальні ціни виявилися стаціонарними. Це означає, що ми можемо використовувати їх у моделі без додаткових перетворень.

Проведення цих процедур гарантує, що наша модель покаже справжній вплив погоди, а не випадкові збіги чи наслідки інфляції.

2.9 Висновки до розділу 2

У другому розділі розроблено базу інструментів для дослідження, який необхідний для побудови моделі ціноутворення на ринку зернових культур.

Створено архітектуру обробки даних на базі мови Python із використанням бібліотек для роботи з великими масивами (Pandas, Xarray) та геопросторового аналізу (Geopandas). Це дозволило автоматизувати процеси збору, очищення та обробки різномірної інформації.

Вирішено проблему сумісності даних. Розроблено алгоритми просторової агрегації (Zonal Statistics) для перетворення ґридованих кліматичних даних у регіональні часові ряди. Це дозволило сформувати цілісний датасет за період 2010 – 2025 рр.

Виконано попередню діагностику та очищення даних від інфляційних спотворень (дефлювання), підтверджено їх стаціонарність, що є необхідною умовою для коректного економетричного аналізу.

Доведено доцільність використання методу панельної регресії з фіксованими ефектами (Fixed Effects). Розроблено рівняння регресії, що включає нелінійні температурні ефекти (квадратична залежність) та лагові змінні опадів.

У даному розділі підготовлено інформаційне підґрунтя для проведення аналізу та отримання кількісних оцінок впливу погоди на ціни.

РОЗДІЛ 3. АНАЛІЗ РЕЗУЛЬТАТІВ МОДЕЛЮВАННЯ ВПЛИВУ КЛІМАТИЧНИХ ЗМІН НА ЦІНИ

3.1 Оцінка побудованих моделей

Для перевірки робочих гіпотез було побудовано три специфікації регресійних моделей на основі панельних даних: дві окремі моделі для ринків пшениці та кукурудзи, а також спільна (об'єднана) модель для аналізу міжкультурних відмінностей. Оцінювання проводилося методом найменших квадратів з фіксованими ефектами (Fixed Effects), що дозволило нейтралізувати вплив незмінних регіональних факторів та загальних часових трендів (інфляція, війна). Усі розрахунки здійснювалися на основі специфікації моделі, яка була обґрунтована у підрозділі 2.7 (рівняння 2.4).

Узагальнені результати статистичної діагностики моделей наведено у Таблиці 3.1.

Таблиця 3.1. Порівняльна характеристика якості побудованих моделей

Показник	Модель 1: пшениця	Модель 2: кукурудза	Модель 3: спільна (joint)
Кількість спостережень	3 321	5 076	6 642
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0.0327 (3.27%)	0.0029 (0.29%)	0.1592 (15.92%)
F-статистика (Robust)	22.52	2.92	100.79
P-значення моделі (Prob > F)	0.0000	0.0122	0.0000
Висновок	Високо значуща	Значуща	Високо значуща

Проведемо аналіз надійності.

Модель ринку пшениці. Результати показали високу статистичну надійність. Значення F-статистики становить 22.52 при ймовірності помилки $P < 0.001$. По суті це означає, що набір обраних погодних факторів (температура, опади та їх лаги) має реальний вплив на формування ціни. Коефіцієнт детермінації на рівні 3.3% є нормальним для моделей з фіксованими часовими ефектами, оскільки він відображає лише ту частину варіації ціни, яка пояснюється тільки локальними погодними аномаліями (після очищення від інфляції та трендів).

Модель ринку кукурудзи. Модель для кукурудзи також виявилася статистично значущою ($P = 0.0122 < 0.05$), хоча сила зв'язку є меншою порівняно з пшеницею ($F = 2.92$). Низький коефіцієнт детермінації ($R^2 = 0.29\%$) свідчить про те, що ціна на кукурудзу значною мірою залежить від глобальних факторів, які «поглинаються» часовими ефектами моделі. Тим не менш, окремі змінні (зокрема, квадрат температури) показали високу індивідуальну значущість, що підтверджує наявність нелінійного впливу погоди.

Спільна (joint) модель. Найкращі результати продемонструвала об'єднана модель, що включає дані по обох культурах. Її пояснювальна здатність зросла до 15.92%, а *F-статистика* сягнула рекордного значення 100.79. Таке суттєве покращення якості моделі пояснюється введенням перехресних змінних (interaction terms), які дозволили математично описати різницю в реакції пшениці та кукурудзи на однакові погодні умови.

Усі три побудовані моделі пройшли перевірку на адекватність і є статистично значущими. Високі значення F-статистик (особливо в спільній моделі) та надійна коваріаційна оцінка дозволяють перейти до змістовної інтерпретації отриманих коефіцієнтів та аналізу впливу окремих факторів.

3.2 Аналіз впливу температури та ефекту нелінійності

Результати моделей підтвердили, що температура є одним із визначальних факторів цінової динаміки на українському ринку зерна. Проте цей вплив не є однозначним («чим тепліше, тим дорожче/дешевше»), а має складну нелінійну структуру.

Ринок пшениці.

У моделі для пшениці обидва температурні коефіцієнти виявилися високозначущими ($P < 0.001$) і відповідно до параметрів рівняння (2.4) отримані оцінки вийшли:

- лінійне ($Temp$): **+15.33**;
- квадратичне ($Temp^2$): **-0.66**.

Така комбінація знаків (плюс для лінійної змінної, мінус для квадрата) описує математичну функцію параболи, гілки якої спрямовані донизу (inverted U-shape).

Ми розрахували точку максимуму цієї функції за формулою вершини параболи ($T_{max} = \frac{-b}{2a}$):

$$T_{max} = \frac{-15.33}{2 \times (-0.66)} \approx 11.6^{\circ}\text{C}$$

Це дає нам цікаву економічну інтерпретацію:

До +11.6°C (Зима - Рання Весна): Підвищення температури корелює зі зростанням цін. Це період вегетації та невизначеності щодо майбутнього врожаю, коли ціни традиційно високі.

Вище +11.6°C (Пізня Весна - Літо): Починає домінувати квадратичний ефект, і крива йде вниз. Виходить чим вища температура (20°C, 25°C), тим нижча ціна.

Економічний зміст: На перший погляд, це значення може здатися низьким, оскільки біологічний стрес у рослин настає при значно вищих температурах (понад 25–30°C). Проте важливо враховувати, що модель оперує середньомісячними температурами та описує саме економічну. Значення 11.6°C є кліматичною нормою для квітня в Україні. Економічно це інтерпретується так:

- **Фаза зростання (Зима – Березень):** поки середньомісячна температура нижча за 11.6°C, ринок перебуває у стані споживання запасів старого врожаю, що штовхає ціни вгору.

- **Точка перегину (Квітень):** при досягненні 11 – 12°C (середина весни) ціни досягають сезонного піку. У цей час стає зрозумілим стан озимих після зимівлі.

- **Фаза спаду (Травень – Липень):** коли середні температури перевищують 12°C і наближаються до літніх максимумів (20 – 23°C), ринок починає реагувати на наближення нового врожаю. Високі температури в цей період сигналізують про швидке дозрівання та майбутнє збільшення пропозиції, що чинить тиск на зниження ціни.

Таким чином, отриманий екстремум (11.6°C) виступає маркером сезонного циклу, що розмежовує період зимового дефіциту та період літнього профіциту зерна. Візуалізацію можна побачити на рисунку 3.1.

Ринок кукурудзи.

Для кукурудзи лінійна складова виявилася незначущою, проте квадрат температури ($Temp^2$) має значущий від'ємний коефіцієнт -0.19 .

Це свідчить про те, що для кукурудзи важливі саме пікові температурні значення. Як і у випадку з пшеницею, високі температури асоціюються зі зниженням ціни. Оскільки кукурудза є пізньою культурою, накопичення суми активних температур є необхідною умовою для дозрівання. Спекотна погода (в межах норми) прискорює дозрівання, наближає вихід продукції на ринок і, відповідно, сприяє сезонному зниженню цін.

Міжкультурні відмінності (joint model)

Результати спільної моделі (joint model) показали статистично значущу різницю в реакції культур. Коефіцієнт взаємодії *Temperature_C_X_Wheat* дорівнює **-17.7**. Це означає, що крива реакції пшениці є більш «крутою» та вираженою, ніж у кукурудзи.

Це пояснюється тим, що озима пшениця проходить повний річний цикл (від зимівлі до літньої спеки), тому вона чутливіша до температурних коливань у різні пори року. Кукурудза ж, як яра культура, має коротший вегетаційний період, тому її реакція на температуру є більш згладженою.

Моделювання довело, що екстремально високі температури мають стримуючий вплив на ціни зернових у короткостроковому періоді. Це пояснюється сезонним фактором: пік спеки збігається з піком пропозиції (жнивнами).

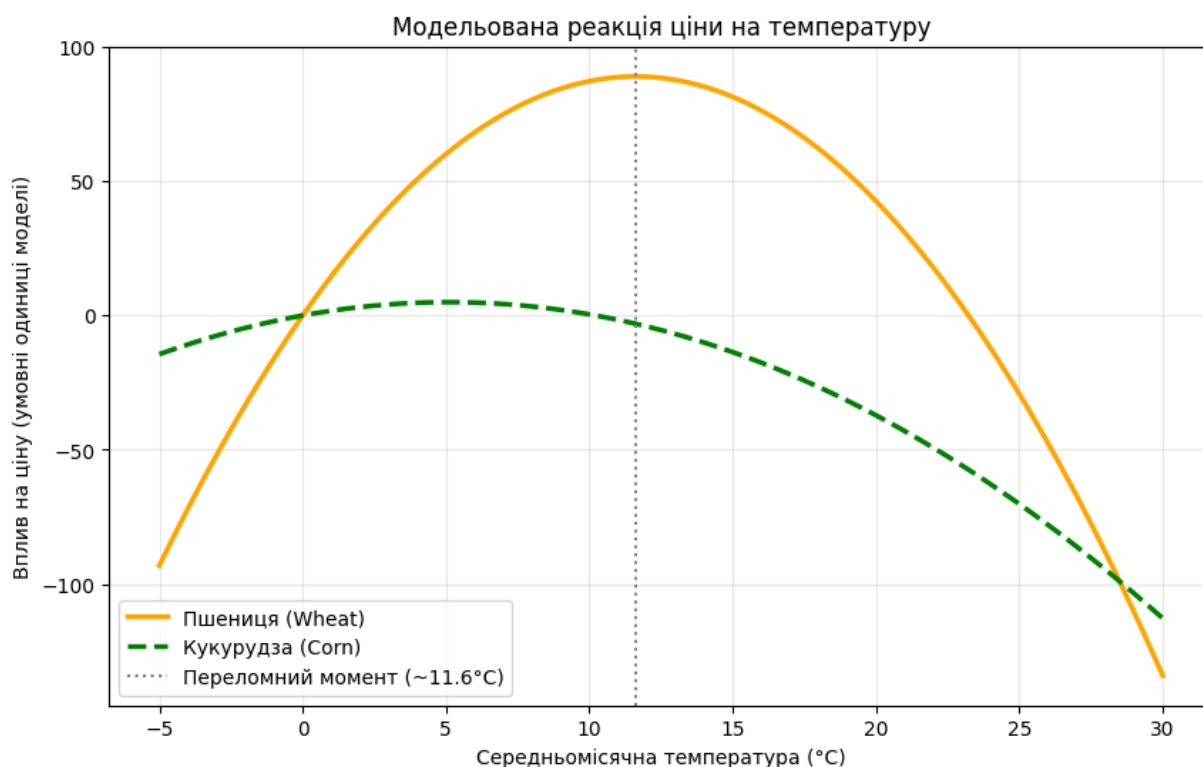


Рисунок 3.1 – Модельована нелінійна залежність цін на зернові культури від температурного режиму

3.3 Оцінка впливу опадів та факторів вологозабезпечення

Волога є критичним ресурсом для сільського господарства України, тому очікується, що кількість опадів буде суттєво впливати на ціну. Результати моделювання підтвердили це, але виявили деякі відмінності між культурами. По-перше загальний вплив. Він говорить про те, що більше дощів – нижча ціна. В обох окремих моделях (для пшениці та кукурудзи) ми отримали від'ємні коефіцієнти при змінній опадів (параметр β_3 у рівнянні [2.4]):

- для пшениці: **-5.71** (значущість 94%);
- для кукурудзи: **-4.81** (значущість 94%).

Економічна логіка тут працює наче б то правильно, як і має бути. Коли випадає достатньо дощів, ринок сприймає це як сигнал про майбутній гарний врожай. Очікування великої пропозиції зерна змушують ціни знижуватися. І навпаки, дефіцит опадів (посуха) викликає дефіцит на ринку та зростання цін.

Згідно з нашою моделлю, кожен додатковий міліметр середньомісячних опадів «збиває» ціну тонни зерна приблизно на 5 – 6 гривень.

Минулі дощі (лаги) виявилися менш важливими. У моделях змінні «дощ 1 місяць тому» та «дощ 2 місяці тому» не показали високої статистичної значущості. На перший погляд, це дивно, адже рослина використовує вологу, накопичену раніше.

Проте з економічної точки зору це можна пояснити високою ефективністю сучасного ринку. Трейдери та агрохолдинги слідкують за прогнозами погоди в реальному часі. Як тільки стає відомо про дощі (або їх відсутність) у поточному місяці, ціна реагує миттєво. Вірогідно ринок не чекає місяць, щоб змінити ціну, а відіграє новину одразу.

Найцікавіший результат дала спільна модель. Вона показала, що пшениця набагато чутливіша до режиму опадів, ніж кукурудза. Коефіцієнт взаємодії *Precipitation_mm_X_Wheat* дорівнює **-52.7**. Це означає, що за

однакових погодних умов ціна на пшеницю реагує на опади значно різкіше. Логічним поясненням до цього буде те, що пшениця є основою продовольчої безпеки (хліб), і значна частина її врожаю залежить від вологи у критичні періоди весни. Кукурудза ж часто вирощується більш технологічними холдингами, які можуть краще управляти ризиками.

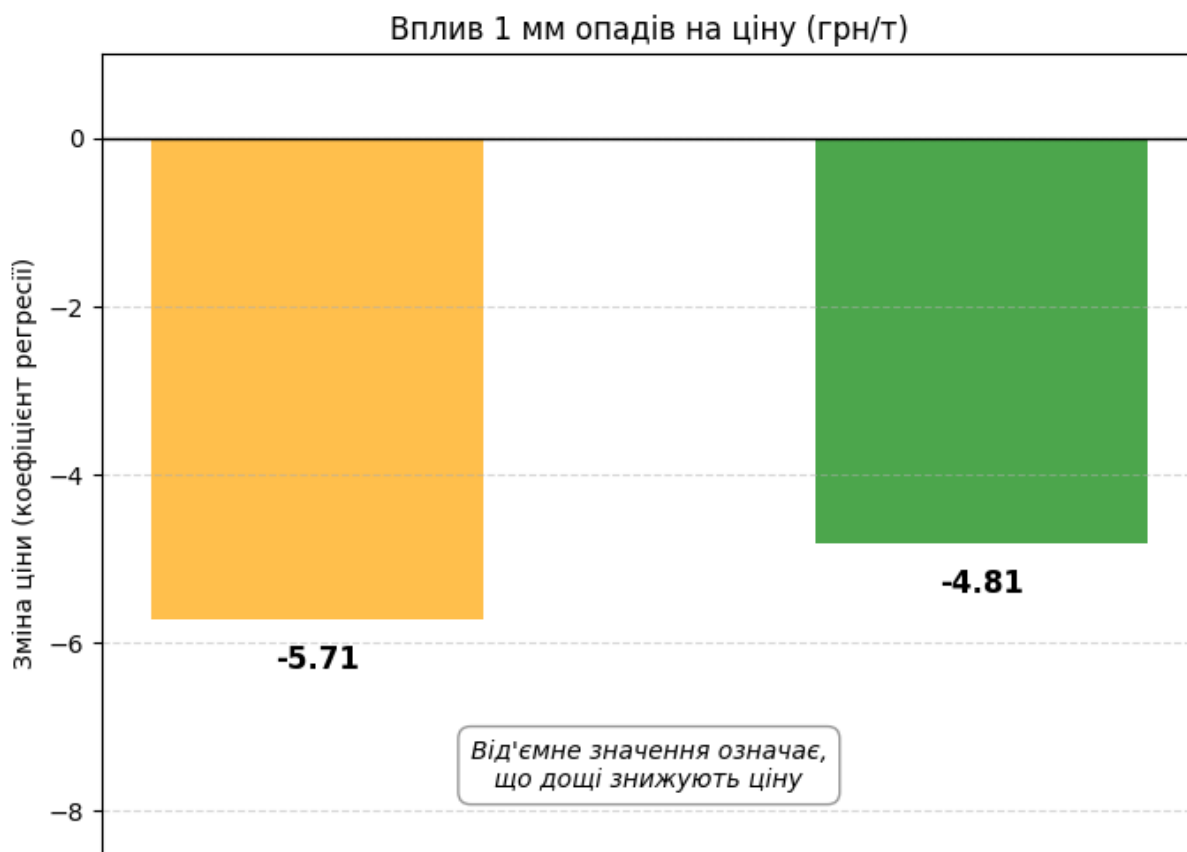


Рисунок 3.2 – Оцінка граничного впливу 1 мм опадів на ринкову вартість зерна

3.4 Порівняльний аналіз реакції ринків пшениці та кукурудзи (joint model)

Для того щоб довести відмінність у поведінці цін на різні культури, недостатньо просто порівняти два графіки. Тому було побудовано спільну

модель, яка об'єднує дані по обох культурах і використовує метод перехресних змінних (interaction terms).

Це дозволило нам проаналізувати чи є різниця в реакції пшениці та кукурудзи статистично значущою. Результати моделювання ($F=100.79$, $P<0.001$) дали відповідь і виявили розбіжності.

По-перше, різна чутливість до опадів (*Precipitation*). Найбільш вражаюча різниця виявлена у реакції на вологу.

Для кукурудзи (базовий ефект) коефіцієнт позитивний (+19.4). Це може свідчити про те, що для кукурудзи надмірні дощі (особливо в період збирання врожаю восени) можуть створювати проблеми з логістикою та сушкою, що підтримує ціну.

Для пшениці коефіцієнт взаємодії дорівнює **-52.7**. Це означає, що пшениця реагує на опади кардинально інакше. Чистий вплив на пшеницю = $19.4 + (-52.7) = \mathbf{-33.3}$.

Тобто доведено ($P=0.000$), що ринок пшениці реагує на дощі за класичним сценарієм: більше вологи → кращі очікування врожаю → суттєве зниження ціни. Кукурудза ж демонструє значно меншу залежність ціни від фактора вологи в бік зниження, що може бути пояснено її пізнішим циклом вегетації.

По-друге, різна реакція на температуру. Температурний фактор також діє по-різному.

Для кукурудзи коефіцієнт при температурі становить **+20.5**. Це підтверджує, що кукурудза є теплолюбною культурою, і ринок реагує на потепління зростанням активності (або ж зростанням ціни через ризики літньої посухи).

Для пшениця коефіцієнт взаємодії становить **-17.7**. Чистий вплив на пшеницю = $20.5 + (-17.7) = \mathbf{+2.8}$.

Різниця є значущою. Кукурудза виявляється набагато чутливішою до простого підвищення температури (коефіцієнт 20.5), ніж пшениця (коефіцієнт

2.8). Для пшениці температурний фактор працює майже нейтрально в лінійному вимірі, натомість для неї важливіша нелінійна складова (екстремальна спека), про що свідчили результати попередніх моделей.

Загалом модель підтвердила, що ринок пшениці є більш «кліматично-залежним» у класичному розумінні (сильно падає в ціні від дощів). Ринок кукурудзи є більш стійким до опадів, але демонструє вищу волатильність (реакцію) у відповідь на температурні зміни. Це пояснює, чому ціни на ці дві культури часто рухаються не синхронно.

3.5 Висновки до розділу 3

В ході моделювання отримано результати, які дозволяють сформулювати важливі економічні висновки щодо формування цін зернового ринку України в умовах кліматичних змін.

По-перше, підтвердження гіпотези про погоду. Головним результатом дослідження є підтвердження того, що погодні аномалії є значущим фактором ціноутворення. Модель показала, що ринок реагує на метеорологічні умови раціонально та передбачувано. Це означає, що різкі стрибки цін, подібні до тих, що спостерігалися під час посухи 2020 року або аномалій 2025 року, не є випадковими. Вони мають чітку математичну залежність від дефіциту опадів та температурних піків.

По-друге, кількісна оцінка ризиків. Завдяки побудованій регресії ми отримали можливість оцінити вартість погодних факторів у гривневому еквіваленті. Наприклад, модель показала, що для пшениці кожен додатковий міліметр середньомісячних опадів призводить до зниження ціни приблизно на 5 – 6 гривень на тонні (за інших нормальних умов). Це дає інструмент для швидкої оцінки ситуації: якщо прогноз погоди обіцяє посушливий місяць

(наприклад, недобір 30 мм опадів від норми), можна очікувати підвищення за погодний ризик у розмірі близько 150 – 180 грн на тонні зерна.

По-третє, порівняльний аналіз довів, що ринки пшениці та кукурудзи працюють за різними алгоритмами.

1. **Пшениця** є класичним прикладом «погодозалежного» товару, де ціна різко реагує на вологу. Це робить її ризиковим активом у посушливі роки, але більш зрозумілим для прогнозування.
2. **Кукурудза** виявилася менш чутливою до опадів у нашій моделі, але сильно залежною від сезонних температурних циклів. Це свідчить про те, що ціна на кукурудзу формується під впливом більш складного комплексу факторів (світові ціни, енергетика), де українська погода відіграє важливу, але не єдину роль.

Розроблена модель може бути використана як елемент системи підтримки прийняття рішень:

1. Для **фермерів** розуміння того, що ціна на пшеницю має чіткий температурний пік навесні (близько $+11^{\circ}\text{C}$, як показала модель), дозволяє планувати стратегію продажу врожаю: продавати запаси до початку активного потепління, коли ціни починають сезонний спад.
2. Для **трейдерів** модель дає можливість хеджувати ризики. При баченні прогнозу аномальної спеки, трейдер може заздалегідь передбачити нелінійну реакцію ринку (обвал або зліт цін залежно від сезону) і зайняти відповідну позицію.

Побудована модель панельної регресії довела свою ефективність. Вона змогла виокремити «чистий» вплив клімату, очистивши дані від інфляції та наслідків війни.

РОЗДІЛ 4 РОЗРОБКА СТАРТАП-ПРОЕКТУ ЗА ТЕМОЮ МД

4.1 Опис ідеї продукту

В основі стартап-проекту лежить ідея створення інтелектуальної інтернет-платформи для агробізнесу, яка поєднує функції маркетплейсу (купівлі-продажу зерна) з потужним аналітичним модулем прогнозування цін.

Як було проаналізовано у попередніх розділах, сільськогосподарський ринок України є однією з ключових галузей економіки, проте він страждає від низької ефективності комунікації. Раніше учасники ринку (виробники, елеватори, трейдери) змушені були здійснювати десятки телефонних дзвінків щодня для пошуку покупців та з'ясування актуальних цін. Існуючі рішення, такі як дошки оголошень, вирішують проблему комунікації лише частково. Вони залишають фермера сам на сам із ризиками цінових коливань.

Запропонований проект пропонує вирішення цієї проблеми шляхом впровадження двокomпонентної системи.

1. **Торговий модуль (Marketplace):** автоматизована система, яка дозволяє виробникам (фермерам, агрохолдингам) та покупцям (трейдерам, переробним заводам) розміщувати оголошення та миттєво знаходити зустрічні пропозиції за допомогою алгоритмів матчингу (matching).
2. **Аналітичний модуль (AI-forecast):** унікальний сервіс, розроблений в рамках даної магістерської дисертації. Він використовує дані супутникового моніторингу погоди та історичні тренди для побудови прогнозу ціни на зернові культури (пшеницю, кукурудзу та інші в подальшому) з урахуванням кліматичних ризиків.

Основна цінність продукту полягає не просто в можливості продати зерно, а в можливості продати його вчасно і дорого. Платформа підказує

користувачу: «Чи варто продавати врожай зараз, чи краще зачекати місяць, оскільки через прогнозовану посуху в регіоні очікується зростання цін?».

У Таблиці 4.1 наведено зміст ідеї та вигоди для користувача.

Таблиця 4.1. Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Інтелектуальна агро-платформа, що об'єднує маркетплейс зерна з модулем прогнозування цін на основі погодних даних	1. Електронна комерція (B2B продажі зерна)	1. Економія часу. Автоматичний підбір покупців замість ручного обдзвону.
	2. Управління ризиками (Risk Management)	2. Збільшення прибутку. Продаж врожаю на піку ціни завдяки точним прогнозам.
	3. Інформаційно-аналітична підтримка	3. Хеджування ризиків. Завчасне попередження про цінові коливання через погодні аномалії.

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів наведено в Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2. Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/п	Техніко-економічні характеристики ідеї	Мій проект	Конкурент 1 (Grain Trade / Tripoli)	Конкурент 2 (OLX /Дошки оголошень)
1.	Можливість розміщення оголошень	+ (Основна функція)	+ (Основна функція)	+ (Основна функція)
2.	Автоматичний підбір зустрічних пропозицій (Matching)	+ (Сильна сторона)	- (Ручний пошук)	- (Ручний пошук)
3.	Прогнозування ціни на основі ІІІ та погодних даних	+ (Унікальна перевага)	- (Відсутнє)	- (Відсутнє)
4.	База перевірених покупців	+ (На початку слабка)	+ (Сильна сторона)	- (Слабка сторона)
5.	Вартість користування	Freemium (База безкоштовно)	Платна підписка	Безкоштовно / Платно

Як видно з таблиці, головною конкурентною перевагою проекту є інтеграція аналітичного модуля. Існуючі конкуренти (Grain Trade, Tripoli) фокусуються на наданні контактних баз даних, тоді як запропонований проект надає інструмент для прийняття стратегічних рішень.

4.2 Технологічний аудит продукту

Мета цього підрозділу провести технологічний аудит для визначення можливості реалізації ідею проекту. Оскільки продукт є складним програмним комплексом, що складається з веб-платформи (маркетплейсу) та аналітичного модуля, технологічний стек проекту базується на поєднанні двох екосистем: Java (для забезпечення стабільності та масштабованості веб-частини) та Python (для обробки великих даних та прогнозування).

Більшість необхідних компонентів вже було розроблено та протестовано у ході попередніх досліджень (бакалаврської роботи) та поточної магістерської дисертації.

У Таблиці 4.3 наведено детальний аналіз технологічної здійсненності ідеї.

Таблиця 4.3. Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Серверна частина платформи (Backend): обробка запитів користувачів, логіка торгівлі, керування оголошеннями	Java 17, Spring Framework (Spring Boot, Spring Security)	Існують, є стандартом для Enterprise-систем	Відкритий код (Open Source), доступні безкоштовно

Продовження таблиці 4.3

2.	Клієнтська частина (Frontend): зручний інтерфейс для фермерів та трейдерів (веб-сайт)	React.js, HTML5, CSS3, JavaScript	Широко використовуються у веб-розробці	Доступні бібліотеки, велика спільнота розробників
3.	Зберігання даних: база даних користувачів, оголошень та історичних цін	PostgreSQL	Одна з найнадійніших реляційних баз даних	Безкоштовна, відкрита ліцензія
4.	Аналітичний модуль: прогнозування цін, обробка кліматичних даних, регресійний аналіз	Python 3.x, бібліотеки: Pandas (обробка), Linearmodels (панельна регресія), Xarray (робота з NetCDF)	Розроблені та апробовані в рамках даної роботи	Доступні через середовища Anaconda / Google Colab

Продовження таблиці 4.3

5.	Обробка геоданих: накладання погодних сіток на карту областей України	Geopandas, Rioxarray	Спеціалізовані бібліотеки для ГІС-аналізу	Відкритий доступ
6.	Джерела даних: отримання актуальної інформації про погоду та ринок.	Copernicus CDS API (дані ERA5), звіти APK- Inform	Існують, налаштовано автоматизований збір (ETL)	API Copernicus безкоштовне; ринкові дані частково відкриті або доступні за підпискою
7.	Безпека та авторизація: захист даних користувачів.	JWT (JSON Web Token)	Стандарт безпечної передачі даних	Реалізовано в рамках Spring Security

У висновку технічна складова проекту можлива, оскільки доступні всі компоненти для відтворення ідеї. Проведений аналіз підтверджує повну технологічну здійсненність ідеї.

1. Базовий функціонал маркетплейсу вже реалізовано з використанням надійного стеку Java/Spring/React, що забезпечує масштабованість системи (здатність витримати тисячі користувачів).
2. Математична модель прогнозування успішно розроблена на Python і готова до інтеграції у вигляді мікросервісу.

3. Усі ключові технології є вільно поширюваним програмним забезпеченням (Open Source), що мінімізує витрати на ліцензування при запуску стартапу.

Таким чином, проект не потребує розробки нових фундаментальних технологій, а базується на інтеграції існуючих перевірених рішень, що суттєво знижує технічні ризики реалізації.

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Метою даного підрозділу є аналіз ринкового середовища для визначення привабливості запуску інноваційної агро-платформи. Ринок електронної комерції в сільському господарстві (AgriTech) України перебуває на стадії активного зростання, що зумовлено цифровізацією галузі та потребою в оптимізації логістичних ланцюгів.

Попередня характеристика потенційного ринку наведена у Таблиці 4.4.

Таблиця 4.4. Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку	Характеристика
1.	Кількість головних гравців	3-5 великих платформ (Grain Trade, Tripoli, Zernotorg)
2.	Загальний обсяг продажів	Україна експортує понад 50 млн т зерна щорічно
3.	Динаміка ринку	Зростає

Продовження таблиці 4.4

4.	Наявність обмежень для входу	Середній рівень. Технічний бар'єр (потрібен складний софт) та бар'єр довіри (необхідно набрати першу базу користувачів)
5.	Специфічні вимоги	Високі вимоги до актуальності даних (ціна змінюється щодня) та безпеки контактів
6.	Середня норма рентабельності	20-30% для SaaS-рішень в агросекторі

Аналіз потенційних клієнтів (Таблиця 4.5) базується на дослідженні учасників ринку, проведеному в рамках попередніх розділів. Ми виділяємо два ключові сегменти: продавці та покупці.

Таблиця 4.5. Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія	Відмінності у поведінці	Вимоги до товару
1.	Швидкий збут вирощеної продукції за максимальною ціною	Виробники: фермерські господарства, агрохолдинги	Консервативні, звикли до телефонних продажів, шукають надійність	Простота інтерфейсу, наявність перевірених покупців, точність прогнозу цін

Продовження таблиці 4.5

2.	Закупівля великих партій зерна для експорту/переробки	Покупці: трейдери, експортери, переробні заводи	Динамічні, використовують багато інструментів, готові платити за інсайти	Актуальність бази продавців, аналітика ринку, швидкість фільтрації пропозицій
----	---	---	--	---

Для оцінки зовнішнього середовища проведено аналіз факторів загроз (Таблиця 4.6) та можливостей (Таблиця 4.7).

Таблиця 4.6. Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Макроекономічна нестабільність	Війна, блокування портів, порушення логістики, що знижує активність торгівлі	Надання аналітики про альтернативні шляхи логістики (авто/жд)
2.	Консерватизм фермерів	Небажання переходити на нові цифрові платформи («звикли робити все по старому»)	Максимальне спрощення інтерфейсу, навчання користувачів, безкоштовний пробний період

Таблиця 4.7. Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Зміна клімату та погодна волатильність	Зростання впливу погодних аномалій на ціну робить прогноз критично важливим	Акцент на унікальному модулі AI-прогнозування як головній конкурентній перевазі
2.	Цифровізація агробізнесу	Зростання проникнення інтернету в селах та використання смартфонів аграріями	Розробка адаптивної мобільної версії платформи

Аналіз конкурентного середовища (Таблиця 4.8) свідчить про наявність сильних гравців, проте більшість із них є класичними дошками оголошень.

Таблиця 4.8. Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Тип конкуренції	Характеристика	Вплив на стратегію проекту
1. Галузева	Олігополія з елементами вільної конкуренції. Кілька великих платформ (Grain Trade) та сотні дрібних посередників.	Необхідність чіткої диференціації (відбудови) від конкурентів
2. Видова	Конкуренція між IT-платформами та традиційними брокерами («телефонними» посередниками)	Автоматизація процесів («матчинг») для економії часу клієнта

Продовження таблиці 4.8

3. За характером переваг	Нецінова конкуренція. Боротьба йде не за ціну підписки, а за цінність інформації	Пропозиція унікальної аналітики (прогноз цін), якої немає у конкурентів
--------------------------	---	---

Таблиця 4.9. Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складова	Характеристика впливу	Висновок для проекту
1. Прямі конкуренти	Grain Trade, Tripoli, Zernotorg. Сильні позиції, великі бази даних	Конкурувати напрямку важко, потрібна унікальна фіча (AI Forecast)
3. Споживачі	Мають високу ринкову владу, чутливі до ефективності інструменту	Продукт має реально приносити гроші (через вигідний продаж)
4. Нові гравці	Бар'єр входу середній (потрібна розробка ПЗ)	Використання складних технологій (AI/ML) піднімає бар'єр для новачків

Обґрунтування факторів конкурентоспроможності наведено у Таблиці 4.10.

Таблиця 4.10. Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування
1.	Прогнозування ціни (AI)	Унікальна функція, що дозволяє фермеру планувати час продажу
2.	Автоматичний підбір (Matching)	Економить час на дзвінки (система сама з'єднує заявки)

Продовження таблиці 4.10

3.	Сучасний стек (Java/React)	Забезпечує швидкість та надійність роботи (на відміну від старих сайтів)
----	----------------------------	--

Таблиця 4.11. Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін

Фактор конкурентоспроможності	Мій проект	Grain Trade / Tripoli	Інші дошки оголошень
База користувачів	1 бал (Слабке місце)	5 балів	3 бали
Функціонал торгівлі	5 балів	5 балів	3 бали
Аналітика та прогнози	5 балів (Лідер)	2 бали (Лише новини)	0 балів
Зручність (UX/UI)	5 балів	3 бали	2 бали

Таблиця 4.12. SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони Унікальне прогнозування ціни, Сучасні технології (Java/React), Готовий MVP платформи	Слабкі сторони Відсутність сформованої бази клієнтів, Обмежений маркетинговий бюджет, Бренд невідомий на ринку
Можливості Зростання попиту на ринку, Можливість партнерства з агрохолдингами	Загрози Копіювання функціоналу великими конкурентами, Кібератаки на платформу, Блокування експорту (зниження активності ринку)

Таблиця 4.13. Альтернативи ринкового впровадження

№ п/п	Альтернатива	Ймовірність отримання ресурсів	Строки
1.	Freemium модель: Безкоштовний вхід + платна аналітика.	Висока (мінімальні витрати на старт).	3-4 міс.
2.	Партнерство: Інтеграція з існуючими агро-медіа.	Середня.	6-9 міс.
3.	B2B продажі: Продаж аналітики великим трейдерам.	Низька (потрібна репутація)	12+ міс.

У висновку аналіз показує високий потенціал проекту. Незважаючи на ризики конкуренції, проект має значний шанс впровадження через те, що існуючі платформи вирішують проблему комунікації, але не вирішують проблему стратегії. Запропонований проект заповнює цю нішу, пропонуючи AI-прогнозування як ключову конкурентну перевагу.

4.4 Розроблення ринкової стратегії проекту

Цей підрозділ відповідає за створення ринкової стратегії для стартап проекту. Для цього необхідно визначити цільову групу потенційних споживачів, стратегії розвитку, конкретної поведінки та позиціонування.

На основі аналізу попереднього підрозділу виділю основні цільові групи, що розглянуті у таблиці 4.14

Таблиця 4.14. Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/п	Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів	Орієнтовний попит	Готовність споживачів сприйняти продукт	Інтенсивність конкуренції в сегменті
1.	Малі та середні фермери	Дуже високий	Середня	Низька
2.	Трейдери та посередники	Високий	Висока	Низька
3.	Агрохолдинги	Помірний	Низька	Середня

Основною цільовою аудиторією обрано сегмент малих та середніх фермерів, оскільки для них цінність AI-прогнозування є найвищою (вони не можуть дозволити собі штатних аналітиків, але хочуть продавати дорожче).

На основі обраного сегмента визначаємо базову стратегію розвитку (Таблиця 4.15).

Таблиця 4.15. Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Альтернатива розвитку	Стратегія охоплення ринку	Конкурентоспроможні позиції	Базова стратегія розвитку
1.	Створення розумного маркетплейсу	Фокус на зернових культурах та аналітиці	1. Інтелект: прогноз ціни 2. Швидкість: авто-матчинг 3. Доступність: freemium модель	Не найбільші і найдешевші, але найрозумніші завдяки AI

Далі визначаємо, як саме компанія буде поводитися в конкурентній боротьбі (Таблиця 4.16).

Таблиця 4.16. Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першо-прохідцем»?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1.	Так (у ніші доступного AI-прогнозування для фермерів)	Компанія буде одночасно шукати нових споживачів та забирати існуючих у конкурентів	Ні. Проект пропонує унікальний функціонал (прогнозування), якого немає у конкурентів.	Комбінована (новітнє лідерство, продуктова диференціація та атака на ринок)

У таблиці 4.17 розглянуто стратегію позиціонування, яке дозволить користувачам створити своє сприйняття продукту.

Таблиця 4.17 Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентні позиції	Асоціації для формування позиції
1.	Фермери хочуть продати дорого і не прогадати з часом	Диференціація по сервісу	Надання інсайдерської інформації (прогнозів), яка раніше була доступна тільки великим гравцям	Персональний цифровий аналітик. Надійність, вигода, своєчасність

Обрано стратегію товарної диференціації. Проект виходитиме на ринок не як дошка оголошень, а як аналітична екосистема, де функція продажу є вторинною, а первинною є функція прийняття рішення. Це дозволить уникнути прямої цінової війни з гігантами ринку і залучити найбільш платоспроможний сегмент користувачів.

4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

У цьому підрозділі буде створено маркетингову програму для стартап-проекту, він буде включати ключові переваги потенційного товару, три рівні моделі товару, цінове утворення, система збуту та концепція маркетингової

комунікації. У таблиці 4.18 на основі попереднього аналізу конкурентоспроможності визначено переваги продукту.

Таблиця 4.18. Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами
1.	Продати зерно	Швидкий пошук покупця без сотні дзвінків	Система сама з'єднує продавця і покупця за параметрами (культура, обсяг, локація)
2.	Продати дорого	Розуміння майбутнього тренду ціни	Конкуренти показують ціну «на вчора», ми показуємо ціну «на завтра», враховуючи погоду
3.	Зручність	Доступ до ринку 24/7	Адаптивний веб-дизайн, на відміну від застарілих форумів конкурентів

Таблиця 4.19. Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові
I. Товар за задумом	Інструмент для прийняття прибуткових рішень у агробізнесі. Вирішує проблему невизначеності цін та складності комунікації.

Продовження таблиці 4.19

II. Товар у реальному виконанні	1. Платформа (Web): серверна частина на Java (Spring Boot), клієнтська на React.js. 2. Функціонал: кабінет користувача, дошка оголошень, фільтри пошуку. 3. AI-Модуль: мікросервіс на Python, що генерує графіки прогнозу цін на основі даних ERA5. 4. Якість: висока швидкість завантаження, аптайм 99.9%.
III. Товар із підкріпленням	До продажу: безкоштовний демо-доступ до прогнозів на 7 днів. Після продажу: персональні сповіщення про різкі зміни цін, технічна підтримка 24/7, навчальні вебінари.

У таблиці 4.20 порівнюються ціни конкурентів, дохід користувачів та приблизна ціна товару.

Таблиця 4.20 Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари-замінники	Рівень цін на товари-аналоги	Рівень доходів цільової групи	Межі встановлення ціни
1.	Безкоштовно (Viber-групи) або % від угоди (брокери)	3000–5000 грн/міс (Професійні термінали типу Bloomberg/Refinitiv, недоступні малим фермерам)	Середній/Високий. Оборót фермера складає мільйони гривень, але схильність до витрат на ПЗ – низька	Нижня межа: 0 грн (Basic - оголошення). Верхня межа: 900 грн/міс (Premium - прогнози)

У таблиці 4.21 для визначення системи збуту аналізує особливості клієнтів та вимоги збуту.

Таблиця 4.21 Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка поведінки клієнтів	Функції збуту	Оптимальна система збуту
1.	Фермери проводять багато часу в смартфоні/полі, приймають рішення швидко	Автоматична реєстрація, онлайн-оплата картою (LiqPay/Stripe), миттєвий доступ до даних	Власна веб-платформа (Direct Sales). Відсутність фізичних відділень

Продовження таблиці 4.21

2.	Трейдери потребують інтеграції даних	Надання API для великих клієнтів	B2B продажі (через менеджера)
----	--	-------------------------------------	----------------------------------

Таблиця 4.22 націлена на визначення можливості просування продукту серед цільової клієнтури через канали збуту.

Таблиця 4.22 Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Канали комунікацій	Ключові позиції для позиціонування	Завдання повідомлення	Концепція звернення
1.	Таргетована реклама Facebook/Instagram, профільні Viber- групи	Унікальність AI-прогнозу	Залучити на сайт для реєстрації	Продайте врожай на піку ціни. Наш ІІІ знає, коли буде дорого
2.	Агро-виставки, дні поля	Надійність платформи.	Підвищення довіри до бренду	Технології, які працюють на твій прибуток

Продовження таблиці 4.22

3.	Статті на AgroPortal, Latifundist	Експертність	Навчання ринку користуватися аналітикою	Як погода вплине на ціну пшениці у 2025 році? Аналіз даних
----	-----------------------------------	--------------	---	--

Розроблений стартап-проект має високий потенціал комерціалізації. Технологічний аудит підтвердив наявність усіх необхідних інструментів, а аналіз ринку виявив вільну нішу для доступних аналітичних інструментів.

4.6 Висновки до розділу 4

У даному розділі проведено аналіз який дозволив підтвердити доцільність та високий комерційний потенціал розроблення стартап-проекту – інтелектуальної інтернет-платформи для агробізнесу. Дослідження ринкового середовища засвідчило, що даний сегмент в Україні перебуває на стадії активного зростання, проте існуючі рішення задовольняють лише базову потребу в комунікації. При цьому важлива ніша аналітики залишається незаповненою. Це створює сприятливі умови для входу нового гравця. Запропонований проект успішно заповнює це місце, пропонуючи унікальну функцію AI-прогнозування цін, яка відсутня у прямих конкурентів.

З точки зору маркетингу, обрана стратегія товарної диференціації у поєднанні з бізнес-моделлю Freemium є найбільш оптимальною для теперішнього аграрного ринку. Надання безкоштовного доступу до базового функціоналу дозволить швидко сформувати критичну кількість користувачів, подолавши їхню недовіру до нових інструментів. У свою чергу, монетизація

через платні аналітичні інсайти забезпечить високу маржинальність проекту в довгостроковій перспективі, оскільки цінність точного прогнозу для фермера значно перевищує вартість підписки.

Підсумовуючи, можна стверджувати, що стартап-проект має стійкі конкурентні переваги, які базуються на двох компонентах: зручність маркетплейсу, що економить час, та точність математичного моделювання, що збільшує прибуток користувача. Проект є ринково обґрунтованим, інвестиційно привабливим та готовим до практичного впровадження у вигляді мінімально життєздатного продукту (MVP).

ВИСНОВКИ

У ході роботи вирішено актуальне завдання, яке полягає у розробці моделі для оцінки впливу кліматичних змін на цінову динаміку зернових культур в Україні.

Дослідження структури ринку зернових культур підтвердило, що Україна є одним з ключових гравців на світовій арені експорту пшениці та кукурудзи. Встановлено, що в умовах глобального потепління традиційні фактори ціноутворення (сезонність, логістика) не такі впливові, як погодні ризики. Екстремальні кліматичні явища, такі як посухи, стають основним джерелом коливання цін, що вимагає впровадження нових інструментів прогнозування.

Для вирішення проблеми неузгодженості різнорідних даних створено програмний комплекс на мові Python, який забезпечує автоматизовану обробку великих масивів інформації. Реалізовано алгоритми зональної статистики (Zonal Statistics) для агрегації геопросторових кліматичних даних ERA5. Це дозволило сформувати унікальний панельний датасет, що охоплює період з 2010 по 2025 рік у розрізі всіх областей України.

Обґрунтовано використання методу панельної регресії з фіксованими ефектами (Fixed Effects). Статистичне моделювання підтвердило високу значущість розроблених моделей. Це довело, що обраний набір факторів (температура, опади, лагові змінні) має реальний вплив на ринкове формування цін.

Емпіричний аналіз підтвердив нелінійний характер залежності цін від температурного режиму, де екстремальна спека виступає маркером сезонного зниження цін. Було кількісно оцінено вплив фактора зволоження. Встановлено, що для пшениці кожен додатковий міліметр опадів призводить

до зниження ціни в середньому на 5–6 грн/т, що підтверджує чутливість ринку до прогнозів врожайності.

За допомогою спільної моделі (Joint Model) статистично доведено, що пшениця та кукурудза мають фундаментально різну реакцію на кліматичні стреси. Пшениця демонструє класичну залежність від опадів (висока чутливість до вологи). Кукурудза є більш чутливою до температурних екстремумів. Це говорить про неможливість використання універсальних моделей прогнозування для всіх зернових культур.

На основі отриманих результатів запропоновано концепцію інтернет-платформи для агробізнесу. Проект поєднує функціонал маркетплейсу з унікальним модулем AI-прогнозування цін. Це створює конкурентну перевагу на ринку.

Таким чином, у роботі досягнуто поставленої мети. Створено обґрунтований інструмент для оцінки погодних ризиків, який має як теоретичну цінність для розуміння ринкових процесів, так і практичне застосування для підвищення ефективності аграрного бізнесу в Україні.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Україна втратила врожай через посуху. *Landlord.ua*. URL: <https://landlord.ua/news/roslinnistvo/ukrayina-vtratyla-vrozhaj-cherez-posuhu-ale-zbere-76-mln-tonn-zernovyh-i-zberezhheeksportnyj-potenczial-vysoczkyj/> (дата звернення: 12.10.2025).
2. Yield shortfall of cereals in Ukraine caused by the change in air temperature and precipitation amount. *Agricultural Science and Practice*. URL: https://agrisp.com/index.php/agrisp/article/view/2023_01_04 (last accessed: 30.10.2025).
3. The effects of weather extremes on wheat prices in Russia: The role of inputs and Russia's war in Ukraine. *Food Security*. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s12571-025-01550-8> (last accessed: 12.10.2025).
4. Impact of Global and [PDF]. *jeeng.net*. URL: <https://www.jeeng.net/pdf-159348-87960?filename=Impact%20of%20Global%20and.pdf> (last accessed: 12.10.2025).
5. Demydenko O. V. Productivity of agricultural crops under climate change in the Central Forest Steppe of Ukraine. *Agriculture and Plant Sciences: Theory and Practice*. 2023. No. 1. P. 66–73. DOI: [10.54651/agri.2023.01.08](https://doi.org/10.54651/agri.2023.01.08).
6. Götz L., Djuric I., Glauben T. Regional Price Effects of Extreme Weather Events and Wheat Export Controls in Russia and Ukraine. *Journal of Agricultural Economics*. 2016. P. 741–763. DOI: [10.1111/1477-9552.12167](https://doi.org/10.1111/1477-9552.12167).
7. Ukraine 2021 grain harvest 98.6 percent complete. *The Western Producer*. URL: <https://www.producer.com/news/ukraine-2021-grain-harvest-98-6-percent-complete/> (last accessed: 14.10.2025).
8. Україна зібрала 221 тис. т жита, що значно не перекриває потреби. *AgroPortal.ua*. URL: <https://agroportal.ua/news/eksklyuzivnyj-ukrajina->

- [zibrala-221-tis-t-zhita-shcho-znachno-ne-perekrivaye-potrebi](#) (дата звернення: 14.10.2025).
9. В Україні зібрали понад 530 тис. тонн вівса: визначено врожайність. *SuperAgronom.com*. URL: <https://superagronom.com/news/12030-v-ukrayini-zibrali-ponad-530-tis-tonn-vivsa-viznacheno-vrojajnist> (дата звернення: 15.10.2025).
 10. Grain and Feed Annual: Ukraine [PDF]. *USDA Foreign Agricultural Service*. URL: https://apps.fas.usda.gov/newgainapi/api/Report/DownloadReportByFileName?fileName=Grain%20and%20Feed%20Annual_Kyiv_Ukraine_UP2025-0010 (last accessed: 15.10.2025).
 11. Сезонність цін на зерно. Коли продавати вигідніше? *GrainElevatorSoft*. URL: <https://elevator.com.ua/blog/sezonnist-tsin-na-zerno-koly-prodavaty-vyhidnishe> (дата звернення: 22.10.2025).
 12. Fellmann T., Hélaine S., Nekhay O. Harvest failures, temporary export restrictions and global food security: the case of a grain production shortfall in the CIS. *Food Security*. 2014. Vol. 6. P. 727–742. DOI: [10.1007/s12571-014-0372-2](https://doi.org/10.1007/s12571-014-0372-2).
 13. Урожай-2020: ситуація складна, але не безнадійна. *Укрінформ*. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-economy/3006274-urozaj2020-situacia-skladna-ale-ne-beznadijna.html> (дата звернення: 22.10.2025).
 14. Особлива весна 2020: посухи, морози та пилові бурі. *SuperAgronom.com*. URL: <https://superagronom.com/blog/711-osobliva-vesna-2020-posuhi-morozi-ta-pilovi-buri> (дата звернення: 22.10.2025).
 15. WFP food prices Humanitarian Datasets. *Humanitarian Data Exchange (HDX)*. URL: https://data.humdata.org/dataset?dataseries_name=WFP+-Food+Prices (last accessed: 22.10.2025).
 16. В Україні зросли продажі сільгосппродукції. *GreenPost*. URL: <https://greenpost.ua/news/v-ukrayini-zrosly-prodazhi-silgospprodukcziyi-i1908> (дата звернення: 22.10.2025).

17. Середні ціни продукції сільського господарства, реалізованої. *Портал відкритих даних data.gov.ua*. URL: <https://data.gov.ua/dataset/776c9346-1c46-49ba-98e0-e23255760584> (дата звернення: 25.10.2025).
18. Domestic wheat flour prices were mostly stable or declined month-on-month across the subregion. *Food Price Monitoring and Analysis (FPMA), FAO*. URL: <https://www.fao.org/giews/food-prices/regional-roundups/detail/en/c/1743647/> (last accessed: 25.10.2025).
19. Food and Agriculture Organization (FAO) of the United Nations. *Humanitarian Data Exchange (HDX)*. URL: <https://data.humdata.org/m/organization/fao?page=2> (last accessed: 25.10.2025).
20. Репозиторій даних. *Український гідрометеорологічний інститут (УкрГМІ)*. URL: https://www.uhmi.org.ua/data_repo/month (дата звернення: 25.10.2025).
21. Skrynyk O. et al. Dataset of gridded time series of monthly air temperature (min, max, mean) and atmospheric precipitation for Ukraine covering the period of 1946–2020. *Data in Brief*. 2022. Vol. 44. Art. 108553. DOI: [10.1016/j.dib.2022.108553](https://doi.org/10.1016/j.dib.2022.108553).
22. ERA5 monthly averaged data on single levels from 1940 to present. *Copernicus Climate Data Store*. URL: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels-monthly-means?tab=download> (last accessed: 25.10.2025).
23. Ukraine: Rainfall Indicators at Subnational Level. *Humanitarian Data Exchange (HDX)*. URL: <https://data.humdata.org/dataset/ukr-rainfall-subnational> (last accessed: 27.10.2025).
24. Data base: SPEI, The Standardised Precipitation-Evapotranspiration Index. *spei.csic.es*. URL: <https://spei.csic.es/database.html> (last accessed: 27.10.2025).

25. MODIS Web: MOD13 Vegetation Indices. *NASA MODIS*. URL: <https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod13.php> (last accessed: 27.10.2025).
26. New upgraded to the ESA CCI Soil Moisture Dataset - version 09.1. *ESA Climate Office*. URL: <https://climate.esa.int/en/news-events/New-upgrade-to-ESACCI-SoilMoisture-Dataset-v091/> (last accessed: 27.10.2025).
27. Soil moisture gridded data from 1978 to present. *Copernicus Climate Data Store*. URL: <https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/satellite-soil-moisture> (last accessed: 27.10.2025).

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

```

import os
import pandas as pd
import numpy as np
import xarray as xr
import geopandas as gpd
import rioxarray

WEATHER_NC_PATH = '/weather.nc'
UKRAINE_SHP_PATH = '/gadm41_UKR_1.shp'
WEATHER_OUTPUT_XLSX = 'ukraine_weather_stats.xlsx'
CORN_SOURCE_FILE = 'apk_inform_prices_corn.xlsx'
MAIN_DATASET_FILE = 'final_dataset_weather_prices.xlsx'
FINAL_OUTPUT_FILE = 'final_dataset.xlsx'

REGION_MAPPING = {
    'Center': ['Vinnytsya', 'Kiev', 'Kiev City', 'Kirovohrad',
               'Poltava', 'Cherkasy'],
    'North': ['Zhytomyr', 'Sumy', 'Chernihiv'],
    'West': ['Volyn', 'Zakarpattia', 'Ivano-Frankivs\'k',
             'L\'viv', 'Rivne', 'Ternopil\'', 'Khmel\'nyts\'kyy',
             'Chernivtsi'],
    'East': ['Dnipropetrovs\'k', 'Donets\'k', 'Luhans\'k',
             'Kharkiv'],
    'South': ['Zaporizhia', 'Mykolayiv', 'Odessa', 'Kherson',
             'Crimea', 'Sevastopol\']
}

def process_weather_data():
    if not os.path.exists(WEATHER_NC_PATH) or not
os.path.exists(UKRAINE_SHP_PATH):
        return

```

```

try:
    ds = xr.open_dataset(WEATHER_NC_PATH)
except Exception:
    return

if 'expver' in ds.coords:
    try:
        ds =
ds.sel(expver=1).combine_first(ds.sel(expver=5))
    except:
        pass

time_coord = 'valid_time' if 'valid_time' in ds.coords else
'time'

ds.rio.write_crs("EPSG:4326", inplace=True)
ukraine_gdf = gpd.read_file(UKRAINE_SHP_PATH)

aggregated_data = []

for _, row in ukraine_gdf.iterrows():
    region_name = row['NAME_1']
    try:
        clipped_ds = ds.rio.clip([row.geometry],
ukraine_gdf.crs, all_touched=True)
        mean_values = clipped_ds.mean(dim=["latitude",
"longitude"])

        temp_var = next((x for x in ['t2m', '2t', 'tas'] if
x in mean_values), None)
        precip_var = next((x for x in ['tp', 'tp_0001',
'total_precipitation'] if x in mean_values), None)

        if not temp_var or not precip_var:
            continue

```

```

        dates =
pd.to_datetime(mean_values[time_coord].values)
        temp_celsius = mean_values[temp_var].values - 273.15
        precip_mm = mean_values[precip_var].values * 1000

        df_region = pd.DataFrame({
            'Date': dates,
            'Region': region_name,
            'Temperature_C': temp_celsius,
            'Precipitation_mm': precip_mm
        })
        aggregated_data.append(df_region)

    except Exception:
        continue

    if aggregated_data:
        final_weather_df = pd.concat(aggregated_data)
        final_weather_df =
final_weather_df.sort_values(by=['Region', 'Date'])
        final_weather_df.to_excel(WEATHER_OUTPUT_XLSX,
index=False)

def clean_currency_format(value):
    if isinstance(value, str):
        value = value.replace(',', '.').strip()
    return pd.to_numeric(value, errors='coerce')

def identify_dataset_columns(df):
    columns_map = {'regions': {}}
    for col in df.columns:
        col_lower = col.lower()
        if 'date' in col_lower or 'data' in col_lower:
            columns_map['date'] = col

```

```

elif 'срт-порт' in col_lower:
    columns_map['benchmark'] = col
elif 'центральный' in col_lower:
    columns_map['regions']['Center'] = col
elif 'північний' in col_lower:
    columns_map['regions']['North'] = col
elif 'західний' in col_lower:
    columns_map['regions']['West'] = col
elif 'східний' in col_lower:
    columns_map['regions']['East'] = col
elif 'південний' in col_lower:
    columns_map['regions']['South'] = col
return columns_map

def process_corn_imputation():
    try:
        main_df = pd.read_excel(MAIN_DATASET_FILE)
        corn_raw_df = pd.read_excel(CORN_SOURCE_FILE)
    except Exception:
        return

    col_map = identify_dataset_columns(corn_raw_df)

    corn_raw_df.rename(columns={col_map['date']: 'Date'},
inplace=True)
    corn_raw_df['Date'] = pd.to_datetime(corn_raw_df['Date'])
    corn_raw_df.set_index('Date', inplace=True)

    for col in corn_raw_df.columns:
        corn_raw_df[col] =
corn_raw_df[col].apply(clean_currency_format)

    corn_monthly_df = corn_raw_df.resample('MS').mean()

    benchmark_col = col_map.get('benchmark')

```

```

    if benchmark_col:
        corn_monthly_df[benchmark_col] =
corn_monthly_df[benchmark_col].interpolate(method='linear')

    restored_prices_df =
pd.DataFrame(index=corn_monthly_df.index)

    for region_key, col_name in col_map['regions'].items():
        price_ratio = (corn_monthly_df[col_name] /
corn_monthly_df[benchmark_col]).mean()

        calculated_price = corn_monthly_df[benchmark_col] *
price_ratio
        restored_prices_df[region_key] =
corn_monthly_df[col_name].combine_first(calculated_price)

    long_format_data = []
    for date, row in restored_prices_df.iterrows():
        for macro_region, price in row.items():
            target_oblasts = REGION_MAPPING.get(macro_region,
[])

            for oblast in target_oblasts:
                long_format_data.append({
                    'Date': date,
                    'Region': oblast,
                    'Corn_Price_UAH': price
                })

    corn_final_df = pd.DataFrame(long_format_data)

    merged_df = pd.merge(main_df, corn_final_df, on=['Date',
'Region'], how='left')
    merged_df['Corn_Price_UAH'] =
merged_df['Corn_Price_UAH'].round(2)

```

```

merged_df['Has_Corn_Price'] =
merged_df['Corn_Price_UAH'].notna()

merged_df.to_excel(FINAL_OUTPUT_FILE, index=False)

if __name__ == "__main__":
    process_weather_data()
    process_corn_imputation()

import warnings
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

warnings.filterwarnings("ignore")

df = pd.read_excel("final_dataset.xlsx")
df = df[df["Region"] != "?"]

cols_to_drop = ["Has_Corn_Price", "Macro_Region"]
df = df.drop(columns=[c for c in cols_to_drop if c in
df.columns])
df["Date"] = pd.to_datetime(df["Date"])

panel_all = df.copy()

panel_wheat =
panel_all.dropna(subset=["Wheat_Price_UAH"]).copy()
panel_wheat = panel_wheat[["Date", "Region", "Temperature_C",
"Wheat_Price_UAH"]]

panel_corn = panel_all.dropna(subset=["Corn_Price_UAH"]).copy()
panel_corn = panel_corn[["Date", "Region", "Temperature_C",
"Corn_Price_UAH"]]

```

```

mask_wheat = panel_all["Wheat_Price_UAH"].notna()
df_joint_base = panel_all[mask_wheat].copy()

wheat_rows = df_joint_base[["Date", "Region", "Temperature_C",
"Precipitation_mm", "Wheat_Price_UAH"]] \
    .rename(columns={"Wheat_Price_UAH": "Price_UAH"}) \
    .assign(Crop="Wheat")

corn_rows = df_joint_base[["Date", "Region", "Temperature_C",
"Precipitation_mm", "Corn_Price_UAH"]] \
    .rename(columns={"Corn_Price_UAH": "Price_UAH"}) \
    .assign(Crop="Corn")

panel_joint = pd.concat([wheat_rows, corn_rows],
ignore_index=True)
panel_joint = panel_joint.dropna(subset=["Price_UAH"]) \
    .sort_values(["Region", "Date"]) \
    .reset_index(drop=True)

unique_regions = df["Region"].unique()
n_regions = len(unique_regions)

fig, axes = plt.subplots(n_regions, 1, figsize=(16, 4 *
n_regions), sharex=True)
if n_regions == 1:
    axes = [axes]

scaler = MinMaxScaler()
cols_to_scale = ["Wheat_Price_UAH", "Corn_Price_UAH",
"Temperature_C_w", "Precipitation_mm_w"]

for i, region in enumerate(unique_regions):
    pw = panel_wheat[panel_wheat["Region"] == region]
    pc = panel_corn[panel_corn["Region"] == region]

```

```

df_plot = pd.merge(
    pw[["Date", "Wheat_Price_UAH", "Temperature_C",
        "Precipitation_mm"]],
    pc[["Date", "Corn_Price_UAH", "Temperature_C",
        "Precipitation_mm"]],
    on="Date", how="outer", suffixes=("_w", "_c")
)

for col in cols_to_scale:
    if df_plot[col].isna().all():
        df_plot[col] = 0

df_plot[cols_to_scale] =
scaler.fit_transform(df_plot[cols_to_scale].fillna(0))

ax = axes[i]
ax.plot(df_plot["Date"], df_plot["Wheat_Price_UAH"],
label="Wheat Price")
ax.plot(df_plot["Date"], df_plot["Corn_Price_UAH"],
label="Corn Price")
ax.plot(df_plot["Date"], df_plot["Temperature_C_w"],
label="Temperature")
ax.plot(df_plot["Date"], df_plot["Precipitation_mm_w"],
label="Precipitation")

ax.set_title(f"Region: {region} (standardized)")
ax.legend(loc="upper right")

plt.xlabel("Date")
plt.tight_layout()
plt.show()

from linearmodels import PanelOLS

```

```

wheat_data = panel_wheat.copy()
wheat_data = wheat_data.sort_values(["Region", "Date"])

wheat_data["Temperature_Sq"] = wheat_data["Temperature_C"] ** 2
wheat_data["Precip_Lag1"] =
wheat_data.groupby("Region")["Precipitation_mm"].shift(1)
wheat_data["Precip_Lag2"] =
wheat_data.groupby("Region")["Precipitation_mm"].shift(2)
wheat_data["Temp_Lag1"] =
wheat_data.groupby("Region")["Temperature_C"].shift(1)
wheat_data["War_Dummy"] = (wheat_data["Date"] >= "2022-02-
24").astype(int)

wheat_data = wheat_data.dropna()
wheat_data = wheat_data.set_index(["Region", "Date"])

exog_vars_wheat = [
    "Temperature_C",
    "Temperature_Sq",
    "Precipitation_mm",
    "Precip_Lag1",
    "Precip_Lag2"
]

y_wheat = wheat_data["Wheat_Price_UAH"]
X_wheat = wheat_data[exog_vars_wheat]

model_wheat_fe = PanelOLS(y_wheat, X_wheat, entity_effects=True,
time_effects=True)
results_wheat = model_wheat_fe.fit(cov_type="robust")
print(results_wheat.summary)

corn_data = panel_corn.copy()
corn_data = corn_data.sort_values(["Region", "Date"])

```

```

corn_data["Temperature_Sq"] = corn_data["Temperature_C"] ** 2
corn_data["Precip_Lag1"] =
corn_data.groupby("Region")["Precipitation_mm"].shift(1)
corn_data["Precip_Lag2"] =
corn_data.groupby("Region")["Precipitation_mm"].shift(2)

corn_data = corn_data.dropna()
corn_data = corn_data.set_index(["Region", "Date"])

exog_vars_corn = [
    "Temperature_C",
    "Temperature_Sq",
    "Precipitation_mm",
    "Precip_Lag1",
    "Precip_Lag2"
]

y_corn = corn_data["Corn_Price_UAH"]
X_corn = corn_data[exog_vars_corn]

model_corn_fe = PanelOLS(y_corn, X_corn, entity_effects=True,
time_effects=True)
results_corn = model_corn_fe.fit(cov_type="robust")
print(results_corn.summary)

joint_data = panel_joint.copy()
joint_data["Date"] = pd.to_datetime(joint_data["Date"])

joint_data["Entity_ID"] = joint_data["Region"] + "_" +
joint_data["Crop"]
joint_data = joint_data.sort_values(["Entity_ID", "Date"])

joint_data["Temperature_Sq"] = joint_data["Temperature_C"] ** 2

```

```

joint_data["Precip_Lag1"] =
joint_data.groupby("Entity_ID")["Precipitation_mm"].shift(1)
joint_data["Precip_Lag2"] =
joint_data.groupby("Entity_ID")["Precipitation_mm"].shift(2)

joint_data = joint_data.dropna()

joint_data["is_wheat"] = (joint_data["Crop"] ==
"Wheat").astype(int)

base_features = [
    "Temperature_C",
    "Temperature_Sq",
    "Precipitation_mm",
    "Precip_Lag1",
    "Precip_Lag2"
]

interaction_features = []
for feature in base_features:
    interaction_col = f"{feature}_X_Wheat"
    joint_data[interaction_col] = joint_data[feature] *
joint_data["is_wheat"]
    interaction_features.append(interaction_col)

joint_data = joint_data.set_index(["Entity_ID", "Date"])

X_joint = joint_data[base_features + interaction_features]
y_joint = joint_data["Price_UAH"]

model_joint_fe = PanelOLS(y_joint, X_joint, entity_effects=True,
time_effects=True)
results_joint = model_joint_fe.fit(cov_type="robust")
print(results_joint.summary)

```

ДОДАТОК Б. ГРАФІЧНІ МАТЕРІАЛИ

МОДЕЛЬ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВПЛИВУ ПОГОДНИХ ФАКТОРІВ НА ФОРМУВАННЯ ЦІН ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР В УКРАЇНІ

ВИКОНАВ: СТУДЕНТ VI КУРСУ, ГРУПИ КА-41МП, ТИХОЛОЗ АНДРІЙ АНДРІЙОВИЧ
КЕРІВНИК: ЗАВІДУВАЧ КАФЕДРИ ММСА, К.Т.Н., ДОЦЕНТ, ТИМОЩУК ОКСАНА ЛЕОНІДІВНА

— Актуальність теми

Стратегічне значення

Агросектор формує значну частину ВВП та експорту України. Коливання цін впливають на глобальну продовольчу безпеку.

Кліматичні виклики

- Зростання середньорічної температури та частоти аномалій
- Приклади: посухи останніх років призвели до суттєвих втрат врожайності у Степовій зоні
- Зміщення агрокліматичних зон (дефіцит вологи на Півдні)

Висновок

Необхідна розробка моделі, що кількісно оцінює вплив метеорологічних факторів на цінову динаміку.

— Мета та задачі дослідження

Мета роботи

Розробка математичної моделі для кількісної оцінки впливу погодних факторів (температури, опадів) на формування цін зернових культур в Україні.

- ① **Дослідити** структуру ринку зернових та **визначити** ключові фактори ціноутворення.
- ② **Сформувати** інтегрований датасет, об'єднавши економічні та кліматичні показники.
- ③ **Виконати** попередню обробку даних: просторову агрегацію та перевірку на стаціонарність.
- ④ **Обґрунтувати** вибір математичного апарату та розробити специфікацію моделі.
- ⑤ **Реалізувати** модель та оцінити результати.

3

— Об'єкт та предмет дослідження

Об'єкт дослідження

Процес ціноутворення на ринку зернових культур України в умовах глобальних кліматичних змін.

Предмет дослідження

Математичні моделі та методи оцінки впливу метеорологічних факторів на динаміку цін зернових культур.

4

Інформаційна база дослідження

Економічні дані (Ціни)

- Джерела: APK-Inform.
- Показники: середньомісячні ціни реалізації (грн/т) на пшеницю та кукурудзу.

Кліматичні дані (Погода)

- Джерело: ERA5 (ECMWF Copernicus) — глобальний атмосферний реаналіз.
- Показники: температура повітря (на висоті 2м), сума опадів.
- Деталізація: сітка $0.1^\circ \times 0.1^\circ$.

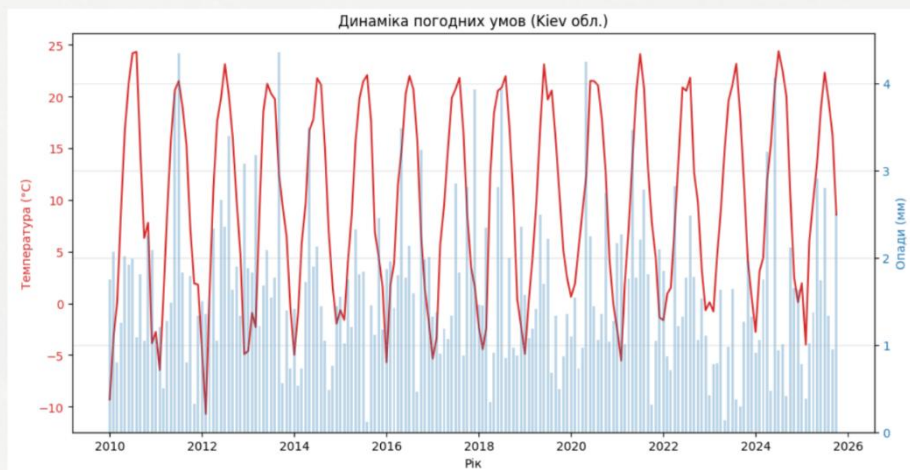
Просторовий контекст

- Адміністративний поділ областей України.
- Контрольні змінні: війна (dummy), сезонність.



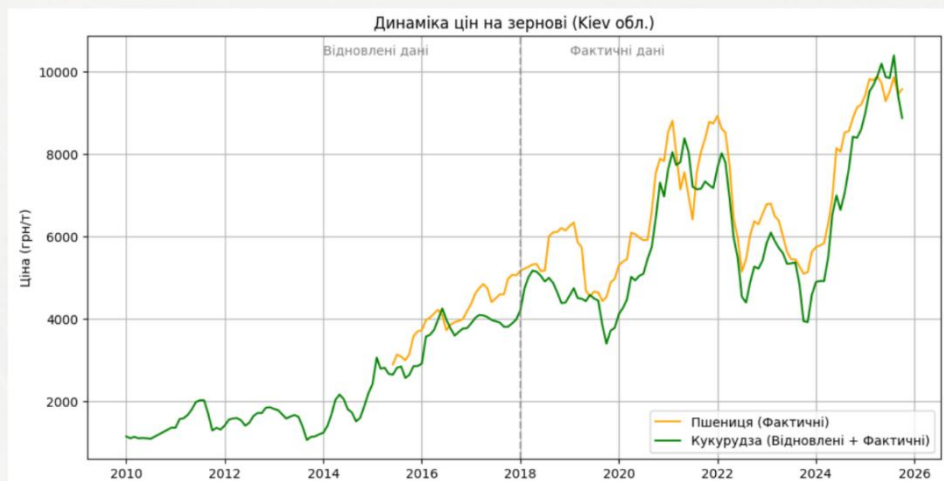
5

Динаміка температури та опадів



6

Динаміка цін на зернові культури



7

Попередня обробка даних та формування вибірки



8

Структура вхідних даних

Region (Область)	Date (Дата)	Crop (Культура)	Price, UAH/t (Ціна)	Temp, °C	Precip, mm (Опади)	War_Dummy (Війна)	Примітка
Одеська	2020-04	Пшениця	5 950	12.4	8.2	0	Посуха
Одеська	2020-08	Пшениця	7 200	24.1	15	0	Сплеск ціни
Полтавська	2021-06	Кукурудза	6 800	20.5	65.3	0	Норма
Полтавська	2021-11	Кукурудза	5 400	4.2	42	0	Сезонність
Вінницька	2022-04	Пшениця	8 100	10.1	48	1	Вплив війни

9

Специфікація економетричної моделі

Базове рівняння регресії (Fixed Effects Model):

$$Price_{it} = \alpha_i + \beta_1 Temp_{it} + \beta_2 Temp_{it}^2 + \beta_3 Prec_{it} + \beta_4 Prec_{it-1} + \gamma WarDummy_t + \delta_m Month_{mt} + \epsilon_{it},$$

де:

- $Price_{it}$ — реальна ціна культури в області i у місяць t ;
- α_i — фіксований ефект області (враховує ґрунтово-кліматичні особливості регіону);
- $Temp_{it}, Temp_{it}^2$ — середня температура та її квадрат (для перевірки гіпотези про нелінійний U-подібний вплив тепла);
- $Prec_{it}, Prec_{it-1}$ — рівень опадів у поточному та попередньому місяцях (лаговий ефект);
- $WarDummy_t$ — змінна контролю воєнного стану;
- $Month_{mt}$ — набір фіктивних змінних для контролю сезонності (місячні ефекти);
- ϵ_{it} — випадкова похибка.

10

Результати моделювання: Ринок пшениці

Статистична значущість моделі:

$F = 22.52, P < 0.001$

Отримані коефіцієнти:

$\beta_{Temp} = +15.33$ (Лінійний ріст)

$\beta_{Temp^2} = -0.66$ (Квадратичний спад)

Інтерпретація (Точка перегину)

- Виявлено "перевернуту параболу" з вершиною при $+11.6^{\circ}\text{C}$
- Це відповідає сезонному піку цін навесні перед початком активної вегетації та літнього зниження цін

Вплив опадів

Коефіцієнт -5.71 . Кожен міліметр опадів знижує ціну, що підтверджує гіпотезу: волога покращує очікування врожаю

11

Порівняльний аналіз реакції ринків (Joint Model)

Мета

Перевірити, чи однаково реагують різні культури на погодні аномалії

Результат Тесту Вальда

$\chi^2 \approx 994.4$ ($P < 0.0001$)

Висновок

Гіпотеза про ідентичність відхилена.

Культури реагують по-різному

Пшениця

Висока чутливість до вологи (класична реакція)

Кукурудза

Вища чутливість до температурних екстремумів (літня спека) та менша реакція на опади в рамках даної моделі

12

Висновки

Побудовано модель

Розроблено та програмно реалізовано панельну регресію з фіксованими ефектами, що дозволило виокремити чистий вплив клімату (R^2 моделі Joint сягає 15.9%).

Кількісна оцінка

Отримано коефіцієнти еластичності. Для пшениці підтверджено суттєвий вплив опадів (зниження ціни на ~5.7 грн/мм).

Нелінійність

Доведено існування нелінійної залежності між температурою та ціною (квадратична функція), що спростовує ефективність простих лінійних моделей.

Диференціація культур

Підтверджено, що ринки пшениці та кукурудзи мають фундаментально різну структуру реакції на погодні шоки, що вимагає застосування окремих стратегій хеджування ризиків.

13

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!