

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ
ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Навчально-науковий інститут
Інститут інформаційних технологій в економіці

Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма	Економічна кібернетика
Галузь знань	05 Соціальні та поведінкові науки
Спеціальність	051 Економіка

Форма навчання: очна (денна)

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему «Моделювання динаміки виробництва продукції тваринництва в
Європейському Союзі»
(назва теми)

здобувача Мацишеної Софії Миколаївни
(ПІБ)

(підпис)

Науковий керівник: кандидат економічних наук, доцент
Савіна Світлана Станіславівна

(підпис)

**Робота допущена до захисту перед
екзаменаційною комісією з атестації
здобувачів вищої освіти (ЕК)**

В.о. завідувача кафедри:
кандидат фізико-математичних наук,
професор Великоіваненко Г.І.

(підпис)

Київ 2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ЕКОНОМІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ВАДИМА ГЕТЬМАНА

Навчально-науковий інститут
Інститут інформаційних технологій в економіці
Кафедра математичного моделювання та статистики

Освітньо-професійна програма

Галузь знань

Спеціальність

Економічна кібернетика

05 Соціальні та поведінкові науки

051 Економіка

ПОГОДЖЕНО

Керівник проектної групи (гарант)
освітньо-професійної програми

О.М. Притоманова

(підпис)

20__ р.

ЗАТВЕРДЖУЮ

В.о. завідувача кафедри
математичного моделювання та
статистики

Г.І. Великоіваненко

(підпис)

20__ р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

здобувача вищої освіти Мацишеної Софії Миколаївни

(прізвище, ім'я, по батькові)

очної (денної) **форми навчання**

очної (денної), дистанційної

на підготовку кваліфікаційної бакалаврської роботи

на тему «Моделювання динаміки виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі»

Тему затверджено наказом ректора Університету від «_____» _____ 20__ р. № _____

Кваліфікаційна бакалаврська робота виконується на матеріалах

статистичних даних Продовольчої та сільськогосподарської організації Об'єднаних Націй

<https://www.fao.org/home/en> та інших відкритих джерел.

План кваліфікаційної бакалаврської роботи

Розділ 1	Проблеми та перспективи розвитку тваринництва в країнах Європейського Союзу
	(назва розділу)
Розділ 2	Дослідження динаміки виробництва основних видів продукції тваринництва в Європейському Союзі
	(назва розділу)

Об'єкт дослідження:	динаміка виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі
Предмет дослідження:	математичні методи моделювання та прогнозування тенденцій розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу
Мета кваліфікаційної бакалаврської роботи:	визначення тенденцій та особливостей розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу в період з 2000 по 2022 р., прогнозування кількості виробництва в найближчому майбутньому

Конкретні завдання, які здобувач повинен виконати для досягнення поставленої мети:

У розділі 1	Здійснити критичний аналіз джерел присвячених проблемам, особливостям та перспективам розвитку галузі тваринництва в країнах Європейського Союзу
У розділі 2	Провести аналіз даних часових рядів, що описують виробництво продукції тваринництва в Європейському Союзі за період з 2000 по 2022 р.

**Завдання підготував
науковий керівник**

(підпис)

(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 20__ р.

**Завдання одержав
здобувач**

(підпис)

(ініціали, прізвище)

« ____ » _____ 20__ р.

Реферат

Кваліфікаційна бакалаврська робота містить 59 сторінок, 18 таблиць, 43 рисунки, перелік використаних джерел з 33 найменувань, додатки.

«Моделювання динаміки виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі»

Об'єктом дослідження є динаміка виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі.

Предметом дослідження є математичні методи моделювання та прогнозування тенденцій розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу.

Мета та завдання виконання дослідження. Метою виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи є визначення тенденцій та особливостей розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу в період з 2000 по 2022 р., прогнозування кількості виробництва в найближчому майбутньому.

Відповідно до поставленої мети визначені такі завдання:

- здійснити критичний аналіз джерел присвячених проблемам, особливостям та перспективам розвитку галузі тваринництва в країнах Європейського Союзу;
- провести аналіз даних часових рядів, що описують виробництво продукції тваринництва в Європейському Союзі за період 1961-2022 рр.;
- визначити тренди, які найбільш адекватно описують динаміку часових рядів;
- здійснити розрахунок прогнозу виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі на два роки.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Теоретична значущість роботи полягає у визначенні основних проблемних питань розвитку галузі тваринництва у Європейському Союзі у зв'язку з розробкою та впровадженням ініціативи «Зелена угода». Практична цінність роботи полягає у розробці моделей, що описують динаміку виробництва основних видів продукції тваринництва, а також визначення прогнозованих рівнів виробництва продукції, що може допомогти споживачам та фермерам як з Європейського Союзу, так і з України бути готовими до найближчих змін у галузі та безболісно адаптуватись до них.

Рік виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи – 2024.

Рік захисту роботи – 2024.

Ключові слова: виробництво продукції тваринництва, динаміка, часові ряди, тренд, модель виробництва продукції тваринництва, аналіз, оцінка моделі, прогноз.

В і д г у к
про кваліфікаційну бакалаврську роботу
здобувача освітньо-професійної програми «Економічна кібернетика»
навчально-наукового інституту «Інститут інформаційних технологій в економіці»
Мацишеної Софії Миколаївни
на тему «Моделювання динаміки виробництва продукції тваринництва в
Європейському Союзі»

1. Актуальність теми: набуваючи статусу кандидата в члени Європейського Союзу, Україна постає перед складними викликами. Необхідно розробляти та впроваджувати дії по інтеграції секторів української економіки до спільного ринку Євросоюзу, враховуючи сучасні проблемні питання економічного розвитку країн Європи. Одним з таких питань стала реакція агропромислового сектору на впровадження стратегії «Європейського зеленого курсу». З цієї причини аналіз останніх тенденцій розвитку сільськогосподарської політики Європейського Союзу є актуальним та нагальним дослідженням.
2. Позитивні риси кваліфікаційної бакалаврської роботи: здійснено аналіз тенденцій розвитку галузі тваринництва у Європейському Союзі за період з 1961 по 2022 р. Детально розглянуто особливості сучасного стану розвитку цієї галузі. На основі застосування методів регресійного аналізу виявлено специфіку реакції розвитку галузі тваринництва на сучасні виклики, пов'язані з впровадженням ініціатив стратегії «Європейського зеленого курсу».
3. Наявність самостійних розробок автора: у процесі аналізу даних представлених часовими рядами автор провів ґрунтовну роботу для визначення найбільш адекватного виду тренду для досліджуваних часових рядів. Детально проаналізовано якість та статистичну значущість отриманих моделей, розраховано прогноз на два роки та зроблено висновки стосовно тенденцій розвитку досліджуваних процесів на майбутні періоди.
4. Цінність теоретичних висновків та практичних рекомендацій: теоретичні та практичні висновки ґрунтуються на детальному аналізі сучасних проблемних

питань розвитку тваринницької галузі у країнах Європейського Союзу та представляють особливу цінність для вдалої адаптації вітчизняної аграрної політики до європейських вимог.

5. Наявність недоліків: за умови розширення статистичної бази дослідження, доцільно для оцінки точності прогнозу застосовувати методику крос-перевірки, яка в роботі була використана для даних одного часового ряду.

6. Загальна оцінка кваліфікаційної бакалаврської роботи та її допущення до захисту перед ЕК: матеріали кваліфікаційної бакалаврської роботи Мацишеної С.М будуть використані при підготовці звіту за результатами виконання науково-дослідного проєкту «Моделювання глобальної продовольчої безпеки в умовах війни в Україні». Робота Мацишеної С.М. пройшла апробацію на 91-ій щорічній науковій студентській конференції КНЕУ «Інноваційні проєкти для економічного відродження та конкурентного розвитку України» в секції «Математичне моделювання та технології Data Science у вирішенні проблем відродження і розвитку України», де Мацишена С.М. здобула перше місце. За результатами роботи до друку підготовано тези «Сучасні тенденції розвитку тваринництва у Європейському Союзі». Зазначені досягнення є підставами для нарахування додаткових балів при оцінюванні роботи Мацишеної С.М. Враховуючи все вище зазначене, а також актуальність, самостійність та ґрунтовність проведеного дослідження вважаю, що кваліфікаційна бакалаврська робота Мацишеної С.М. на тему «Моделювання динаміки виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі» може бути допущена до захисту перед ЕК і виконана на високому рівні.

Науковий керівник: доцент, доцент, кандидат економічних наук
(посада, учене звання, науковий ступінь)

(підпис)

Савіна С.С.
(прізвище, ініціали)

“ ____ ” _____ 20__ р.

ЗМІСТ

ВСТУП	3
РОЗДІЛ 1. ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ ТВАРИННИЦТВА В КРАЇНАХ ЄВРОПЕЙСЬКОГО СОЮЗУ	6
1.1 Проблеми галузі тваринництва, що виникли у зв'язку з розробкою стратегії «Європейський зелений курс»	6
1.2 Розподіл виробництва м'ясної продукції за країнами Європейського Союзу	10
1.3 Зв'язок між тваринництвом та зміною клімату	13
1.4 Тенденції відмови від м'яса та розвиток вегетаріанства	15
РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ ВИРОБНИЦТВА ОСНОВНИХ ВИДІВ ПРОДУКЦІЇ ТВАРИННИЦТВА В ЄВРОПЕЙСЬКОМУ СОЮЗІ	20
2.1 Аналіз тенденцій виробництва продукції тваринництва за період 1961-2022 рр.	20
2.2 Побудова лінійних трендів для часових рядів за даними виробництва м'яса окремих видів худоби	34
2.3 Побудова нелінійних моделей для часових рядів за даними виробництва м'яса окремих видів худоби	45
ВИСНОВКИ	58
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	60
ДОДАТКИ	64

ВСТУП

Актуальність теми. Основним напрямком сучасної зовнішньої політики України є інтеграція в європейське співтовариство. Сьогодні Європейський Союз є одним з ключових торговельних партнерів України. Значна частина вітчизняної аграрної продукції експортується в країни Європи, тому важливо відслідковувати та аналізувати останні тенденції сільськогосподарської політики Європейського Союзу, аби планувати свої дії та вдало адаптуватися до європейських вимог.

З плином економічного та культурного розвитку перед суспільством постає дилема в питанні тваринництва: з одного боку, споживання м'яса завжди вважалось елементом заможності й достатку, з іншого боку, частину людей починає турбувати вбивство тварин у промислових масштабах, а також вплив виробництва продукції тваринництва на екологію, у тому числі, на зміну клімату. Європейський регіон, безперечно, відіграє значну роль у формуванні світових трендів, у тому числі й у сфері тваринництва. Аналіз актуальних тенденцій у цій галузі в Європі може допомогти зрозуміти вектори її розвитку в усьому світі.

Нещодавні протести фермерів, що охопили більшу частину країн Європейського Союзу, свідчать про глибокі проблеми в цій галузі. Розуміння причин цих протестів може допомогти знайти шляхи їх вирішення. Сільське господарство може здаватись нединамічною сферою економіки, але насправді в ній відбуваються зрушення, які варті дослідження.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Сучасним проблемам розвитку галузі тваринництва у Європейському Союзі присвячена значна кількість публікацій. Проблеми впливу тваринництва на екологію розглянуто К. Седерберг, Ф. Хеденусом, а також командою експертів Євростату. У роботах К. Седерберг і Ф. Хеденуса описується внесок відходів продукції тваринництва в підвищення рівня парникових газів, що в свою чергу вплинуло на прийняття законодавчих рішень задля змін у галузі сільського господарства та зниження цього впливу. Загалом представлено багато публікацій з аналізом попередніх періодів, але бракує

тих, які досліджують сучасні зміни тенденцій розвитку галузі тваринництва в країнах Європи.

Метою виконання кваліфікаційної бакалаврської роботи є визначення тенденцій та особливостей розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу в період з 2000 по 2022 р., прогнозування кількості виробництва в найближчому майбутньому.

Завдання роботи:

- здійснити критичний аналіз джерел присвячених проблемам, особливостям та перспективам розвитку галузі тваринництва в країнах Європейського Союзу;
- провести аналіз даних часових рядів, що описують виробництво продукції тваринництва в Європейському Союзі за період 1961-2022 рр.;
- визначити тренди, які найбільш адекватно описують динаміку часових рядів;
- здійснити розрахунок прогнозу виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі на два роки.

Об'єктом дослідження є динаміка виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі.

Предметом дослідження є математичні методи моделювання та прогнозування тенденцій розвитку продукції тваринництва в країнах Європейського Союзу.

Методи дослідження: для досліджень теоретичних аспектів тенденцій виробництва продукції тваринництва Європейського Союзу були використані методи дедукції, індукції, аналізу та синтезу. Для аналізу та прогнозування виробництва продукції тваринництва було застосовано статистичні методи збору та обробки інформації, методи регресійного та кореляційного аналізу, методи побудови моделей ARIMA.

Теоретична, методична та практична значущість отриманих результатів. Теоретична значущість роботи полягає у визначенні основних проблемних питань розвитку галузі тваринництва у Європейському Союзі у зв'язку з розробкою та

впровадженням ініціативи «Зелена угода». Практична цінність роботи полягає у розробці моделей, що описують динаміку виробництва основних видів продукції тваринництва, а також визначення прогнозованих рівнів виробництва продукції, що може допомогти споживачам та фермерам як з Європейського Союзу, так і з України бути готовими до найближчих змін у галузі та безболісно адаптуватись до них.

Інформаційна база дослідження включає праці вітчизняних та закордонних дослідників, інтернет-джерела, що спеціалізуються на питаннях проблем сільськогосподарського виробництва країн Європи. Статистична база дослідження сформована за даними сайту FAOSTAT та Світового банку.

Структура роботи. Робота складається зі вступу, двох розділів, висновків, переліку використаних джерел та додатків.

РОЗДІЛ 1

ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ ТВАРИННИЦТВА В КРАЇНАХ ЄВРОПЕЙСЬКОГО СОЮЗУ

1.1 Проблеми галузі тваринництва, що виникли у зв'язку з розробкою стратегії «Європейський зелений курс»

Фермери ЄС вже багато років обтяжені боргами, стиснуті потужними роздрібними торговцями та агрохімічними компаніями, отримують нові виклики від нещадних погодних умов, а дешевий імпорт з-за кордону руйнує ціни на їхню продукцію — і все це покладається на систему субсидій, яка сприяє великим гравцям.

Європейські фермери висловлюють своє невдоволення різними протестами, які відображають специфічні проблеми в кожній країні. У Німеччині вони протестують проти скорочення урядових субсидій на дизельне паливо, що негативно впливає на їхні витрати, у Франції ж виступають проти угод про вільну торгівлю, які посилюють конкуренцію з боку іноземних виробників, та жорстких екологічних норм, що шкодять їхній рентабельності. Ці протести, що охопили значну частину Європи (рис. 1.1), свідчать про серйозні проблеми, з якими стикаються фермери, та про потребу в більш справедливій та стійкій сільськогосподарській політиці.

Але є спільні нарікання — підвищення цін на енергоносії та сировину в поєднанні зі скороченням субсидіювання з боку держави.

Як повідомляють у Clean Energy Wire на прикладі Німеччини, скорочення субсидій безпосередньо пов'язане з перерозподілом бюджетних коштів урядом. Воно було необхідним для того, щоб вивільнити кошти, які терміново потрібні для проектів з боротьби зі зміною клімату, причому екологічно шкідливі субсидії на швидко опинилися в центрі уваги.



Рисунок 1.1 – Карта протестів фермерів.

Джерело: [1].

Федеральне агентство з навколишнього середовища, охорони природи та безпеки ядерних реакторів (UBA), а також політики та неурядові організації регулярно закликали до поетапної відмови від екологічно шкідливих субсидій ще до початку бюджетної кризи. За підрахунками UBA, такі субсидії становили загалом 65 мільярдів євро, причому найбільшу частку становили знижки на дизельне паливо. Оскільки уряд починає націлюватися на ці часто десятилітні субсидії, протести можуть бути тільки початком. У той час як скорочення сільськогосподарських субсидій зачіпає інтереси лише однієї бізнес-групи, загальне скорочення субсидій на дизельне паливо вплине на мільйони громадян. Більше того, фермери кажуть, що скорочення субсидій відбувається на тлі значного підвищення національної ціни на викиди CO₂ у транспортному та опалювальному секторах Німеччини. За їхніми словами, це додає до їхніх нещодавно роздутих витрат непропорційно великий тягар на сільськогосподарську галузь [2].

У грудні 2019 року Європейська комісія представила «Зелену угоду» («The European Green Deal») – амбітний план, який має перетворити Європу на перший

у світі кліматично нейтральний континент до 2050 року. Цей план прагне до інноваційного розв'язання проблеми екології, відокремлюючи економічне зростання від руйнування довкілля. Завдяки «Зеленій угоді» Європа має на меті стати стійким, низьковуглецевим суспільством. Оскільки на сільське господарство припадає приблизно 10% викидів парникових газів ЄС, Зелена угода визнає необхідність комплексної стратегії оновлення цього сектора.

Основні цілі:

- Зменшення викидів парникових газів: До 2030 року ЄС прагне скоротити викиди парникових газів на 55% порівняно з рівнем 1990 року, а до 2050 року – досягти кліматичної нейтральності.
- Збільшення використання відновлюваних джерел енергії: До 2030 року ЄС планує довести частку відновлюваних джерел енергії у загальному споживанні до 40%.
- Покращення енергоефективності: 30% скорочення енергоспоживання до 2030 року.

Насамперед, передбачається зниження використання пестицидів (на 25% до 2030 року), добрив та антибіотиків (на 25% до 2030 року) у сільському господарстві, а також введення заборони на імпорт харчової продукції з ринків, де держави не дотримуються законодавства ЄС з охорони довкілля [3].

Отже, уряд ЄС запропонував знижувати рівень забруднення шляхом скорочення субсидіювання на дизельне паливо, до прикладу. Але, зважаючи на те, що викиди парникових газів складають лише 10% від усього забруднення, можна припустити, що уряд ЄС більше намагався зекономити на збитковій для себе галузі фермерства, ніж на виправленні екологічної ситуації (сума субсидіювання сягала приблизно 440 мільйонів євро на рік [2]). На рис. 1.2 бачимо, що, до прикладу, в Нідерландах, де запропонували скоротити виробництво м'яса на 50%, рівень забруднення і так падав з 1995 року.

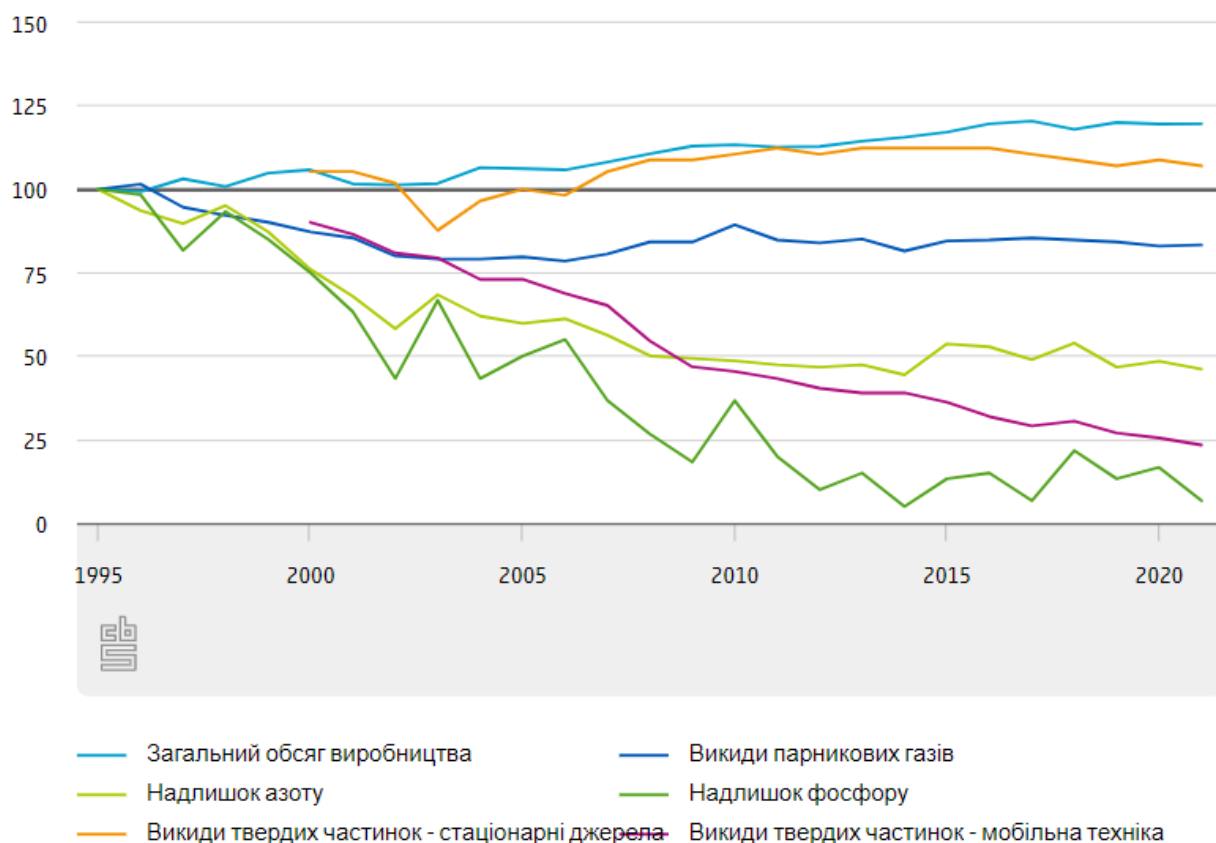


Рисунок 1.2 – Розвиток сільськогосподарського виробництва та динаміка викидів у Нідерландах у період 1995-2020 рр.

Джерело: [4].

Невдоволення фермерів цілком зрозуміле, тому що при дотриманні всіх норм, вони не зможуть конкурувати з продукцією з країн, де цих норм не дотримуються (з України, наприклад), а самі по собі малі та середні ферми без субсидій ризикують просто закритися. Кількість ферм впала з 2005 по 2020 рік на 5,3 млн [5].

Положення Європейського зеленого курсу (ЄЗК) відносно тваринництва описані в стратегії From Farm to Fork (F2F) [3], яка сфокусована на досягненні скорочення використання протимікробних засобів і препаратів для сільськогосподарських тварин та водного господарства, стійкість до яких, за розрахунками, призводить щороку до 33000 смертей у межах ЄС.

До прикладу, план передбачає жорсткі обмеження на використання антибіотиків у тваринництві. За винятком птахів, антибіотики слід застосовувати лише для лікування хворих тварин, а не профілактики всього стада. З часом частка

групового лікування має бути зменшена до 30%, а потім – до 15% або ще менше [6].

Ми можемо припустити, що скорочення використання антибіотиків може завадити виробництву більшої кількості м'яса в майбутньому.

Готуючись до виборів до парламенту у червні 2024, уряд ЄС все ж послабив обмеження і збирається вводити їх поступово, що задовільнило протестувальників після майже 2-х років демонстрацій. Тож можемо зробити висновок, що основну силу Зелена угода та її стратегії все ж набудуть після червня 2024.

1.2 Розподіл виробництва м'ясної продукції за країнами Європейського Союзу

Загалом у структурі виробництва м'яса лідирує м'ясо свиней, на другому місці - птиць, на третьому - великої рогатої худоби (ВРХ), на четвертому - овець та кіз. На кінець 2022 року було 134 мільйонів голів свиней, 75 мільйонів голів великої рогатої худоби та 70 мільйонів голів овець і кіз.

Більшість худоби ЄС утримується лише в кількох державах-членах. У 2022 році на Іспанію припадала приблизно чверть поголів'я свиней (25,4 %) і овець (24,5 %) ЄС, у той час як у Греції була така ж частка поголів'я кіз у ЄС (26,3 %), а у Франції — дещо менша (22,7 %) великої рогатої худоби.

Деякі країни ЄС є відносно спеціалізованими з точки зору тваринництва. Наприклад, у 2022 році на Ірландію припадало 8,8% великої рогатої худоби в ЄС (трохи більше, ніж в Іспанії та Італії), тоді як на Данію припадало 8,6% поголів'я свиней ЄС (лише трохи менше, ніж у Франції). Після Іспанії друге і третє місце за чисельністю поголів'я овець в ЄС було в Румунії (17,4 % від загальної кількості ЄС) і Греції (12,5 %) (рис. 1.3).

(млн. голів, 2022)

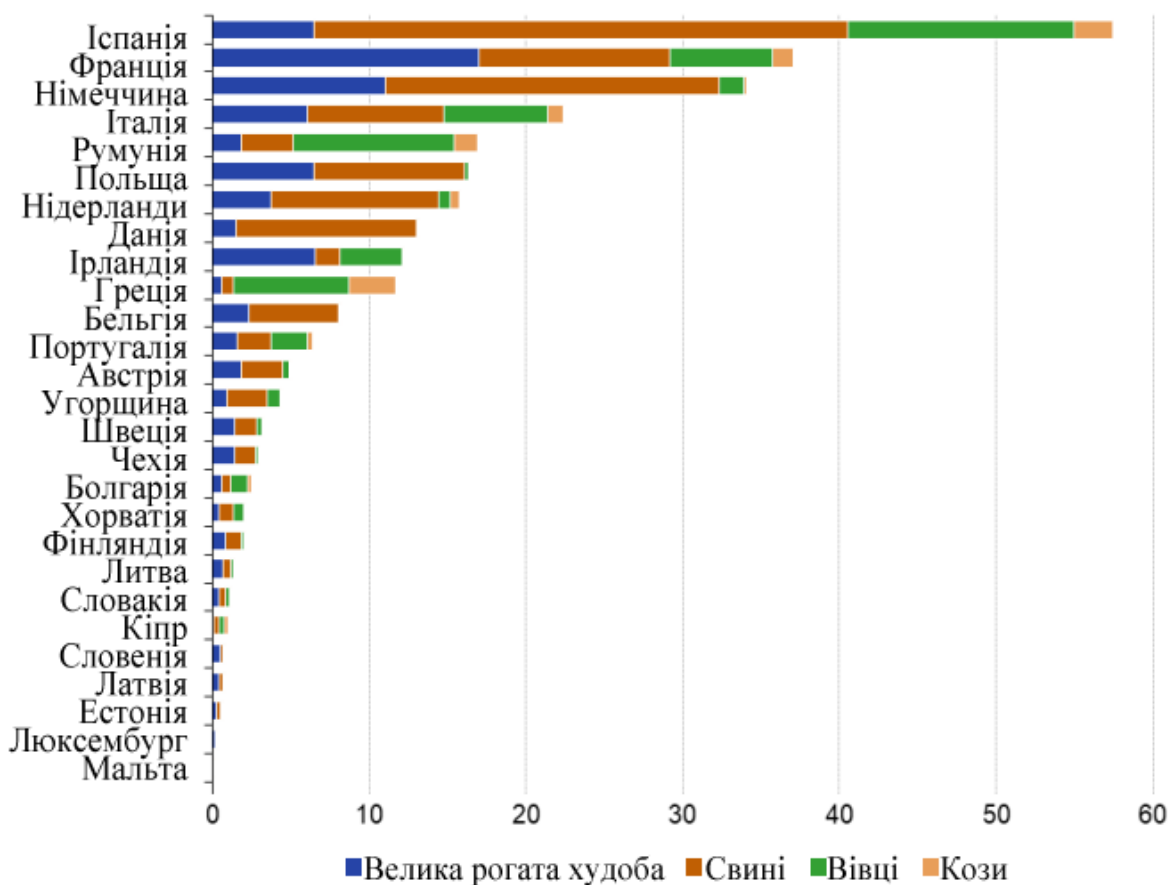


Рисунок 1.3 – Поголів'я ВРХ, свиней, овець та кіз у розрізі країн ЄС у 2022 р.

Джерело: [7].

Хоча фермери й привертають до себе увагу останнім часом і мають вплив на європейську економіку та законодавче регулювання в своїй галузі, їх частка виробництва незрівнянна з великими гравцями ринку. Наприклад, найбільший виробник м'яса бразильська JBS, яка має філії по всій Європі, щодня забиває до 75 000 голів великої рогатої худоби, 115 000 свиней, 14 мільйонів птиці та 16 000 ягнят. Разом це становить понад 210 000 тонн м'яса на місяць.

Такі великі компанії як JBS, Tyson, Cargill і WH Group отримують свій європейський прибуток, продаючи свіже та заморожене м'ясо, вироблене в Європі або імпортоване з таких країн, як Бразилія та Таїланд.

Ці гіганти з виробництва м'яса використовують стратегії злиття та поглинання, щоб розширити свою присутність на ринку та посилити контроль над галуззю. Tyson посилив позиції в Європі, купивши європейські активи BRF. JBS

придбала британську компанію з переробки свинини і готується придбати німецьку м'ясну компанію Tönnies. Існує значна кількість і європейських компаній, які генерують мільярдні обороти. Danish Crown (Данія), Groupe Bigard (Франція), Tönnies (Німеччина), Coren (Іспанія) і Westfleisch (Німеччина) є одними з найбільших виробників яловичини та свинини. Dawn Meats (Ірландія) є європейським лідером з виробництва яловичини та баранини, тоді як LDC (Франція), Plukon Food Group (Нідерланди), Gruppo Veronesi (Італія) та PHW-Gruppe (Німеччина) є найбільшими виробниками м'яса птиці.

Домінування на ринку дає цим компаніям можливість встановлювати низькі закупівельні ціни на продукцію фермерів, іноді навіть нижчі за собівартість. Це призводить до того, що фермери змушені значно збільшувати поголів'я тварин, щоб рентувати свою діяльність, часто покладаючись на державні субсидії.

У Німеччині п'ять компаній – Tönnies, Westfleisch, Vion, Müller Group і Danish Crown – контролюють дві третини всієї переробленої свинини.

Agri Benchmark, міжнародна некомерційна мережа, повідомила в 2019 році, що сільськогосподарські субсидії ЄС дозволили фермам отримувати загальний прибуток, навіть якщо вони зазнали збитків у своїх операціях з вирощування корів і телят. Підприємства з переробки яловичини зазнали ще більших збитків, ніж фермери, які вирощували худобу. Але вони виграли більше від субсидій, оскільки багато з них також є активними виробниками фуражного зерна [8].

Тобто сільськогосподарська діяльність з вирощування худоби для малих та середніх фермерів у Європейському Союзі часто є збитковою і більшою мірою тримається на державному субсидіюванні. Ба більше, обробка м'яса, особливо великої рогатої худоби, може бути збитковою навіть для великих компаній олігополій, тому далі при аналізі відповідного часового ряду ми побачимо стрімке зниження виробництва м'яса цього виду худоби порівняно зі свининою та курятиною.

1.3 Зв'язок між тваринництвом та зміною клімату

Сільське господарство в ЄС відповідає за 10% викидів парникових газів (рис. 1.4). Найбільшою часткою цих викидів є метан (CH_4), який утворюється внаслідок травлення тварин. Аміак (NH_3) та первинні тверді частинки (PM_{10}) є двома основними забруднювачами повітря, що походять від сільськогосподарської діяльності. Незважаючи на те, що викиди парникових газів від сільського господарства зменшилися з 1990 року, сектору необхідно буде докласти значних зусиль, щоб досягти цілей ЄС щодо скорочення викидів парникових газів до 2030 і 2050 років.

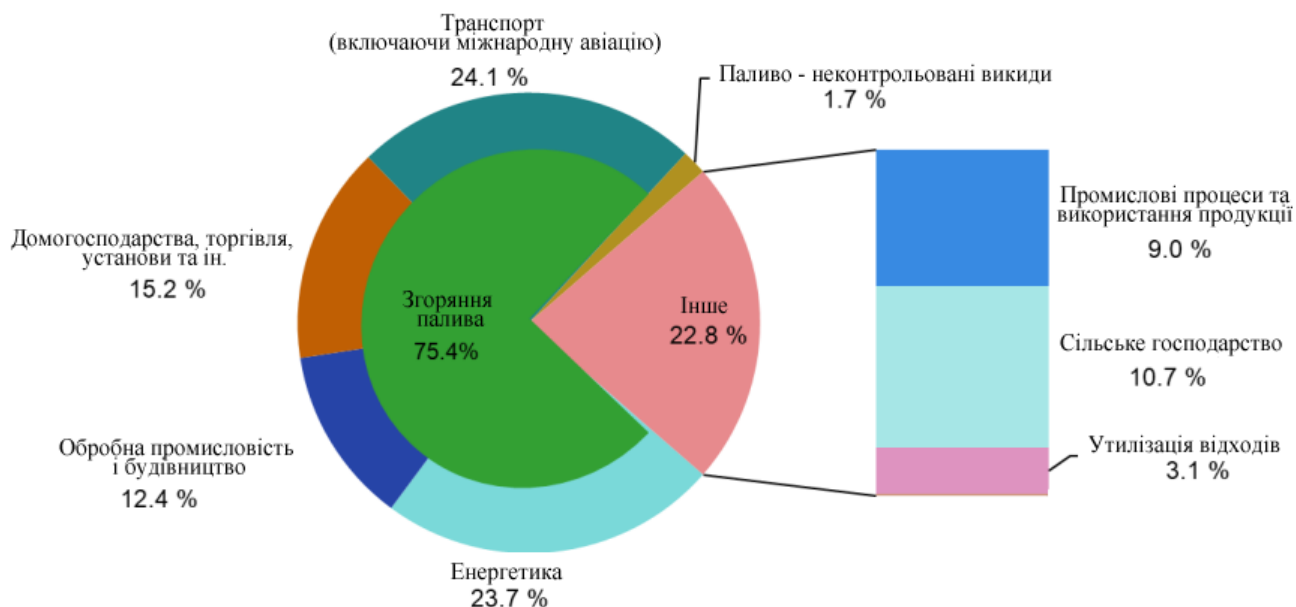


Рисунок 1.4 – Викиди парникових газів за секторами-джерелами у ЄС у 2021 р.

Джерело: [9].

За проміжок часу з 1990 по 2021 рік сектор джерел скоротив свої викиди на 106 мільйонів тонн CO_2 -еквіваленту, що відповідає -22 % порівняно з 1990 роком. На рис. 1.5 показано викиди парникових газів (ПГ) у 1990 та 2021 роках для різних сільськогосподарських видів діяльності.

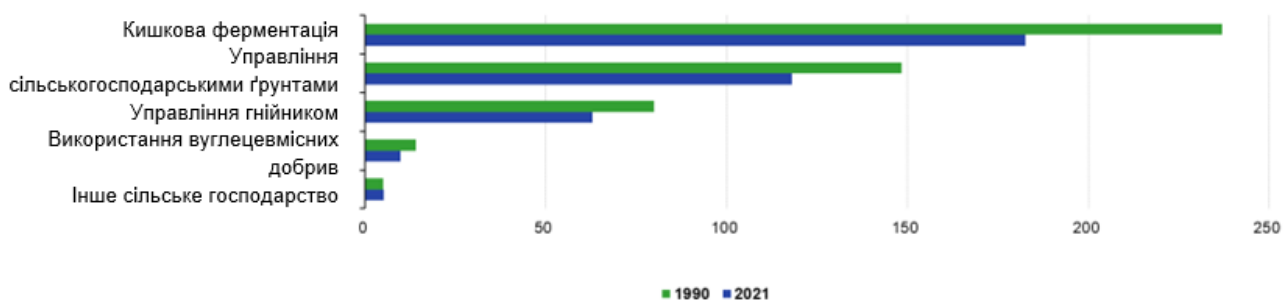


Рисунок 1.5 – Викиди парникових газів від сільського господарства, ЄС у 1990 та 2021 рр. (млн. тонн CO₂-еквівалента).

Джерело: [10].

Викиди від ентерального бродіння (метану), бродіння корму під час процесів травлення тварин, були скорочені на 54 мільйони тонн CO₂-еквіваленту або 23 % від викидів ПГ у 1990 році. Найбільша частка викидів ПГ внаслідок кишкової ферментації, 85 %, припадає на травну систему великої рогатої худоби. Ці викиди впали на 22 % з 1990 року протягом першого десятиліття. Скорочення викидів за період з 2001 по 2021 рік дорівнює лише 7 %, тоді як поголів'я великої рогатої худоби, що включає велику рогату худобу, буйволів і волів, скоротилося на 11 %. Дані про поголів'я худоби показують падіння приблизно на чверть за період з 1990 року до сьогодні.

Не всі травні системи виробляють стільки метану, скільки травна система великої рогатої худоби. Наприклад, кишкова ферментація свиней становить лише 2 % від загальних викидів ПГ у результаті кишкової ферментації [10].

Для аналізу тенденцій у викидах ПГ від виробництва та споживання продуктів тваринного походження у Швеції було розраховано викиди протягом життєвого циклу для середнього виробництва свинини, курятини, яловичини, молочних продуктів та яєць у 1990 та 2005 роках. Загальні викиди від шведського тваринництва протягом життєвого циклу становили близько 8,5 млн. тонн еквіваленту вуглекислого газу (CO₂) у 1990 році, а у 2005 році викиди зменшилися до 7,3 млн. тонн CO₂ (14% скорочення). Близько двох третин скорочення викидів пояснюється більш ефективним виробництвом (менші викиди парникових газів на одиницю продукції), а одна третина - скороченням виробництва тваринницької

продукції. Середні викиди парникових газів на одиницю продукції скоротилися на 15% для свинини і 23% для курячого м'яса і зросли на 10% для яловичини.

Загальне скорочення викидів у секторі тваринництва стало результатом кількох заходів, вжитих у сільськогосподарському виробництві, наприклад, збільшення надоїв молока на корову, зменшення використання синтетичних азотних добрив на пасовищах, зменшення втрат аміаку з гноєм та перехід на біопаливо для опалення у пташниках. На відміну від виробництва, загальні викиди парникових газів від споживання продуктів тваринного походження у Швеції зросли приблизно на 22% між 1990 та 2005 роками. Це пояснюється значним зростанням споживання м'яса, що ґрунтується переважно на імпорті, де зростання споживання яловичини спричинило найбільше збільшення викидів за 15-річний період. Шведські викиди парникових газів, спричинені споживанням продуктів тваринного походження, досягли близько 1,1 т CO₂ на душу населення у 2005 році [11].

Щоб ще більше зменшити викиди парникових газів і забруднювачів повітря, Європі необхідно змінити свою продовольчу систему та скоротити сільськогосподарські викиди від добрив, зберігання гною та худоби. Цього можна досягти за рахунок оптимізації використання добрив, вдосконалення методів поводження з гноєм і підвищення продуктивності тварин, наприклад, завдяки селекції. Окрім того, необхідні зміни в поведінці споживачів. Зміна дієти, як-от зі споживанням меншої кількості м'яса, та зменшення харчових відходів, сприятимуть додатковому скороченню [12].

1.4 Тенденції відмови від м'яса та розвиток вегетаріанства

Переваги м'яса та молочних продуктів часто недооцінюються жителями країн з розвинутою економікою, де є величезний вибір. Проте, вони є важливим джерелом високоякісного білка, деяких жирів і мікроелементів, зокрема вітаміну

B12, а також є дефіцитними в раціоні жителів країн, що розвиваються. Крім того, на відміну від рослинних аналогів, ці поживні речовини з м'яса та молочних продуктів засвоюються організмом краще.

Відмова від споживання продуктів тваринного походження матиме невимовний вплив на найбідніші та найуразливіші верстви населення планети. Це призведе до погіршення нинішньої ситуації, коли 800 мільйонів людей щороку голодують, не маючи можливості задовольнити навіть базові харчові потреби. Окрім того, 2 мільярди людей у всьому світі страждають через дефіцит мікроелементів, що негативно впливає на ріст та когнітивний розвиток 161 мільйона дітей віком до п'яти років. Включення всього 20 г тваринного білка в раціон щодня може боротися з цим. Крім того, для мільярда людей у всьому світі, які заробляють менше 2 доларів США на день, тваринництво є не просто джерелом їжі, а й ключовим фактором виживання. Цей сектор забезпечує 40% сільськогосподарського ВВП країн, що розвиваються, а в деяких найбідніших країнах ця цифра сягає 60%.

Тим часом, у розвинених країнах ситуація зовсім інша. Споживачі там мають зовсім інші досвід та можливості. Тут продукти тваринного походження значно доступніші, що дає можливість споживачам обирати з широкого спектру продуктів харчування та замінювати частину калорій і поживних речовин з тваринних джерел альтернативними, тим самим зменшуючи свій вплив на клімат. Якби, наприклад, споживачі у Сполученому Королівстві (не входить до ЄС з 2020 р.) зменшили споживання м'яса відповідно до вказівок Всесвітньої організації охорони здоров'я, то тільки в Британії викиди парникових газів скоротилися б на 17% [13].

Тож, можна сказати, що насправді споживання м'яса не є прерогативою багатших країн, а скоріше навпаки – чи не єдиним джерелом споживання корисних речовин у бідних. Але саме заможніші регіони, такі як Євросоюз, мають змогу повпливати на зміни клімату через відмову від м'яса, бо мають доступ до інших джерел поживних речовин.

Statista у 2023 опублікували прогноз до 2030 року стосовно кількості європейців, що дотримуватимуться дієти з повним або частковим виключенням м'яса зі свого раціону. На рис. 1.6 бачимо 3 головні групи таких споживачів:

1. пескетаріанці (Pescetarian diet) - не вживають м'яса та птиці, але вживають рибу та морепродукти;
2. вегани (Vegan diet) - не вживають жодних продуктів тваринного походження, включаючи м'ясо, птицю, рибу, молочні продукти, яйця та мед;
3. вегетаріанці (Vegetarian diet) - не вживають м'яса, птиці та риби. Можуть вживати молочні продукти, яйця, мед та інші продукти тваринного походження.

Statista прогнозують найбільше зростання кількості веганів, більш ніж на 1 млн. осіб, та незначне збільшення числа вегетаріанців разом зі скороченням пескетаріанців. Тобто вони передбачають перехід останньої групи від часткового до повного виключення м'яса зі свого раціону.

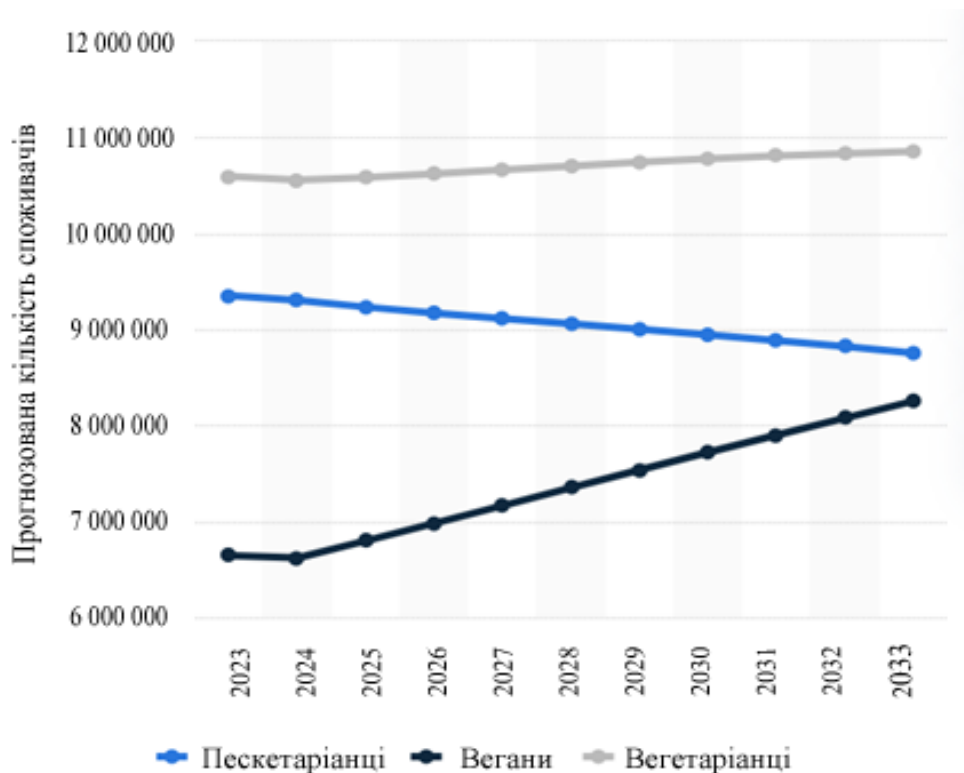


Рисунок 1.6 – Прогнозована кількість споживачів, які дотримуються дієт без м'яса в окремих частинах Європейського Союзу з 2023 по 2033 рік.

Джерело: [14].

Нижче наведено 6 результатів дослідження Veganz у 2020 році стосовно готовності європейців переходити на альтернативи м'ясу.

1. За чотири роки кількість веганів подвоїлася. Станом на 2020 рік лише за останні чотири роки кількість веганів у Європі подвоїлася з 1,3 мільйона до оціночної цифри в 2,6 мільйона, що становить 3,2% населення. Однак, якщо результати дослідження екстраполювати на вегетаріанців, пескатаріанців і флекситаріанців (дотримуються форми харчування з переважно рослинної їжі, але з помірною кількістю м'яса та інших продуктів тваринного походження), група загалом становить близько 30,9% населення.
2. Найбільший ріст флекситаріїв, які становлять майже чверть населення. Згідно з дослідженням Veganz, флекситаріанці представляють демографічний прошарок, який розвивається найшвидше з усіх, і зараз вони становлять 22,9% європейців. З огляду на конкретні країни, Австрія (31,8%), Німеччина (30%) і Португалія (28,6%) мають найбільшу кількість людей, які харчуються флекситаріатом, причому основним мотиватором, як повідомляється, є здоров'я, а потім екологія.
3. Європейські флекситаріанці планують у майбутньому стати вегетаріанцями та веганами. Хоча наразі вони активно скорочують споживання м'яса, європейські флекситаріанці планують зберегти свої звички надовго та хочуть поступово повністю виключити м'ясо зі свого раціону. З групи флекситаріанців понад 57% кажуть, що хочуть стати вегетаріанцями, тоді як майже 8% заявили, що сподіваються прийняти веганську дієту.
4. М'ясоїди стають більш відкритими до рослинної дієти та альтернатив м'ясу. Не тільки флекситаріанці все більше змінюють свої звички на рослинне, але й м'ясоїди. Опитування показало, що 27,2% всеїдних стають більш відкритими щодо рослинних продуктів і готові споживати білкові альтернативи.

5. П'ята частина респондентів готова спробувати культивоване м'ясо. Значна частина європейських споживачів, зацікавлена в спробі культивованого м'яса або м'яса на клітинній основі, причому понад 20% у всіх групах заявили, що вони можуть уявити собі його їсти в майбутньому. Зокрема, вегани виявили найбільший ентузіазм: 42% сказали, що вони спробують клітинне м'ясо, тоді як 30,5% вегетаріанців заявили те саме.
6. Покупці хочуть більше рослинних ковбас і веганського сиру. Згідно з дослідженням, однією з ключових сфер можливостей для харчових компаній є ковбаси та сири рослинного походження. Опитування Veganz показало, що майже половина європейських веганів (45,5%) стверджують, що хотіли б бачити більше веганських альтернатив ковбас і м'ясних нарізок, а потім замінників сиру як наступного продукту в їх списку бажань. Існує також високий попит на хлібобулочні вироби рослинного походження (38,6%), а також закуски (32,9%) [15].

З вищенаведеної статистики можна сформулювати пропозицію для фермерів, яким важко вести пов'язаний з тваринництвом бізнес, а саме перекваліфікуватись на виробництво товарів рослинного походження, на які зростає попит серед європейців, що шукають альтернативні до споживання м'яса способи харчуватись.

РОЗДІЛ 2

ДОСЛІДЖЕННЯ ДИНАМІКИ ВИРОБНИЦТВА ОСНОВНИХ ВИДІВ ПРОДУКЦІЇ ТВАРИННИЦТВА В ЄВРОПЕЙСЬКОМУ СОЮЗІ

2.1 Аналіз тенденцій виробництва продукції тваринництва за період 1961-2022 рр.

Для оцінки рівня виробництва продукції тваринництва в Європейському Союзі (ЄС) та динаміки його змін було проведено комплексне дослідження, яке ґрунтувалося на аналізі трьох груп даних:

- обсяги виробництва м'яса в ЄС протягом періоду 1961-2022 рр. (в тоннах);
- поголів'я тварин в ЄС протягом того ж періоду;
- чисельність населення ЄС протягом того ж періоду.

У дослідженні використовувались статистичні дані з двох джерел:

- база даних Світового банку [24], яка містить значний перелік соціально-економічних показників за країнами світу. З цієї бази отримано інформацію чисельності населення ЄС за період 1961-2022 рр.
- сайт FAOSTAT [25], з якого було отримано основний масив даних для дослідження. База даних FAOSTAT містить інформацію за сферами: світове сільськогосподарське виробництво, ресурси, ціни, продукція лісних господарств тощо. З цієї бази використовувались дані стосовно виробництва всіх видів тваринницької продукції, а також кількості поголів'я худоби в ЄС за період 1961-2022 рр.

Усі розрахунки проводились в RStudio – вільному та відкритому інтегрованому середовищі розробки (IDE) для R, мови програмування обчислювальної статистики та візуалізації даних. Для роботи з даними були використані наступні бібліотеки:

- library(fpp3) (для роботи з часовими рядами)
- library(readr) (для відкриття файлів різних типів)
- library(readxl) (для читання Excel файлів)
- library(openxlsx) (для операцій з Excel файлами)
- library(scales) (для коректного відображення розмірностей на графіках)
- library(lubridate) (для роботи з датами)
- library(segmented) (для побудови сегментних моделей)
- library(lmtest) (для швидшого проведення статистичних тестів)

Дані з джерел були відокремлені від метаданих за допомогою Excel, завантажені в RStudio та сформовані в два датасети, які потім були перевірені на наявність пропусків та перетворені у формат tsibble, який призначений та є зручним саме для роботи з часовими рядами.

Початковий датасет стосовно тваринництва містив 7,382 записи та 11 колонок. Дані були розподілені за категоріями «Запаси», «Виробництво», «Знесені яйця», «Молочні тварини». Для дослідження дані були відфільтровані на ті, що стосуються виробництва та кількості тварин і розподілені у різні датасети.

Загалом у категорії «виробництво» наявні 68 унікальних продуктів, з яких для дослідження були обрані дані виробництва лише м'ясної продукції, що мають 14 унікальних значень, які наведені в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Унікальні значення м'ясної продукції

«М'ясо віслюків»	«М'ясо качок»	«М'ясо голубів та інших птахів»
«М'ясо буйволів»	«М'ясо гусей»	«М'ясо кроликів та зайців»
«М'ясо верблюдів»	«М'ясо кіз»	«М'ясо овець»
«М'ясо великої рогатої худоби з кісткою»	«М'ясо мулів»	«М'ясо індиків»
«М'ясо курей»	«М'ясо свиней з кісткою»	

Джерело: розроблено автором на основі [25].

Для того, щоб визначити найбільші за кількістю вироблених тонн види м'ясної продукції, було побудовано кругову діаграму відсоткового відношення кожного з них (рис. 2.1).

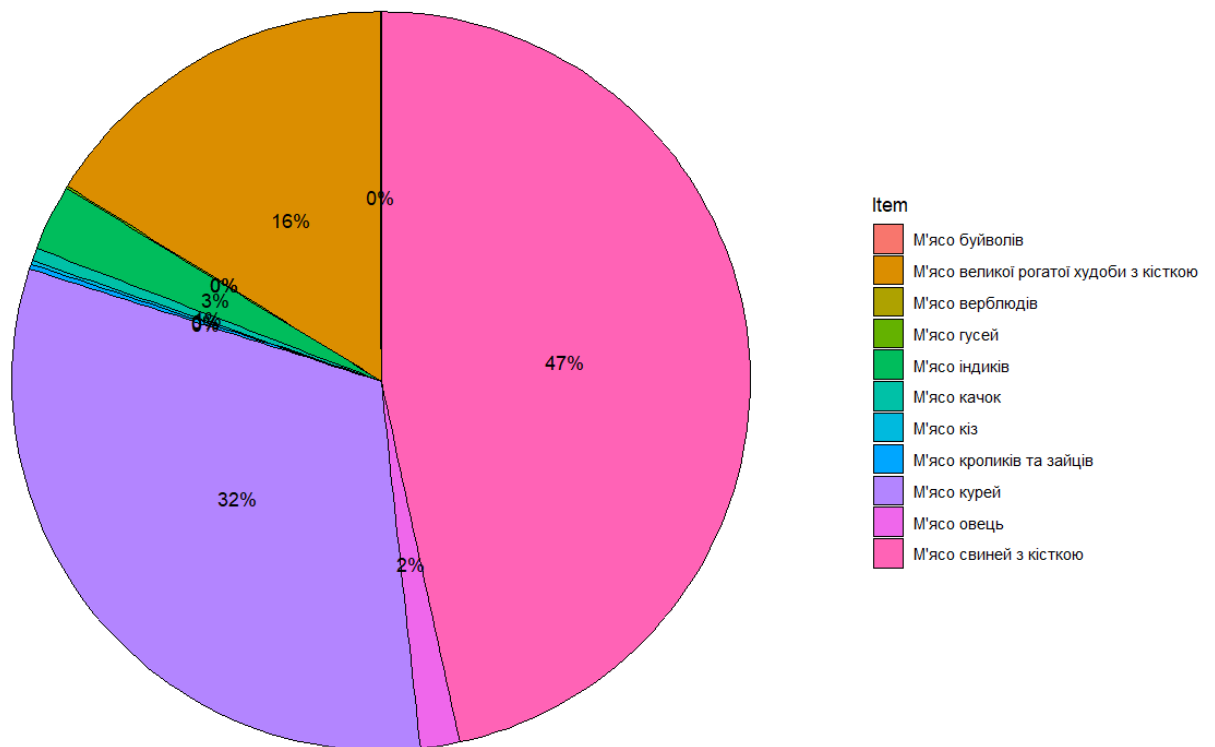


Рисунок 2.1 – Виробництво м'яса за видами худоби у 2022 р.

Джерело: розроблено автором на основі [25].

Загалом у структурі виробництва м'яса на 2022 рік лідирувало м'ясо свиней (47%), на другому місці курей (32%), на третьому - великої рогатої худоби (16%), на четвертому - індиків (3%), на п'ятому – вівець (2%). Для більш детального дослідження та побудови моделей були обрані дані трьох найбільших груп, що в сумі складають 95% усього виробництва м'яса.

З метою кращого сприйняття масштабів виробництва, було здійснено розрахунок показника виробництва м'яса в кілограмах на душу населення.

Дані Світового банку щодо популяції за країнами показують, що найбільш заселеними країнами протягом періоду 1961-2022 рр. були Німеччина, Франція, Велика Британія (не входить до ЄС з 2020 року), Італія, Іспанія та Польща (рис. 2.2).

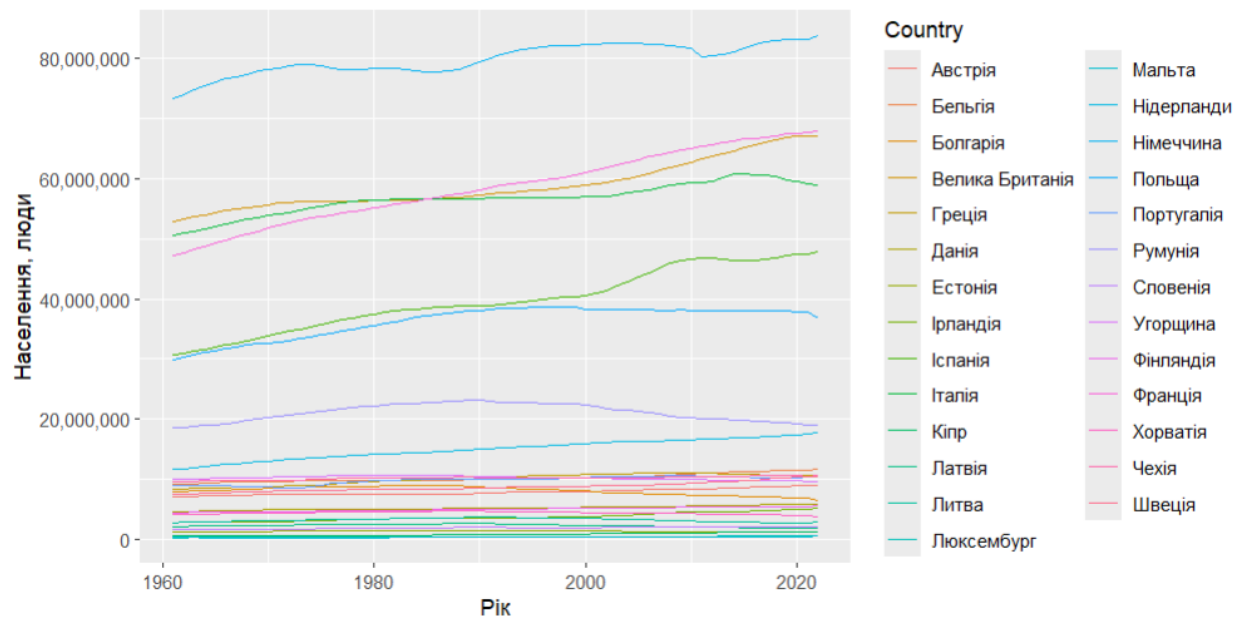


Рисунок 2.2 – Динаміка населення країн ЄС з 1961 по 2022 р.

Джерело: розроблено автором на основі [24].

Як видно з рис. 2.3, загальна кількість населення Європейського Союзу зростає протягом усього періоду, з чого ми можемо зробити висновок, що на зниження виробництва якогось виду продукції не могло би вплинути зниження кількості потенційних споживачів.

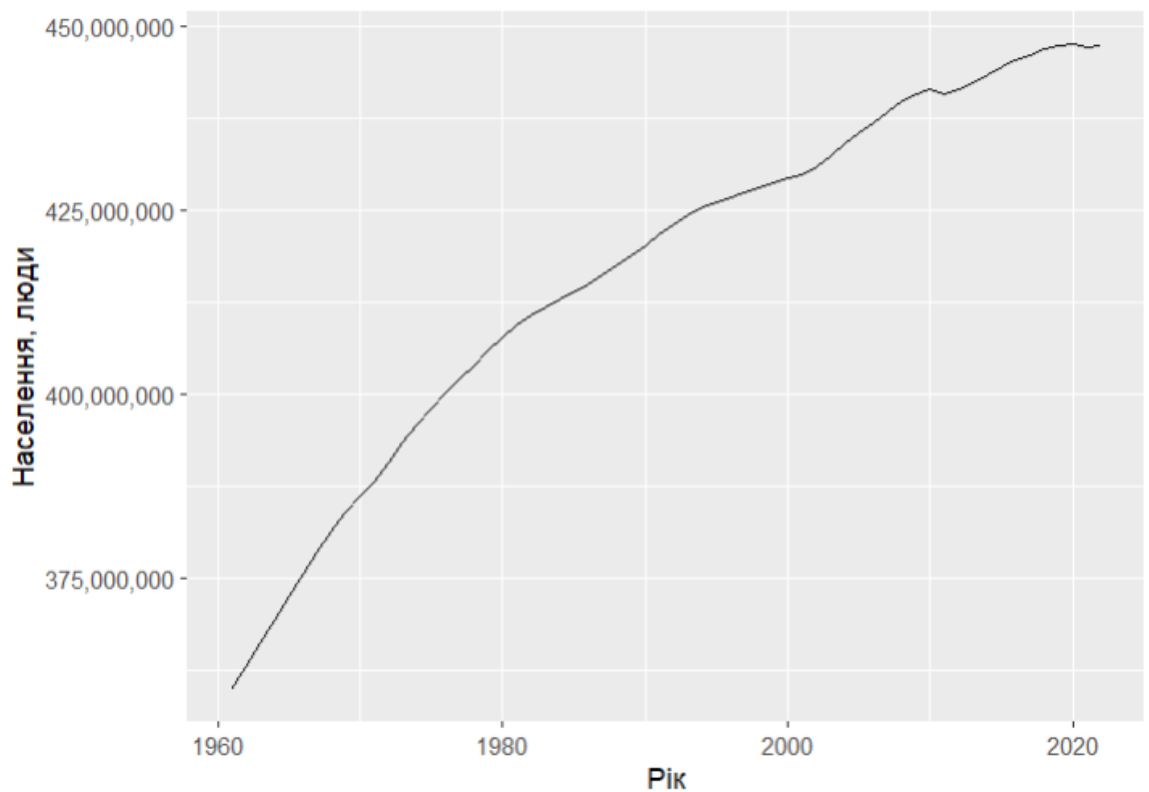


Рисунок 2.3 – Динаміка населення ЄС загалом з 1961 по 2022 р.

Джерело: розроблено автором на основі [24].

На рис. 2.4 бачимо значну різницю в масштабах виробництва м'яса свиней, курей та великої рогатої худоби та інших видів тварин. Крім того спостерігаються складні динамічні процеси з періодичними змінами тенденцій протягом періоду 1961-2022 рр.

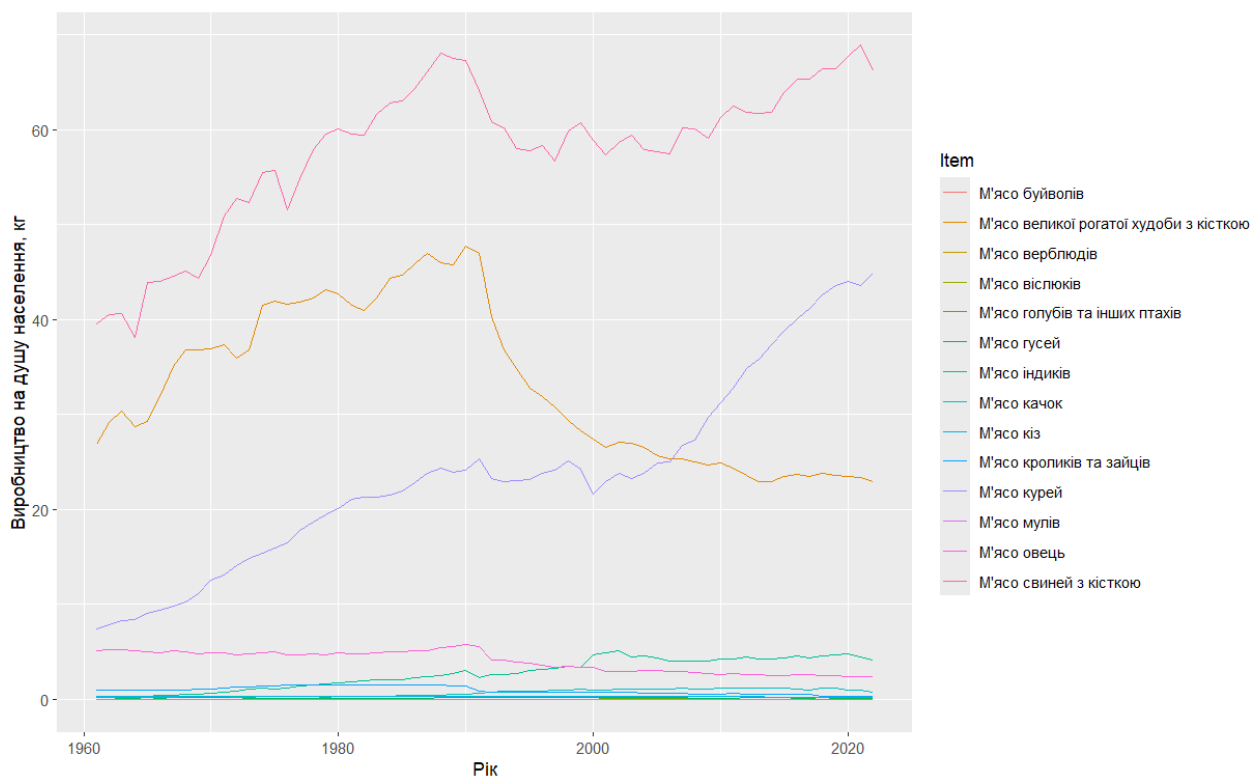


Рисунок 2.4 – Динаміка виробництва м'яса на душу населення в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Поглянувши детальніше на динаміку виробництва м'яса всіх тварин на рис. 2.5, можна сказати, що з 1961 по 1990-ті зростало виробництво м'яса великої рогатої худоби, але потім воно спадало по теперішній час; з 1961 по 1990-ті також зростало виробництво свинини, потім впало до рівня 1980-х, але з того часу зростає по теперішній час і займає лідируючі позиції у кількості виробництва зі значним відривом (66,1 кг у 2022 р.).

Крім того динаміка виробництва м'яса більшості видів худоби має спадну тенденцію з 1990 р., як, наприклад, м'яса овець, кіз, кроликів та зайців. Помітно зростає виробництво м'яса усіх птахів, окрім гусей, а саме курей, індиків та качок. Проте споживання останніх не перевищувало 5,5 кг на душу населення на рік і порівняно з виробництвом курятини в 2022 році, що складало 44,9 кг на душу

населення, ці показники є незначними. З 2000-х стрімко зростає виробництво м'яса буйволів, але не перевищує 0,05 кг на душу населення в рік, що також є незначним у порівнянні з виробництвом м'яса ВРХ (22,9 кг у 2022 р.).

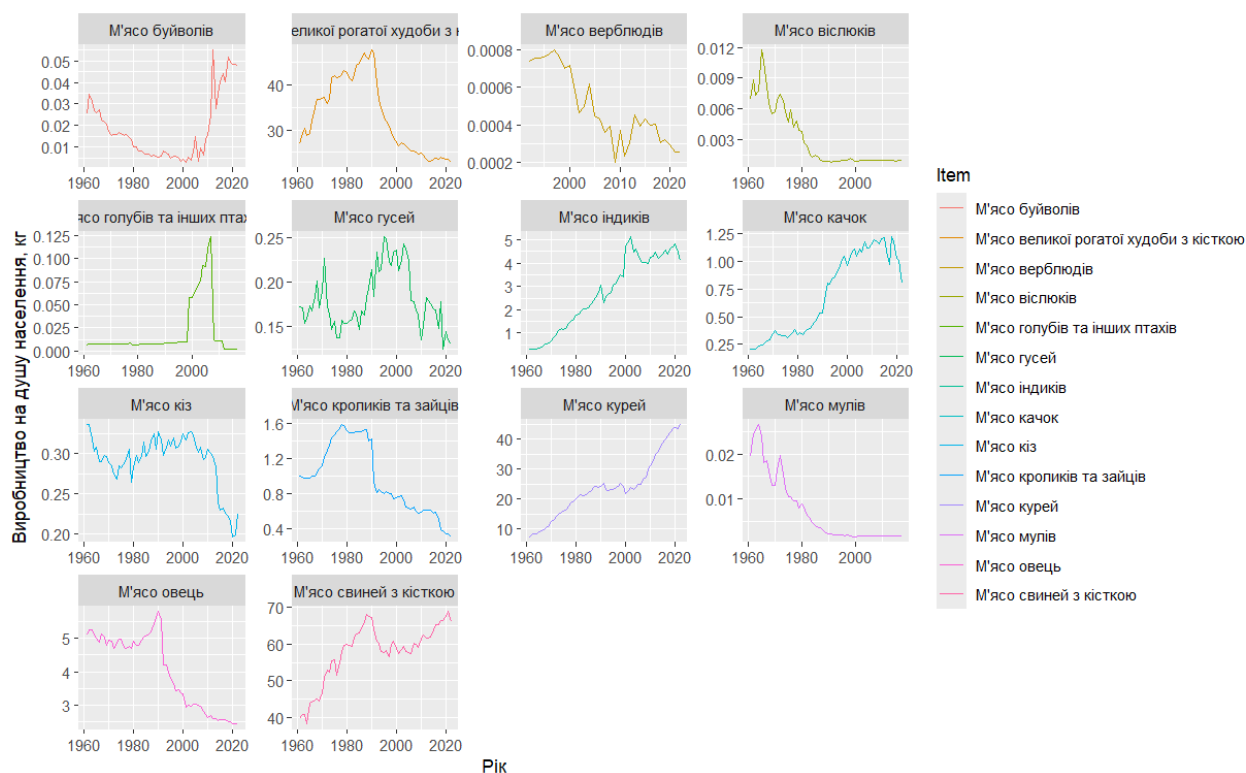


Рисунок 2.5 – Динаміка виробництва м'яса на душу населення в ЄС у період 1961-2022 рр., розділена за видами худоби.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Шукаючи причину різкого зниження кількості виробленого м'яса деяких видів з 1990-х логічно знаходимо її в скороченні поголів'я худоби. На рис. 2.6 видно різке падіння саме в цей час числа поголів'я тварин усіх видів, кількість яких до цього зростала. Особливо це помітно в часових рядах, що описують виробництво м'яса великої рогатої худоби, овець, свиней, кіз, буйволів, кроликів та зайців і курей.

Поголів'я найчисельніших груп – свиней, курей та великої рогатої худоби зростало до 1990-х рр., потім спадало до 2000-х, після чого тенденції часових рядів вели себе по-різному.

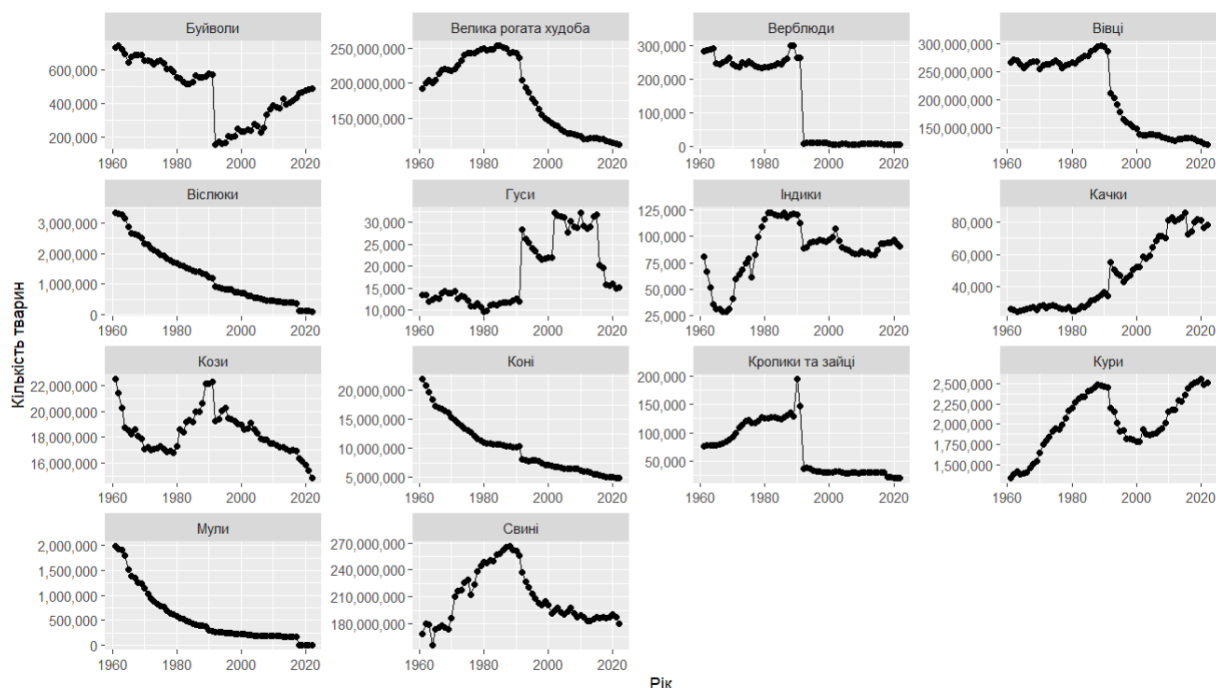


Рисунок 2.6 – Динаміка поголів'я всієї худоби за видами в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На рис. 2.7 проілюстровано, що після 2000-х темп скорочення поголів'я свиней сповільнився і чисельність тварин залишається на більш стабільному рівні.

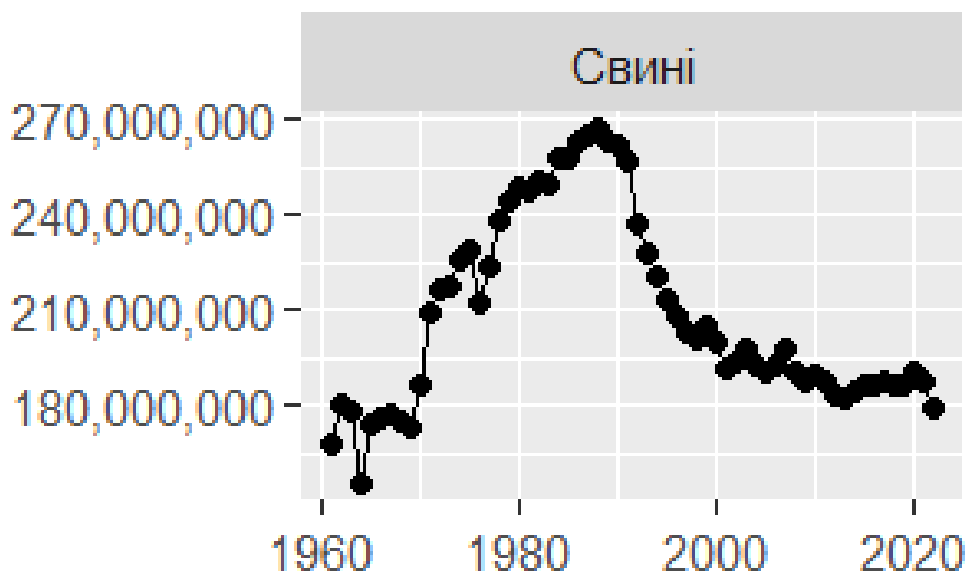


Рисунок 2.7 – Динаміка поголів'я свиней в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Як показано на рис. 2.8, що з 1990-х поголів'я великої рогатої худоби продовжує стрімко спадати по теперішній час.

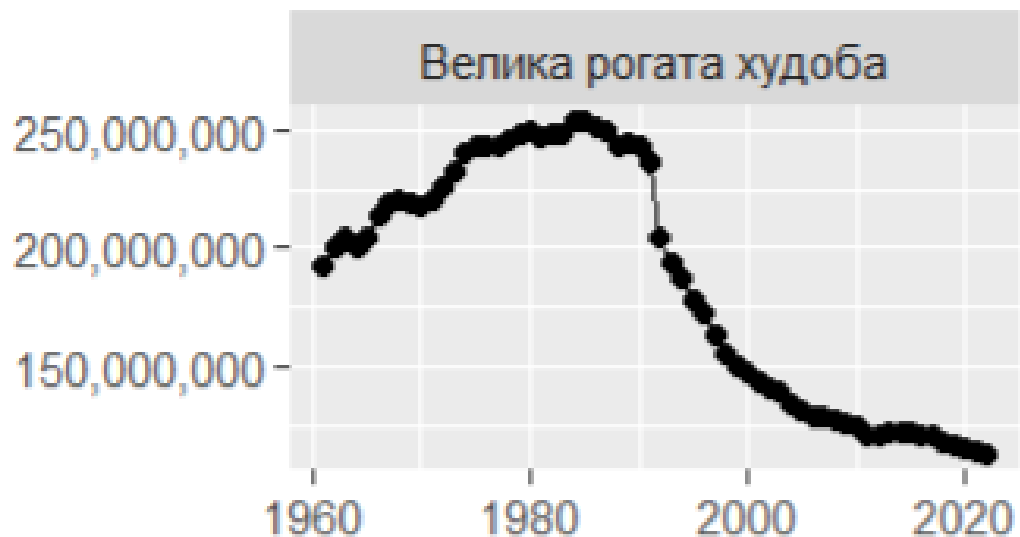


Рисунок 2.8 – Динаміка поголів'я великої рогатої худоби в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Як це видно з рис. 2.9, на відміну від свиней та великої рогатої худоби, поголів'я курей зростало після 2000-х і навіть перевищило свій попередній пік у 2020-х.

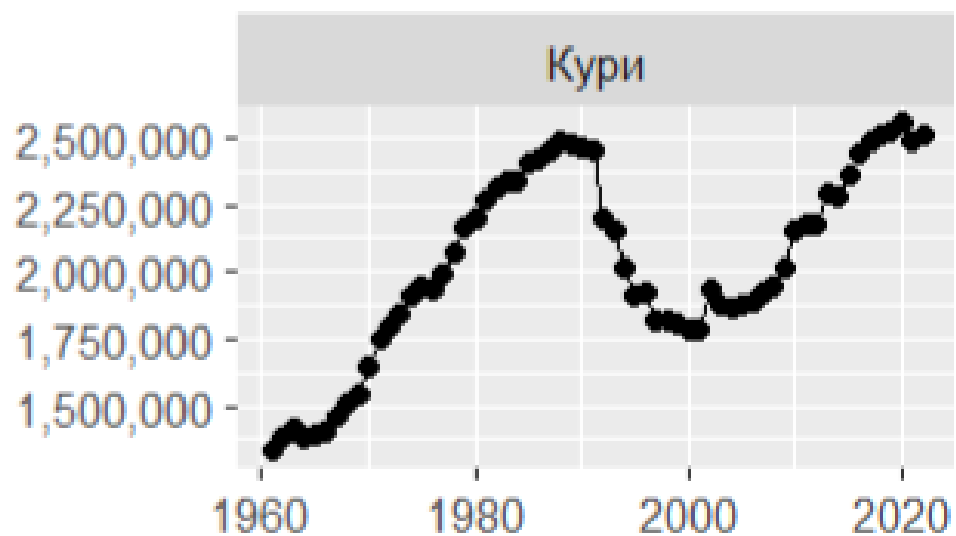


Рисунок 2.9 – Динаміка поголів'я курей в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Крім того, зіставивши графіки кількості виробленого м'яса та поголів'я свиней, можна побачити протилежні тенденції: з 1990-х при спадній кількості тварин зростає кількість виробленого м'яса. Це наштовхує на думку про те, що щодо свиней були застосовані методи та техніки культивуації й розведення для збільшення ваги худоби.

Причинами різкого скорочення поголів'я худоби могли стати:

- зміни аграрної політики: спільна аграрна політика Європейського Союзу (САР) зазнала реформ протягом 1990-х років. Ці реформи могли вплинути на виробництво тваринництва, впливаючи на субсидії або квоти. Були введені жорсткіші екологічні норми для тваринницьких ферм, щоб зменшити забруднення навколишнього середовища. Фермери, які відповідали цим стандартам, отримували додаткові виплати;
- спалахи хвороб: Європа зіткнулася зі спалахами таких хвороб, як губчаста енцефалопатія великої рогатої худоби (BSE) або ящура наприкінці 20 століття. Ці спалахи могли призвести до забою інфікованих тварин і порушення виробництва.

Види тварин згруповані у вісім основних груп (велика рогата худоба, вівці та кози, свині, конячі, верблюди, свійська птиця, комахи та черв'яки та інше) [26]. Для порівняння скоротимо кількість груп до чотирьох, а саме:

1. велика рогата худоба: велика рогата худоба та буйволи;
2. свині;
3. птиці: кури, качки, гуси, індики, голуби та ін.;
4. інша худоба: осли, верблюди, кози, мули, кролі та зайці, вівці.

Як показано на рис. 2.10, кількість виробленого м'яса великої рогатої худоби стрімко спадала у період 1990-2000 рр, після чого темп спадання сповільнився, проте виробництво продовжувало скорочуватись.

Порівняно з масштабами ВРХ виробництво м'яса буйволів є зовсім незначним, тобто не видно перспектив переходу споживачів на цей вид м'яса, незважаючи на збільшення поголів'я буйволів.

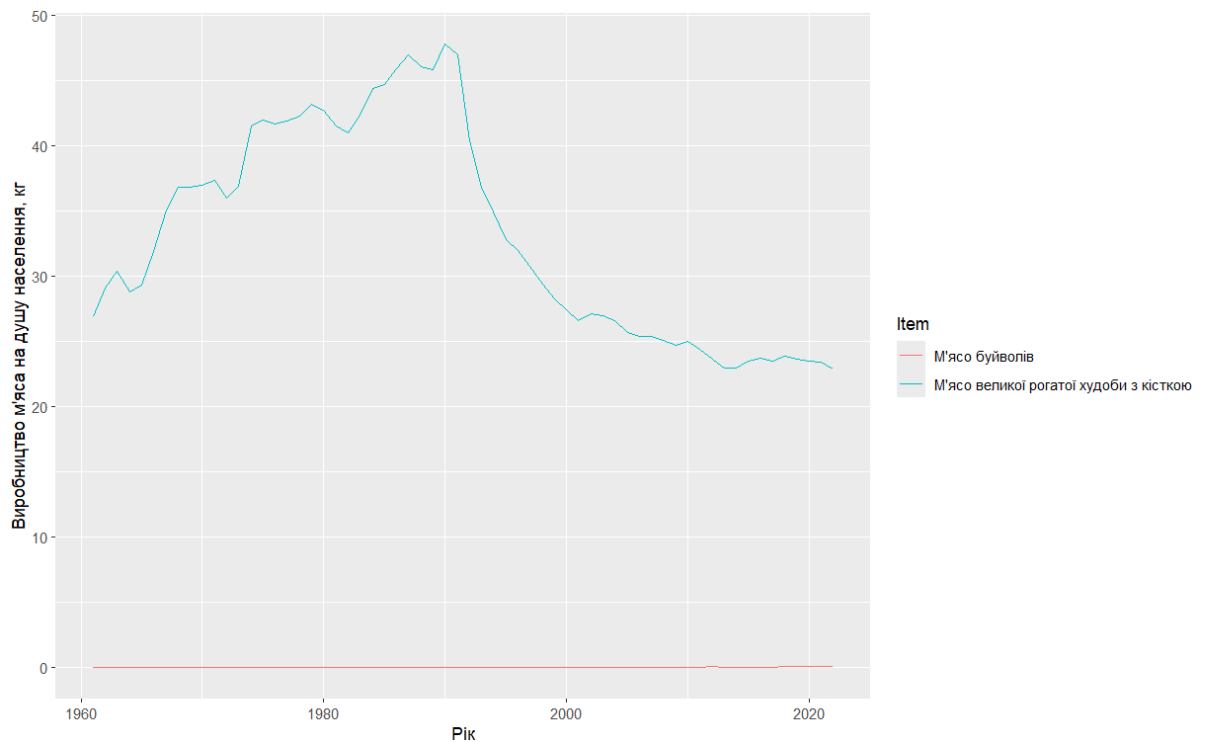


Рисунок 2.10 – Динаміка виробництва м'яса великої рогатої худоби та буйволів у ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Як видно з рис. 2.11, виробництво свинини менш стрімко скоротилось у період 1990-2000 рр. Протягом 2000-2022 рр. кількість виробленого на душу населення м'яса свині зростало і в 2021 р. перевищило показники 1990-х.

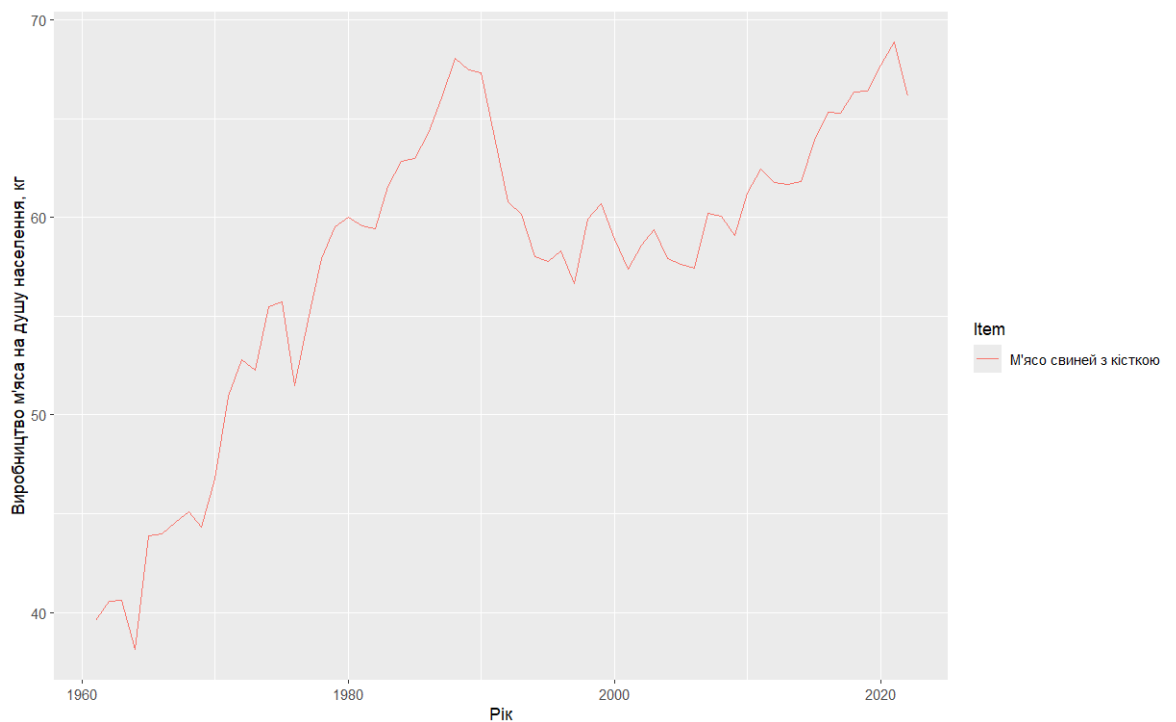


Рисунок 2.11 – Динаміка виробництва м'яса свині в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На рис. 2.12 видно, що з 1990-х виробництво м'яса усіх птахів, окрім курятини, повільно зростає до 2000-х та далі є стабільним. Виробництво курятини стрімко збільшується з 2000-х і зараз майже вдвічі перевищує показники 1990-х.

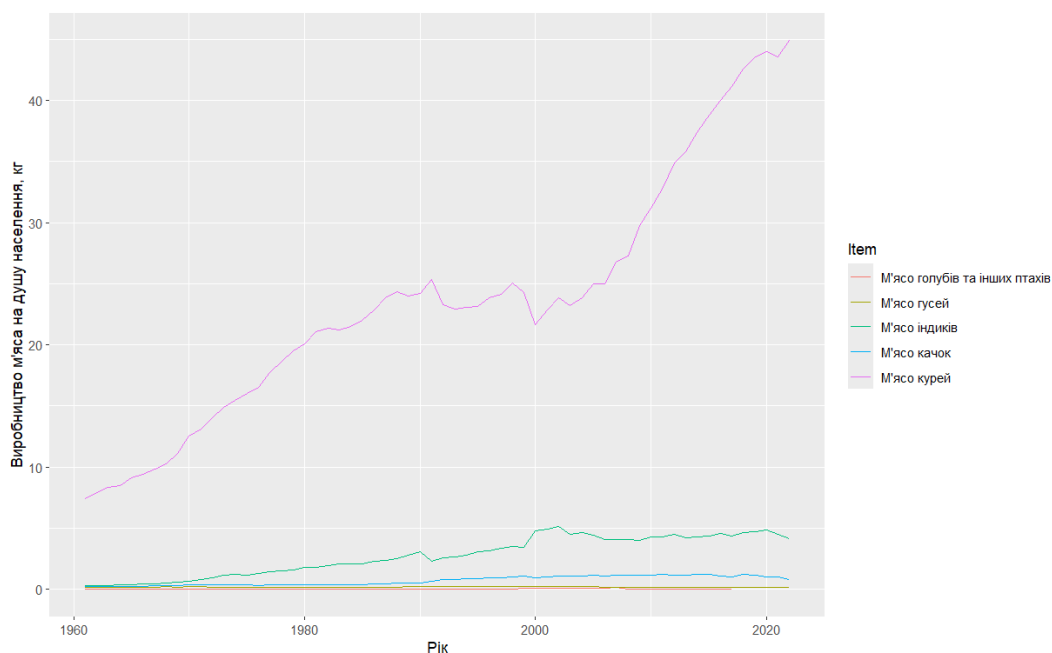


Рисунок 2.12 – Динаміка виробництва м'яса птиці в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Окрім великої рогатої худоби з 1990-х також відбувається спад виробництва м'яса овець, кроликів та зайців. Виробництво м'яса кіз та інших видів худоби залишається стабільним протягом всього періоду (рис. 2.13).

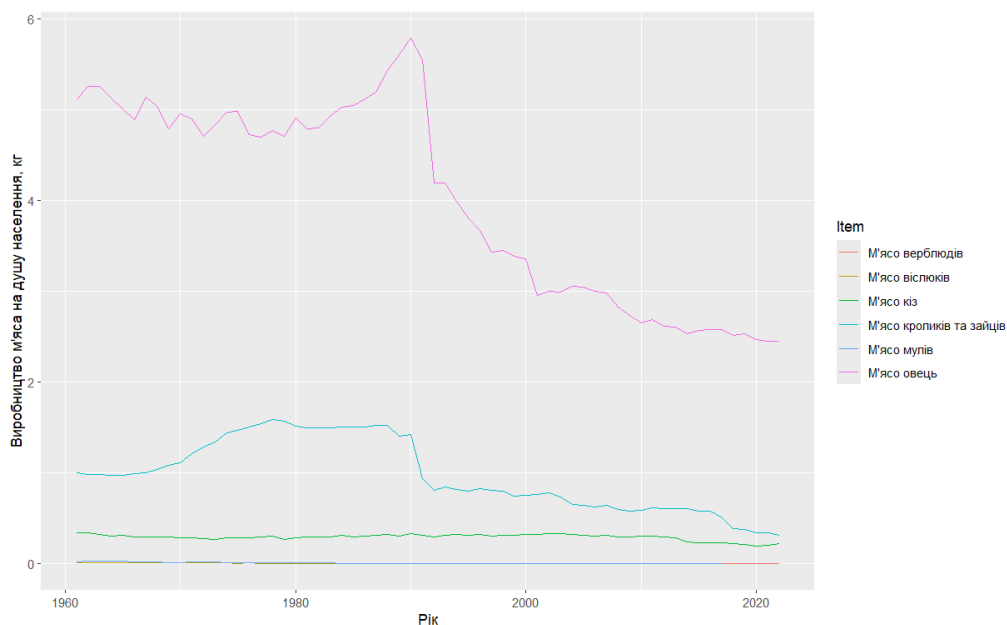


Рисунок 2.13 – Динаміка виробництва м'яса інших видів худоби в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Нелінійне згладжування. На рис. 2.14 представлено візуалізацію часових рядів виробництва м'яса з використанням згладжування, що було виконано за допомогою функції `geom_smooth()` з пакету **ggplot2** і яке дозволяє чітко окреслити загальні тенденції та динаміку зміни показника протягом досліджуваного періоду.

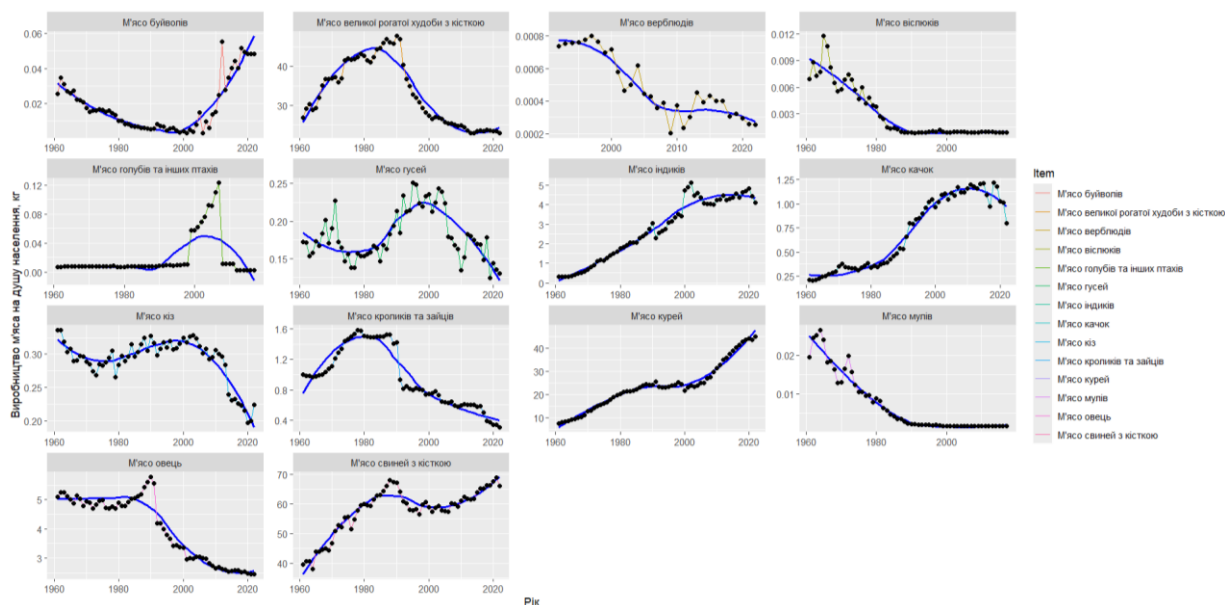


Рисунок 2.14 – Згладжування LOESS часових рядів виробництва м'яса на душу населення за видами худоби в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Пакет **ggplot2** за замовчуванням використовує метод **LOESS** (Locally Estimated Scatterplot Smoothing) [27].

Локальна регресія або локальна поліноміальна регресія, також відома як ковзна регресія, є узагальненням ковзної середньої та поліноміальної регресії. Його найпоширенішими методами, спочатку розробленими для згладжування діаграми розсіювання, є LOESS (локально оцінене згладжування діаграми розсіювання) і LOWESS (локально зважене згладжування діаграми розсіювання). Це два тісно пов'язані непараметричні методи регресії, які поєднують численні регресійні моделі в метамодель на основі k найближчих сусідів.

Таким чином, LOESS і LOWESS базуються на «класичних» методах, таких як лінійна та нелінійна регресія найменших квадратів. Вони стосуються ситуацій, у яких класичні процедури неефективні або не можуть бути ефективно застосовані без надмірних зусиль [28].

Метод LOESS в **ggplot2** працює шляхом побудови гладкої кривої для діаграми розсіювання точок даних. Ця гладка крива обчислюється локально, тобто для кожної точки набору даних розглядається невелика підмножина сусідніх точок. LOESS надає вищі ваги близьким точкам і нижчі ваги далеким точкам при обчисленні локальних приблизних значень.

Етапи алгоритму LOESS в **ggplot2**:

1. локальна регресія: LOESS підганяє окрему регресійну модель до кожної точки набору даних, розглядаючи лише підмножину близьких точок. Ця локальна регресія зазвичай є низькополіноміальним підбором (часто лінійним або квадратичним);
2. вагові коефіцієнти: LOESS надає ваги кожній сусідній точці на основі їх відстані від точки, яку необхідно вирівняти. Близьчі точки отримують вищі ваги, що вказує на те, що вони мають більший вплив на локальний підбір;
3. поєднання локальних підборів: після обчислення локальних підборів для кожної точки LOESS поєднує ці підбори, щоб отримати гладку криву, яка проходить через весь набір даних. Це досягається шляхом усереднення або поєднання локальних оцінок регресії таким чином, щоб мінімізувати загальну похибку;
4. параметр `span`: LOESS дозволяє користувачам контролювати ступінь згладжування за допомогою параметра «`span`». `Span` відображає відношення точок, використовуваних у кожному локальному підборі. Менший значення `span` призводить до більшого збереження локальних варіацій, тоді як більше значення `span` призводить до більш гладкої кривої.

Недоліком LOESS є той факт, що він не створює функцію регресії, яку легко представити математичною формулою.

Загалом, LOESS в **ggplot2** надає гнучкий і ефективний спосіб візуалізації тенденцій і зв'язків у даних, видаляючи шум і розкриваючи підтверджені закономірності.

Можемо детальніше подивитись на згладжування часових рядів виробництва м'яса свиней, курей та ВРХ на рис. 2.15 – 2.17.

На основі даних рис. 2.15 бачимо певний спад у виробництві у період 90-х років, після чого знову обсяги виробництва починають зростати.



Рисунок 2.15 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва свинини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

За даними рис. 2.16 також відслідковується зміна тенденції у поведінці ряду. До періоду 90-х років виробництво плавно зростає, після чого відбувається різке підвищення темпів зростання.

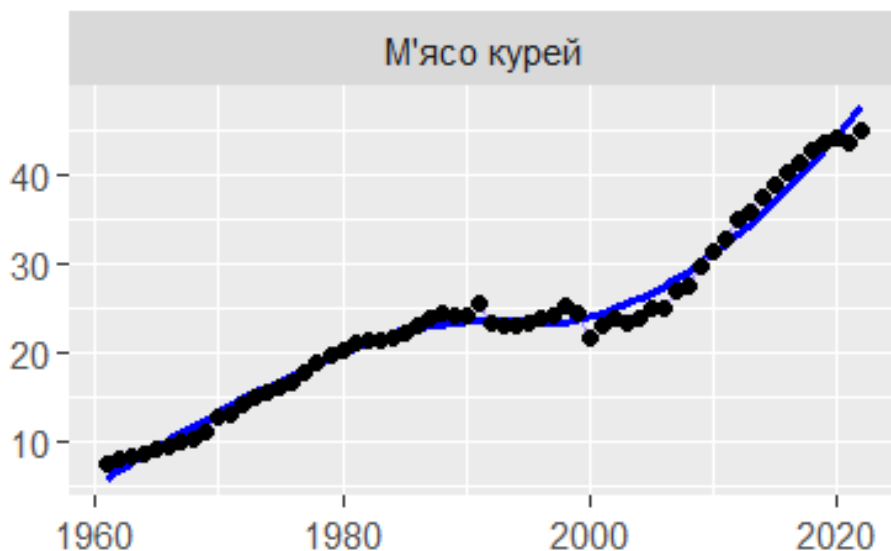


Рисунок 2.16 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва курятини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Суттєву зміну тенденції демонструє ряд на рис. 2.17, причому час зміни тенденції аналогічний до вище розглянутих часових рядів.

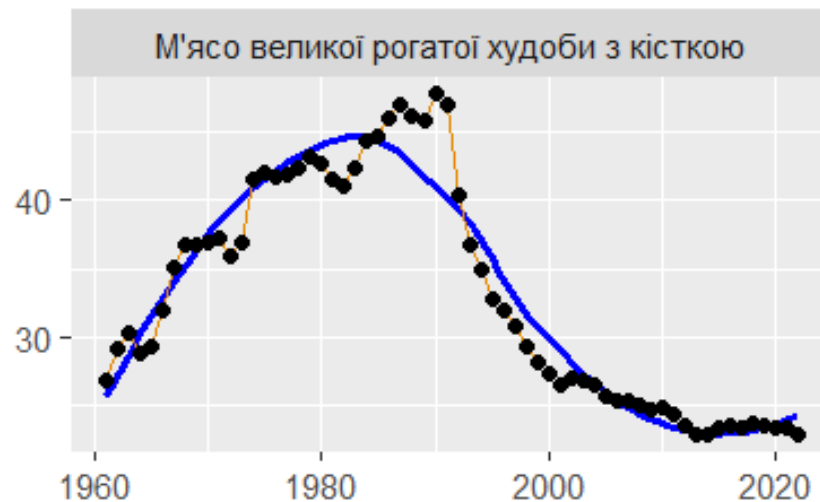


Рисунок 2.17 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

2.2 Побудова лінійних трендів для часових рядів за даними виробництва м'яса окремих видів худоби

Оскільки ми маємо значні обсяги спостережень, а саме 62 періоди, тенденції в яких декілька разів різко змінюються, важко буде підібрати просту лінійну адекватну модель для їх опису, тому є сенс скоротити часовий ряд і розглянути детальніше більш сучасний період.

Для визначення цього періоду побудуємо лінійні сегментні моделі та подивимось, на які частини буде поділено часові ряди.

Сегментні лінійні моделі. Для побудови сегментних моделей можна використати функцію `segmented()` з пакету **segmented**. Алгоритм `segmented()` використовується для сегментації даних на підмножини, в яких коефіцієнти лінійної регресії є постійними. Ось як працює алгоритм:

1. алгоритм приймає вектор x , який містить значення незалежної змінної, і вектор y , який містить значення залежної змінної;

2. спочатку алгоритм виконує лінійну регресію для всіх даних. Це дає початкові оцінки коефіцієнтів перехоплення та нахилу;
3. алгоритм потім ітерує наступні кроки:
 - a. алгоритм шукає точку зміни в даних, яка мінімізує залишкову суму квадратів (RSS) двох окремих лінійних регресій, пристосованих до даних до та після точки зміни;
 - b. алгоритм оновлює оцінки коефіцієнтів перехоплення та нахилу для двох сегментів, використовуючи лінійну регресію;
 - c. алгоритм перевіряє, чи зійшлися оцінки коефіцієнтів. Якщо так, то ітерація припиняється. Якщо ні, то алгоритм повторює кроки 3a та 3b;
4. алгоритм повертає список, який містить:
 - a. значення x , де відбувається зміна коефіцієнтів;
 - b. оцінки коефіцієнтів перехоплення та нахилу для двох сегментів;
 - c. значення RSS для двох сегментів [29].

Побудуємо сегментні моделі та графіки до них для виробництва свинини, курятини та м'яса ВРХ.

У таблиці 2.2 представлено результати розрахунку показників сегментної моделі для часового ряду, що описує виробництво свинини. На рис. 2.18 проілюстровано побудований тренд.

Таблиця 2.2 – Характеристики сегментної моделі виробництва свинини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Коефіцієнти / показники	Значення коефіцієнта	Стандартна похибка	t-критерій	p-value
b0	-2049	74,5	-27,5	<2e-16
Pік	1,1	0,04	28,2	<2e-16
U1 Pік	-2,9	0,3	-9,5	
U2 Pік	2,4	0,3	7,3	
psi1 (перший переломний рік)	1989	0,45		
psi2 (другий переломний рік)	1995	0,6		

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

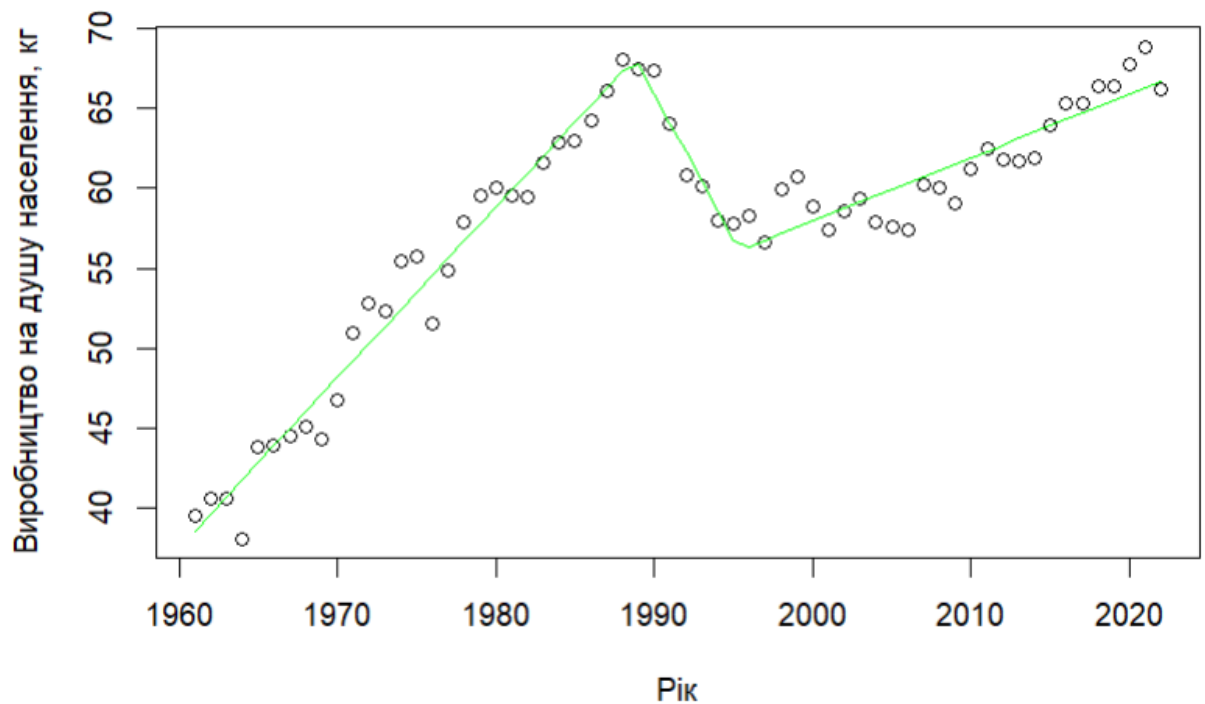


Рисунок 2.18 – Графік сегментної моделі виробництва свинини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Сегментна модель дозволяє чітко визначити ті періоди, у яких відбувається зміна тенденції виробництва. Таких періодів для представленого часового ряду два.

У таблиці 2.3 представлено результати розрахунку показників сегментної моделі для часового ряду, що описує виробництво курятини. На рис. 2.19 проілюстровано побудований тренд.

Таблиця 2.3 – Характеристики сегментної моделі виробництва курятини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Коефіцієнти / показники	Значення коефіцієнта	Стандартна похибка	t-критерій	p-value
b0	-1313	39,9	-32,8	<2e-16
Рік	0,7	0,02	33,2	<2e-16
U1 Рік	-0,7	0,05	-15,1	
U2 Рік	1,4	0,06	24,1	
psi1 (перший переломний рік)	1987	0,7		
psi2 (другий переломний рік)	2004	0,4		

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

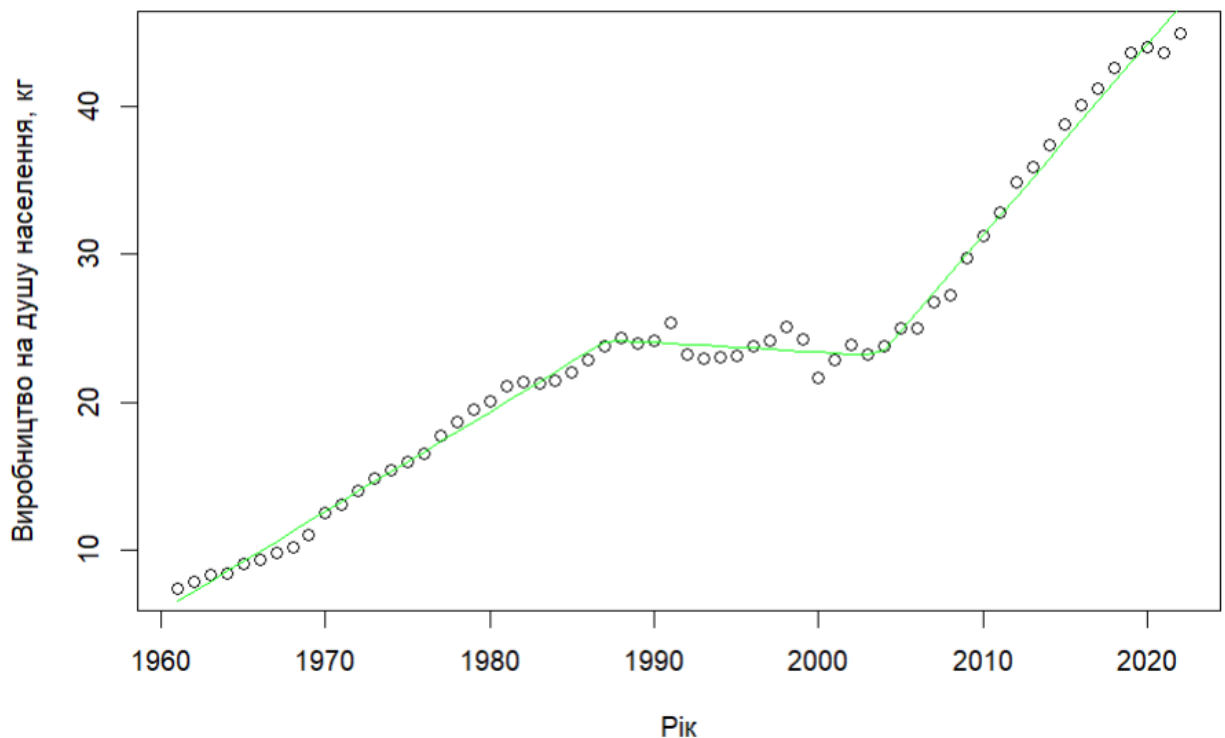


Рисунок 2.19 – Графік сегментної моделі виробництва курятини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На відміну від даних попереднього ряду, виробництво курятини не має таких різких змін тенденції на протилежну, проте виділяються періоди, де зростання має різні темпи: спочатку більш повільний, і з 2000 р. більш швидкий.

У таблиці 2.4 представлено результати розрахунку показників сегментної моделі для часового ряду, що описує виробництво м'яса великої рогатої худоби. На рис. 2.20 проілюстровано побудований тренд.

Таблиця 2.4 – Характеристики сегментної моделі виробництва м'яса великої рогатої худоби у ЄС у період 1961-2022 рр.

Коефіцієнти / показники	Значення коефіцієнта	Стандартна похибка	t-критерій	p-value
b0	-1260	67	-18,8	<2e-16
Рік	0,7	0,03	19,4	<2e-16
U1 Рік	-0,4	0,3	-12,2	
U2 Рік	2,7	0,3	9,1	
psi1 (перший переломний рік)	1990	0,4		
psi2 (другий переломний рік)	1997	0,5		

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

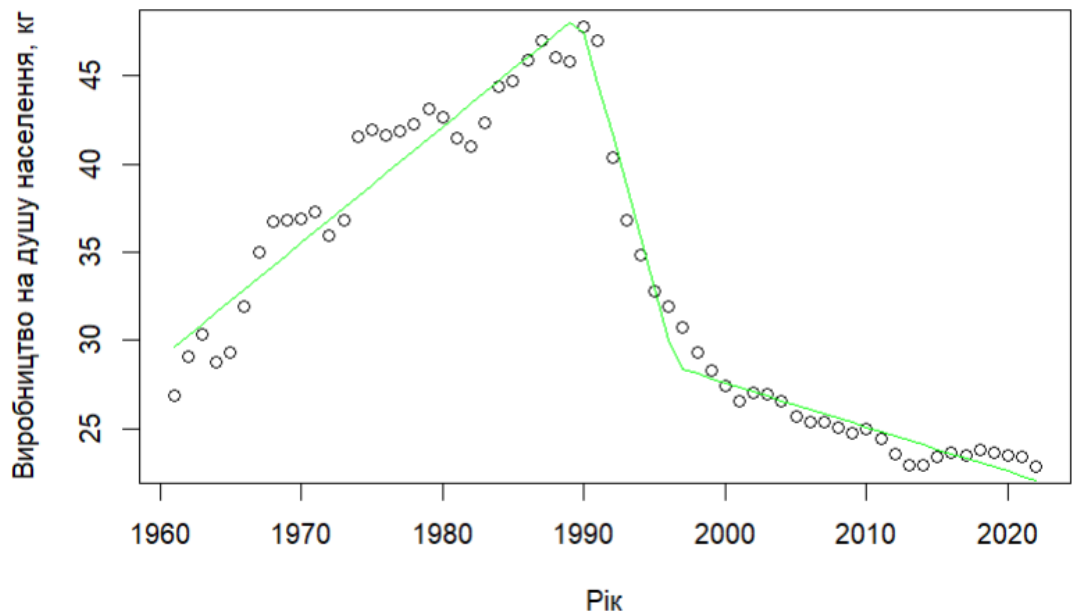


Рисунок 2.20 – Графік сегментної моделі виробництва м'яса великої рогатої худоби в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Переломні роки для обраних видів худоби входять у періоди з 1987 по 1990 та з 1995 по 2004. Для визначення року початку коротшого сучасного періоду дослідження поглянемо на параметри сегментної моделі сумарного виробництва м'яса на душу населення (табл. 2.5).

Сумарне виробництво. Як видно з рис. 2.21, динаміка часового ряду, що описує сумарне виробництво, схожа на ту, що притаманна виробництву свинини та курятини – спадання з 90-х років і зростання з 2000-х до сьогодення.

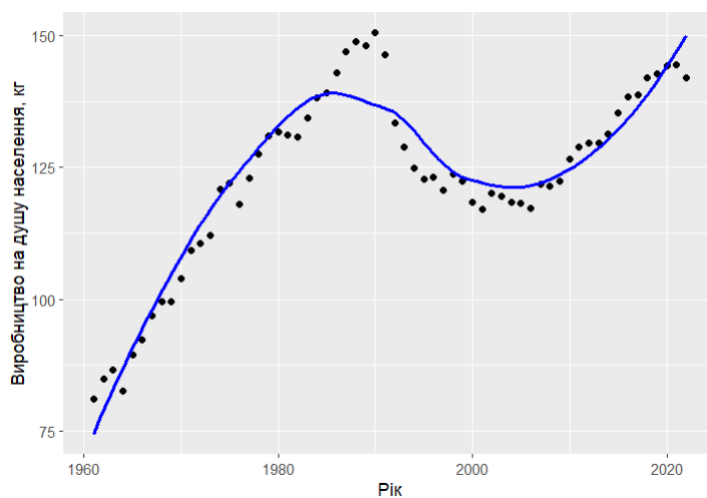


Рисунок 2.21 – Згладжування LOESS часового ряду сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Таблиця 2.5 – Характеристики сегментної моделі сумарного виробництва м'яса у ЄС у період 1961-2022 рр.

Коефіцієнти / показники	Значення коефіцієнта	Стандартна похибка	t-критерій	p-value
b0	-4886	162,1	-30,1	<2e-16
Рік	2,5	0,08	30,8	<2e-16
U1 Рік	-5,4	0,3	-20,8	
U2 Рік	4,4	0,3	16,1	
psi1 (перший переломний рік)	1988	0,4		
psi2 (другий переломний рік)	2000	0,5		

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На рис. 2.22 проілюстровано побудований тренд сегментної моделі сумарного виробництва м'яса на душу населення.

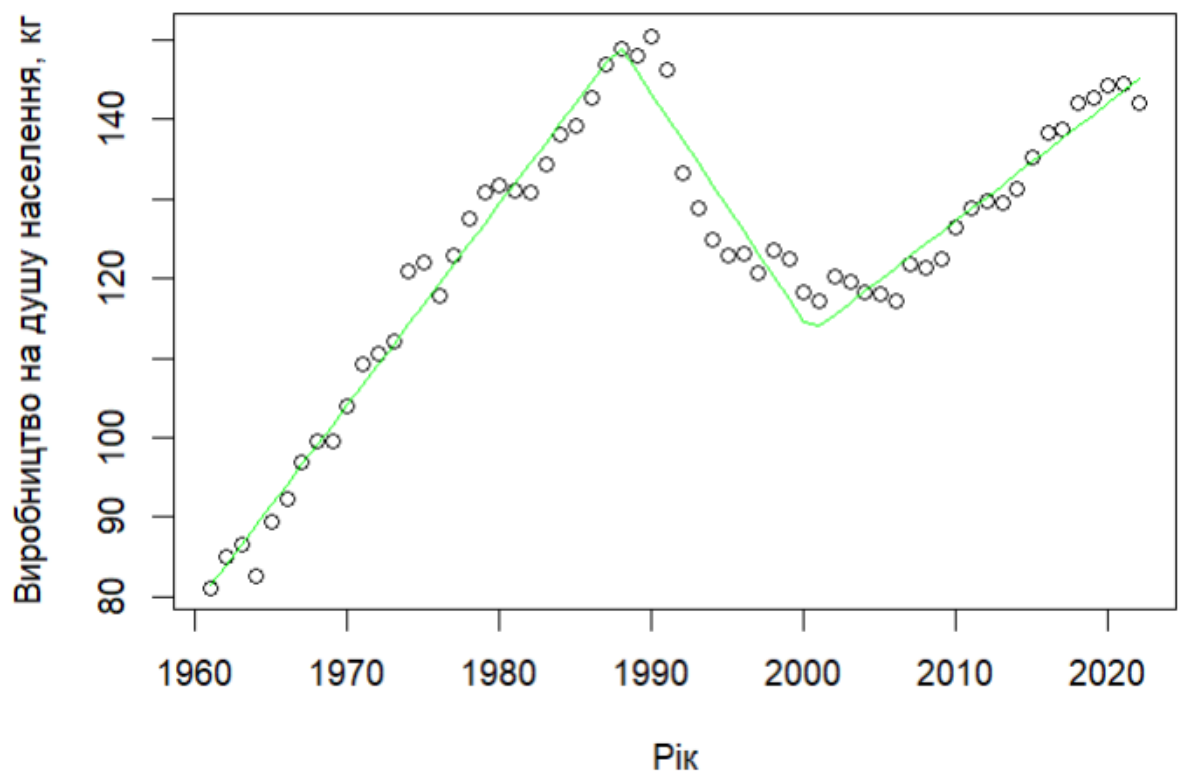


Рисунок 2.22 – Графік сегментної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Переломними роками для сегментної моделі сумарного виробництва є 1988 та 2000, тому вважатимемо 2000 рік за початок нового коротшого періоду для детальнішого аналізу виробництва обраних видів м'яса та побудови прогнозу.

Лінійні моделі для періоду 2000-2022 рр. Побудовано лінійні регресії до часових рядів виробництва на душу населення свинини, курятини, м'яса великої рогатої худоби, а також до сумарного виробництва за період 2000-2022 рр. Для побудованих лінійних залежностей здійснюється оцінка якості та адекватності моделей за коефіцієнтом детермінації та F-критерієм, проводиться перевірка наявності автокореляції залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона та перевірка наявності гетероскедастичності за критерієм Голдфелда-Квандта. Застосовано критерій Колмогорова-Смірнова для перевірки гіпотези стосовно нормального розподілу залишків моделей.

Перша побудована лінійна модель описує динаміку часового ряду виробництва свинини.

Графічне зображення даних по виробництву свинини за період з 2000 р. (рис. 2.23) дозволяє зробити висновок, що лінійна тенденція достатньо точно відображає поведінку часового ряду. Для проведення детального аналізу здійснено побудову лінійної моделі.

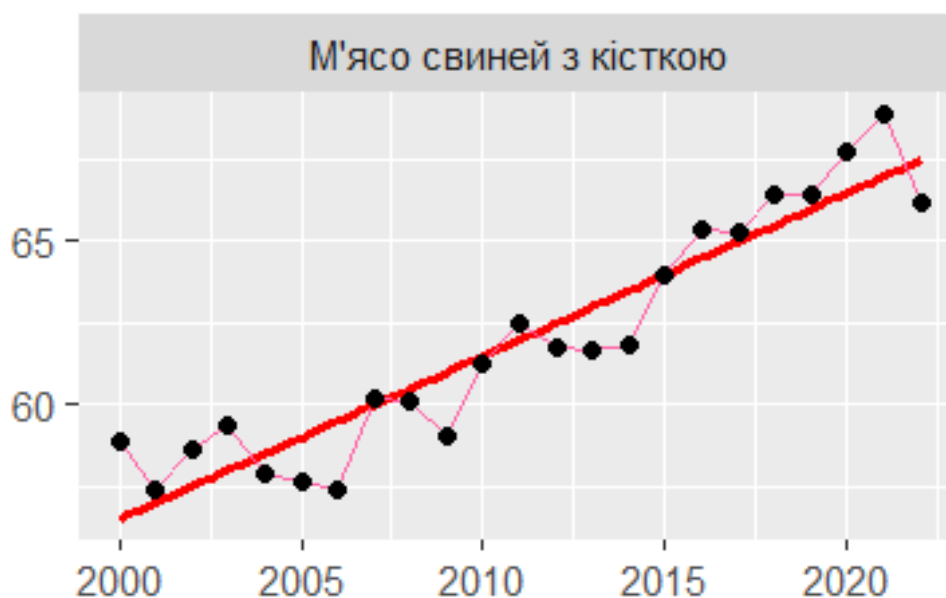


Рисунок 2.23 – Графік лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції та гетероскедастичності залишків моделі наведено в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 – Характеристики лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y = -938 + 0,5 \cdot t + \varepsilon$	
$R^2 = 0,88$	хороша якість наближення лінійним трендом
F-критерій = 158,2 p-value = 3,04e-11	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$ $DW_{факт} = 1,15$	$DW_L < DW_{факт} < DW_U$ за критерієм Дарбіна-Уотсона результат потрапляє в зону невизначеності [20]
$\rho = 0,31; Q_{a,n} = 1,15$ $Q = 1,2$	$\rho > 0, Q > Q_{a,n}$ за критерієм фон Неймана автокореляція залишків відсутня
RMSE = 1,2	корінь із середньоквадратичної похибки низький
GQ = 0,99 p-value = 0,51	спостерігається явище гомоскедастичності
D = 0,16 p-value = 0,51	залишки підпорядковуються нормальному закону розподілу

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

За критерієм Дарбіна-Уотсона результат потрапляє в зону невизначеності, тому перевіряється наявність автокореляції залишків за критерієм фон Неймана.

За критерієм фон Неймана автокореляція залишків відсутня. Можна побудувати прогноз лінійної моделі виробництва свинини (табл. 2.7).

Таблиця 2.7 – Прогноз лінійної моделі виробництва свинини в ЄС на 2023-2024 рр.

Прогноз	
2023	2024
[65,1; 70,8]	[65,6; 71,3]

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Прогноз показника дістають підстановкою у здобуте регресійне рівняння значення фактора t_{pr} . Результатом є точкова оцінка середнього значення показника при заданих значеннях факторів:

$$\hat{y}_{pr} = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 t_{pr} \quad (2.1)$$

Більш надійний прогноз розраховується у вигляді інтервалу. Границі надійних інтервалів індивідуальних прогнозних значень показника знаходять наступними чином: нижня границя: $\hat{y}_{pr} - \Delta\hat{y}_{pr}$, верхня границя: $\hat{y}_{pr} + \Delta\hat{y}_{pr}$.

Для обчислення прогнозу індивідуального значення залежної змінної використовують:

$$\Delta\hat{y}_{pr} = t_{\alpha, k} \cdot \sigma_u \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(t_{pr} - \bar{t})^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2}}, \quad (2.2)$$

де σ_u – середньоквадратичне значення залишків моделі [31].

Друга побудована лінійна модель описує динаміку часового ряду виробництва курятини.

Графічне зображення моделі (рис. 2.24) дозволяє зробити висновок, про те, що лінійний тренд майже точно відповідає даним часового ряду. Фактичні дані достатньо наближені до лінійного тренду, проте спостерігається зв'язок між послідовними значеннями залишків моделі, що може свідчити про присутність явища автокореляції

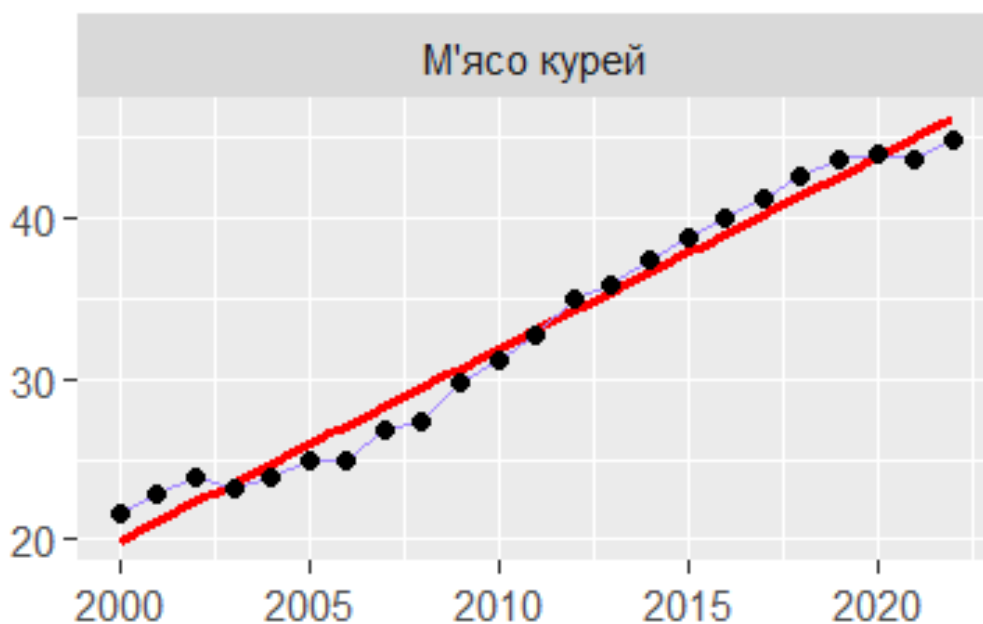


Рисунок 2.24 – Графік лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Дані проведеного детального аналізу моделі, основні характеристики її якості та адекватності, а також результати перевірки наявності автокореляції та гетероскедастичності залишків моделі представлено в таблиці 2.8.

Таблиця 2.8 – Характеристики лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y = -2360 + 1,2 \cdot t + \varepsilon$	
$R^2 = 0,98$	хороша якість наближення лінійним трендом
F-критерій = 910,6 $p\text{-value} < 2,2e-16$	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$ $DW_{\text{факт}} = 0,37$	$DW_{\text{факт}} < DW_L$, залишки мають додатну автокореляцію
$GQ = 0,778$ $p\text{-value} = 0,65$	спостерігається явище гомоскедастичності
$D = 0,18$ $p\text{-value} = 0,38$	залишки підпорядковуються нормальному закону розподілу

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Третя побудована лінійна модель описує динаміку часового ряду виробництва м'яса ВРХ.

Графічне зображення даних по виробництву м'яса ВРХ за період з 2000 р. (рис. 2.25) дозволяє зробити висновок, що лінійна тенденція майже точно відображає поведінку часового ряду, але за деякі періоди присутня значна дисперсія. Для проведення детального аналізу здійснено побудову лінійної моделі.

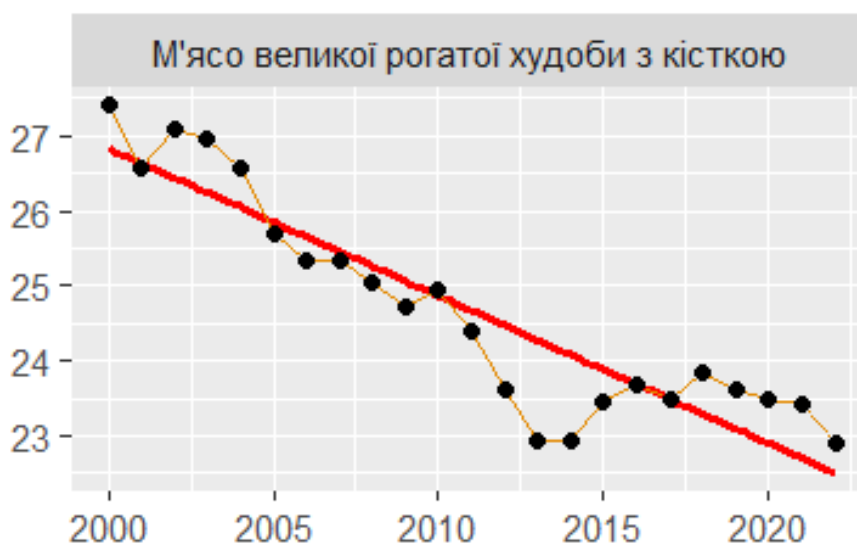


Рисунок 2.25 – Графік лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції та гетероскедастичності залишків моделі наведено в таблиці 2.9.

Таблиця 2.9 – Характеристики лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y = 421 - 0,2 * t + \varepsilon$	
$R^2 = 0,84$	хороша якість наближення лінійним трендом
F-критерій = 109,2 $p\text{-value} < 8,88e-10$	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$	$DW_{\text{факт}} < DW_L$, залишки мають додатну автокореляцію
$DW_{\text{факт}} = 0,48$	
$GQ = 1,65$ $p\text{-value} = 0,23$	спостерігається явище гомоскедастичності
$D = 0,23$ $p\text{-value} = 0,14$	залишки підпорядковуються нормальному закону розподілу

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Четверта побудована лінійна модель описує динаміку часового ряду сумарного виробництва.

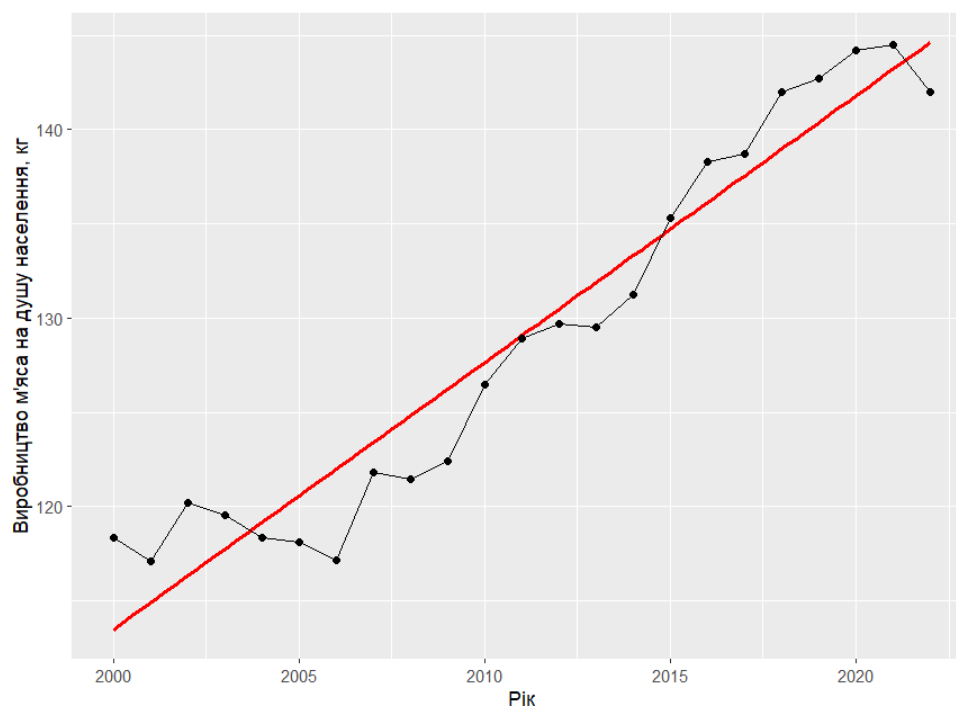


Рисунок 2.26 – Графік лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Графічне зображення даних по сумарному виробництву за період з 2000 р. (рис. 2.26) також дозволяє зробити висновок, що лінійна тенденція достатньо точно

відображає поведінку часового ряду, проте спостерігається зв'язок між послідовними значеннями залишків моделі, що може свідчити про присутність явища автокореляції.

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції та гетероскедастичності залишків моделі наведено в таблиці 2.10.

Таблиця 2.10 – Характеристики лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y = -2718 + 1,4*t + \epsilon$	
$R^2 = 0,93$	хороша якість наближення лінійним трендом
F-критерій = 280 p-value < 1,28e-13	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02$; $DW_U = 1,19$ $DW_{\text{факт}} = 0,56$	$DW_{\text{факт}} < DW_L$, залишки мають додатну автокореляцію
GQ = 0,99 p-value = 0,51	спостерігається явище гомоскедастичності
D = 0,31 p-value = 0,01	залишки не підпорядковуються нормальному закону розподілу

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Отже, побудовані нами лінійні моделі є статистично значущими, з хорошою якість наближення лінійним трендом, з гомоскедастичними залишками, проте всі вони, окрім тієї, що стосується виробництва свинини, мають додатну автокореляцію залишків, а тому недостатньо точно описують часовий ряд і щось не враховують. Спробуємо позбутись автокореляції залишків за допомогою побудови нелінійних моделей.

2.3 Побудова нелінійних моделей для часових рядів за даними виробництва м'яса окремих видів худоби

Для того, щоб визначитись з виглядом нелінійної моделі, поглянемо на згладжування з пакету **ggplot2** у період 2000-2022 років.

Згладжування часового ряду виробництва свинини на рис. 2.27 нагадує логістичну криву.



Рисунок 2.27 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На рис. 2.28 згладжування часового ряду виробництва курятини майже ідеально описує дані і також схоже за виглядом на логістичну криву.

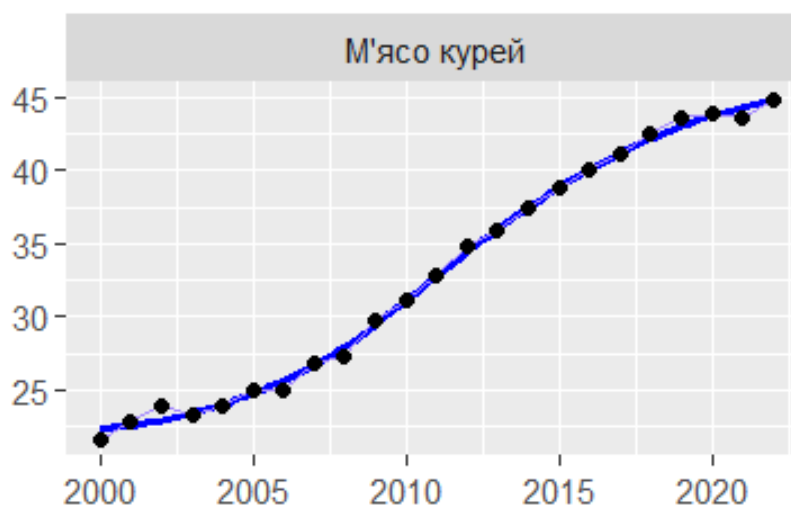


Рисунок 2.28 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

На рис. 2.29 показано згладжування часового ряду виробництва м'яса великої рогатої, форма якого нагадує параболічну криву.

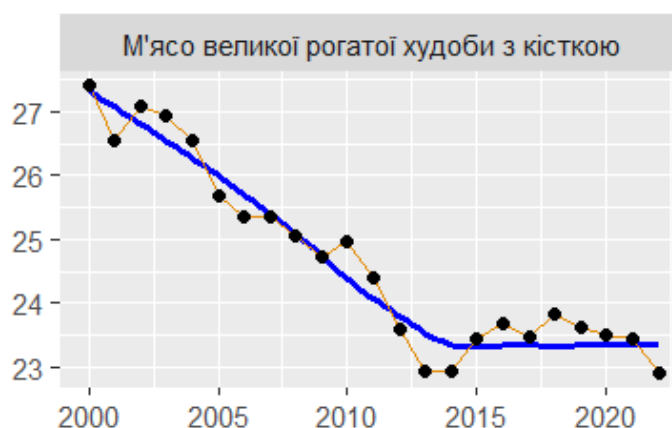


Рисунок 2.29 – Згладжування LOESS часового ряду виробництва м'яса великої рогатої худоби в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Судячи з вигляду графіків згладжування, можемо припустити, що для моделювання часових рядів виробництва свинини та курятини нам підійде логістична крива, а для моделювання часового ряду виробництва м'яса ВРХ спробуємо побудувати параболічну криву.

Логістична крива. Почнемо з логістичної кривої, що входить до сімейства s-подібних кривих. Вони відображають перехід системи на новий рівень розвитку, а в нашому випадку – виробництва, що є логічним зважаючи на введення обмежень, описаних у стратегії «From Farm to Fork» Зеленого курсу ЄС, які вступили в силу вже в 2020 році.

Побудова логістичної кривої здійснюється за функцією:

$$\hat{y} = d + \frac{1}{a+b \cdot c^t} \quad (2.3)$$

де t – номер періоду, a – граничне значення функції при нескінченному зростанні часу, d – значення функції у початковий момент часу, b, c – параметри моделі, які потрібно оцінити.

Параметр a оцінюється з виразу:

$$d + \frac{1}{a} = \max y \quad (2.4)$$

Для оцінки параметрів b та c використовується залежність:

$$Z = bc^t \quad (2.5)$$

З відомими значеннями a та d обчислюється величина Z :

$$Z = \frac{1}{y-d} - a \quad (2.6)$$

Для знаходження параметрів b та c , проводиться лінеаризація виразу (2.5):

$$\ln Z = \ln b + t \ln c \quad (2.7)$$

Значення $\ln b$ та $\ln c$ оцінюються МНК [30].

Перша побудована логістична модель описує динаміку часового ряду виробництва свинини.

Графічне зображення даних по виробництву свинини за період з 2000 р. (рис. 2.30) дозволяє зробити висновок, що логістична крива достатньо точно відображає поведінку часового ряду.

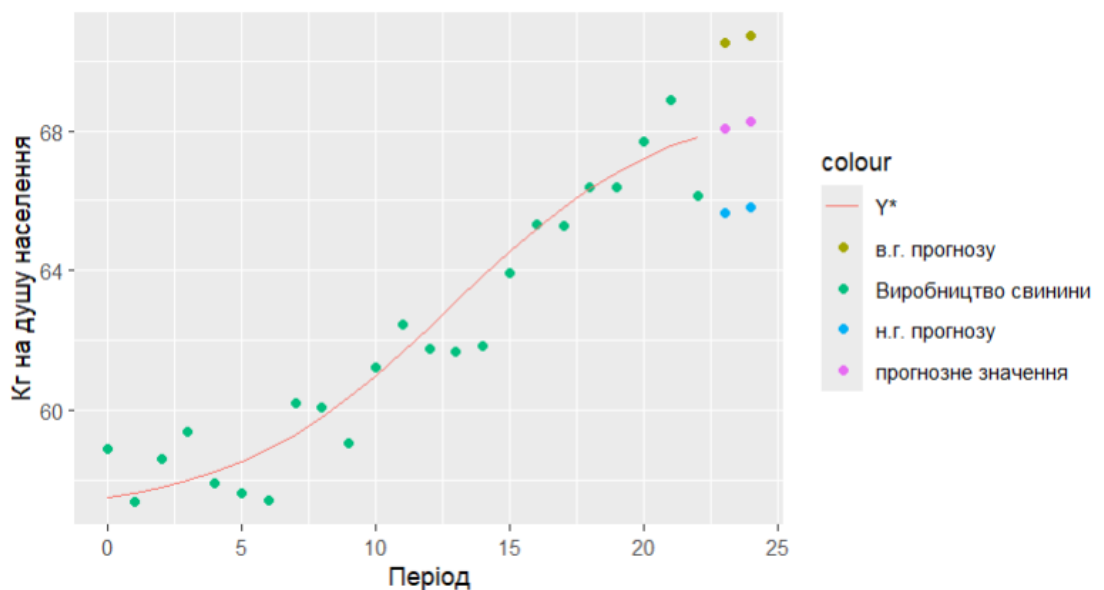


Рисунок 2.30 – Графік логістичної кривої виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції залишків моделі та прогноз на два роки наведено в таблиці 2.11.

Таблиця 2.11 – Характеристики логістичної регресії виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

$\hat{y} = 57 + \frac{1}{0,08 + 1,9 \cdot 0,8^t}$	
$R^2 = 0,92$	хороша якість наближення логістичним трендом
F-критерій = 238	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$	вдалось позбутись автокореляції залишків
$DW_{факт} = 1,55$	
$RMSE = 1,07$	корінь із середньоквадратичної похибки низький
Прогноз	
2023	2024
[65,6; 70,5]	[65,8; 70,7]

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

У моделі логістичної кривої виробництва свинини вдалось вийти з зони невизначеності щодо автокореляції залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона. Корінь із середньоквадратичної похибки логістичної моделі виробництва свинини нижчий, ніж лінійної моделі. Можемо вважати прогноз логістичної регресії більш точним.

Друга побудована логістична модель описує динаміку часового ряду виробництва курятини.

Графічне зображення даних по виробництву курятини за період з 2000 р. (рис. 2.31) дозволяє зробити висновок, що логістична крива також достатньо точно відображає поведінку часового ряду.

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції залишків моделі та прогноз на два роки наведено в таблиці 2.12.

Зважаючи на графічне зображення побудованого тренду, значення коефіцієнта детермінації 99% та відсутності автокореляції залишків, можна

сказати, що побудована логістична модель з підібраними параметрами доволі точно описує часовий ряд виробництва курятини.

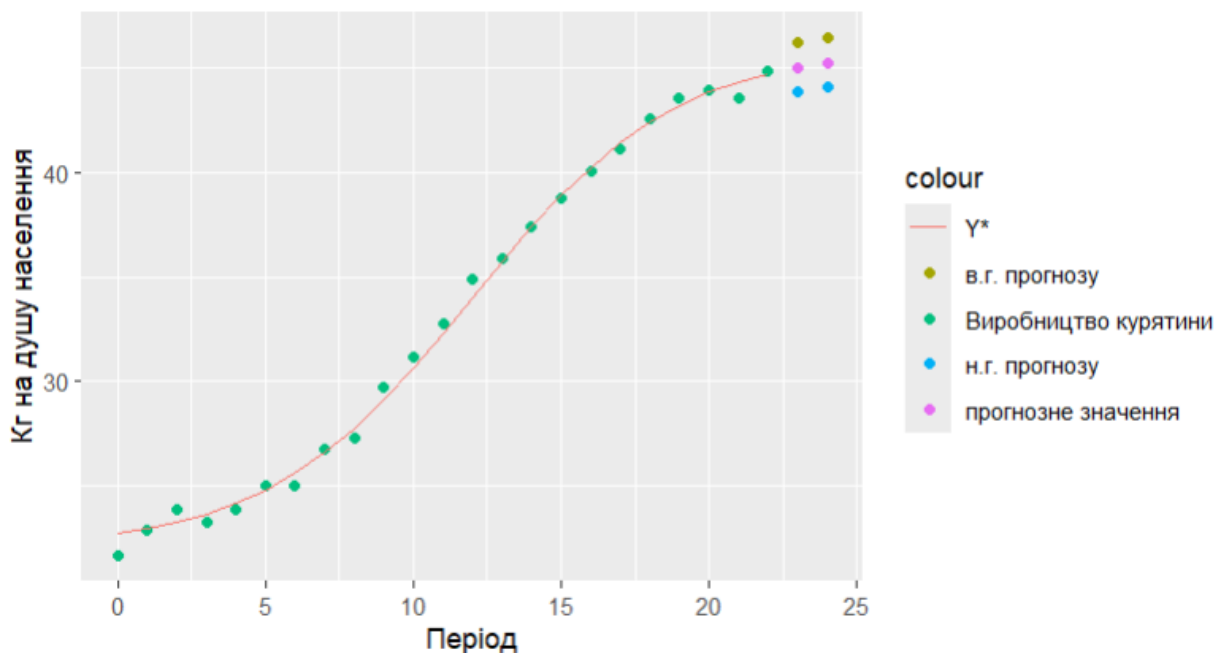


Рисунок 2.31 – Графік логістичної кривої виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Таблиця 2.12 – Характеристики логістичної регресії виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

$\hat{y} = 22 + \frac{1}{0,04 + 1,3 \cdot 0,7^t}$	
$R^2 = 0,99$	хороша якість наближення логістичним трендом
F-критерій = 5769	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$	вдалось позбутись автокореляції залишків
$DW_{факт} = 1,63$	
$RMSE = 0,52$	корінь із середньоквадратичної похибки низький
Прогноз	
2023	2024
[43,9; 46,2]	[44,1; 46,5]

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Побудуємо параболічну регресію для часового ряду виробництва м'яса ВРХ. Графічне зображення тренду моделі показано на рис. 2.32.

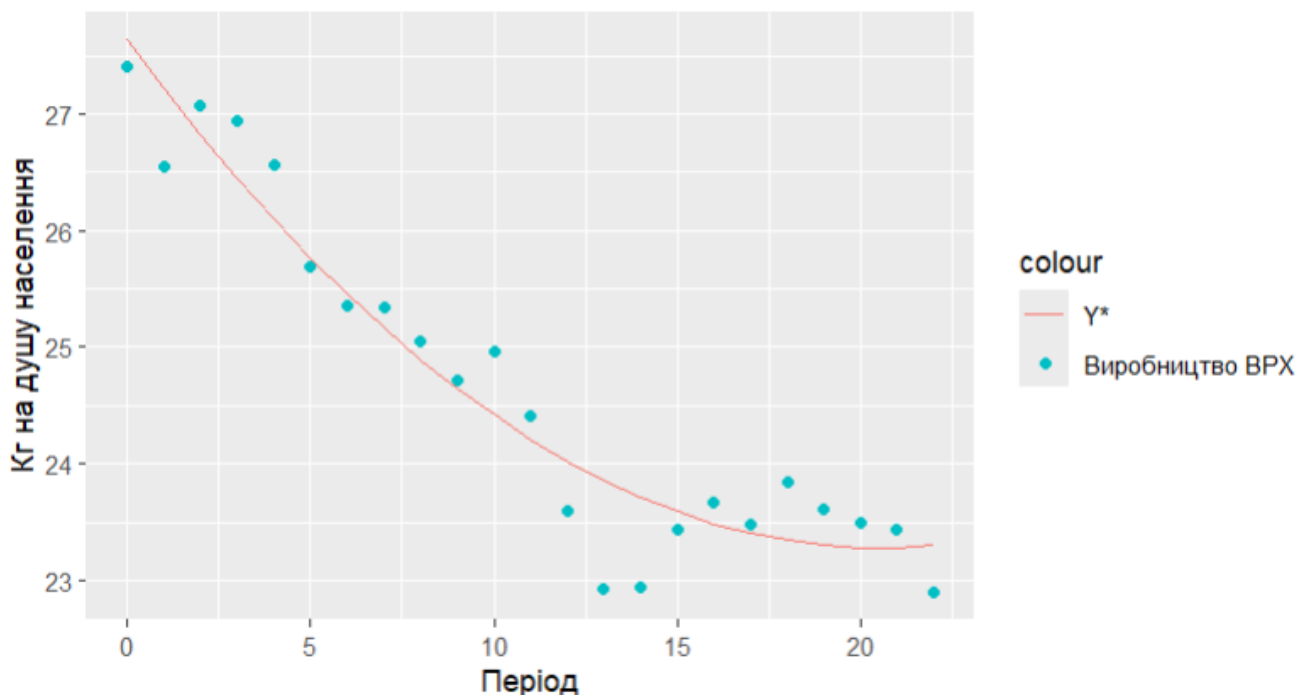


Рисунок 2.32 – Графік параболічної кривої виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Судячи з графічного зображення даних по виробництву м'яса ВРХ за період з 2000 р. можна зробити висновок, що параболічна регресія достатньо точно відображає поведінку часового ряду, але результати перевірки наявності автокореляції залишків моделі (табл. 2.13) свідчать про те, що в цій моделі вона також наявна.

Таблиця 2.13 – Характеристики параболічної регресії виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y = 28 - 0,4*t + 0,01*t^2 + \varepsilon$	
$R^2 = 0,92$	хороша якість наближення параболічною кривою
$F\text{-критерій} = 116,5$ $p\text{-value} < 9,56e-12$	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$	автокореляції залишків не вдалось позбутись
$DW_{\text{факт}} = 0,96$	
$GQ = 1,64$ $p\text{-value} = 0,25$	спостерігається явище гомоскедастичності

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Нелінійна модель для сумарного виробництва. Для сумарного виробництва побудуємо логістичну криву зважаючи на вигляд згладжування **ggplot2** (рис. 2.33).

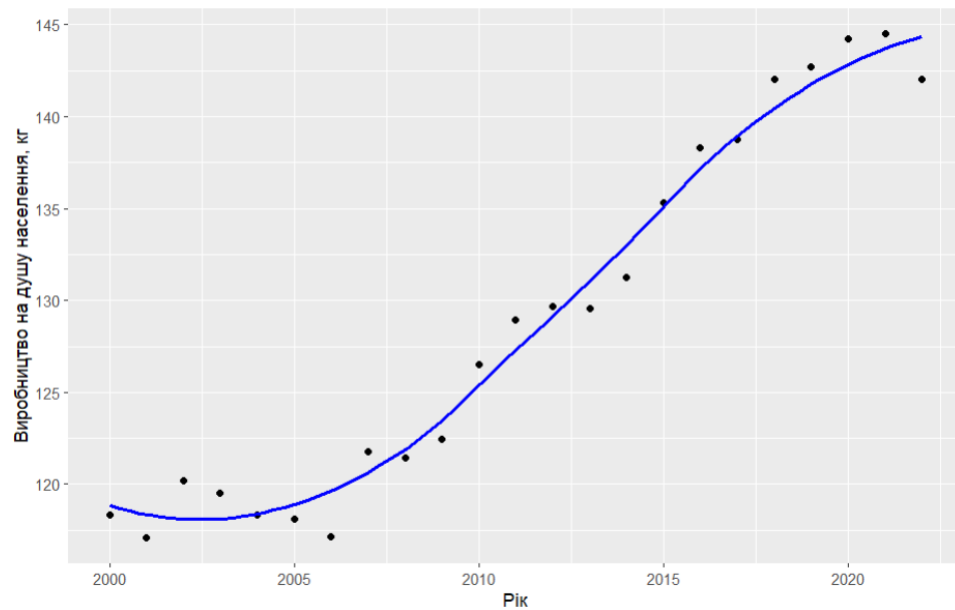


Рисунок 2.33 – Графік логістичної кривої сумарного виробництва в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Графічне зображення даних по сумарному виробництву за період з 2000 р. (рис. 2.34) дозволяє зробити висновок, що логістична крива достатньо точно відображає поведінку часового ряду.

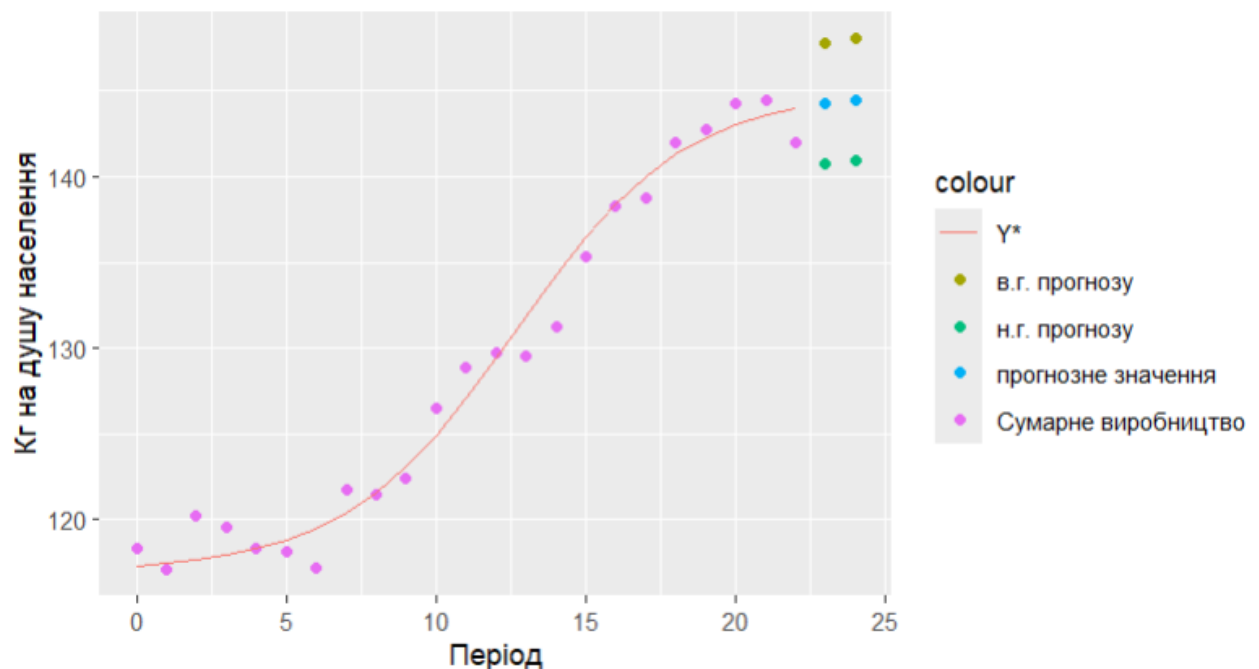


Рисунок 2.34 – Графік логістичної кривої сумарного виробництва в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Коефіцієнти, основні характеристики якості та адекватності моделі, а також результати перевірки наявності автокореляції залишків моделі та прогноз на два роки наведено в таблиці 2.14.

Таблиця 2.14 – Характеристики логістичної регресії сумарного виробництва в ЄС у період 2000-2022 рр.

$\hat{y} = 117 + \frac{1}{0,04 + 3 \cdot 0,7^t}$	
$R^2 = 0,98$	хороша якість наближення логістичним трендом
F-критерій = 921	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02; DW_U = 1,19$	вдалось позбутись автокореляції залишків
$DW_{факт} = 1,38$	
$RMSE = 1,56$	корінь із середньоквадратичної похибки низький
Прогноз	
2023	2024
[140,7; 147,8]	[140,9; 148,1]

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Бачимо, що сумарне виробництво м'яса зростає та переходить на новий рівень виробництва. Зважаючи на скорочення виробництва м'яса великої рогатої худоби та підвищення свинини та курятини, це означає, що європейці в основному переходять саме на ці види м'яса.

Побудова ARIMA моделі. Оскільки нам не вдалось позбутись автокореляції залишків шляхом побудови нелінійної моделі параболічної кривої для виробництва м'яса ВРХ, спробуємо замінити її на ARIMA модель для цього часового ряду.

Автоматичними параметрами ARIMA моделі були підібрані 0, 1, 0, тобто нульовий порядок авторегресії (беруться перші 0 попередні значення залежної змінної), коефіцієнт інтеграції 1 (береться ряд перших різниць) та нульовий порядок моделі ковзного середнього (беруться 0 попередніх значення є згенерованого білого шуму).

Назвою моделі ARIMA з такою комбінацією параметрів є випадкове блукання з дрейфом (Random walk with drift) або метод дрейфу [30].

Основні характеристики якості та адекватності моделі, її коефіцієнти, а також результати на наявність автокореляції залишків наведено у таблиці 2.15.

Таблиця 2.15 – Характеристики моделі ARIMA виробництва м'яса великої рогатої худоби в ЄС у період 2000-2022 рр.

$y_t = -0,2 + y_{t-1} + \varepsilon_t$	
AIC = 26,7	модель з найнижчим інформаційним критерієм Акаїке
BIC = 28,9	модель з найнижчим інформаційним критерієм Байєса
$R^2 = 0,92$	хороша якість наближення логістичним трендом
F-критерій = 250	модель статистично значуща
$DW_L = 1,02$; $DW_U = 1,19$	вдалось позбутись автокореляції залишків
$DW_{факт} = 1,79$	

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Якщо ряд Y не є стаціонарним, найпростішою можливою моделлю для нього є модель випадкового блукання, яку можна розглядати як граничний випадок моделі AR(1), в якій коефіцієнт авторегресії дорівнює 1, тобто ряд із нескінченно повільною середньою реверсією [33].

Якщо різницевий ряд є білим шумом із ненульовим середнім:

$$y_t - y_{t-1} = c + \varepsilon_t \quad \text{або} \quad y_t = c + y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2.8)$$

де $\varepsilon_t \sim NID(0, \sigma^2)$ - нормально розподілені незалежні змінні, c — це середня зміна між послідовними спостереженнями.

Якщо $c > 0$, y_t буде тяжіти до підвищення і навпаки [22].

Розіб'ємо вибірку на тренувальну та тестову в 18 та 4 періоди відповідно, та побудуємо прогноз на 4 роки, щоб охопити наявні роки для оцінки точності прогнозу.

Графічне зображення наявних та спрогнозованих на період 2019-2022 рр. даних зображено на рис. 2.35.

Порівняння результатів моделі на тренувальній та тестовій вибірках за показниками середньої помилки, кореня зі середньоквадратичної помилки, середньої абсолютної, середньої відсоткової, середньої абсолютної відсоткової помилки, а також коефіцієнтів автокореляції залишків наведено в таблиці 2.16.

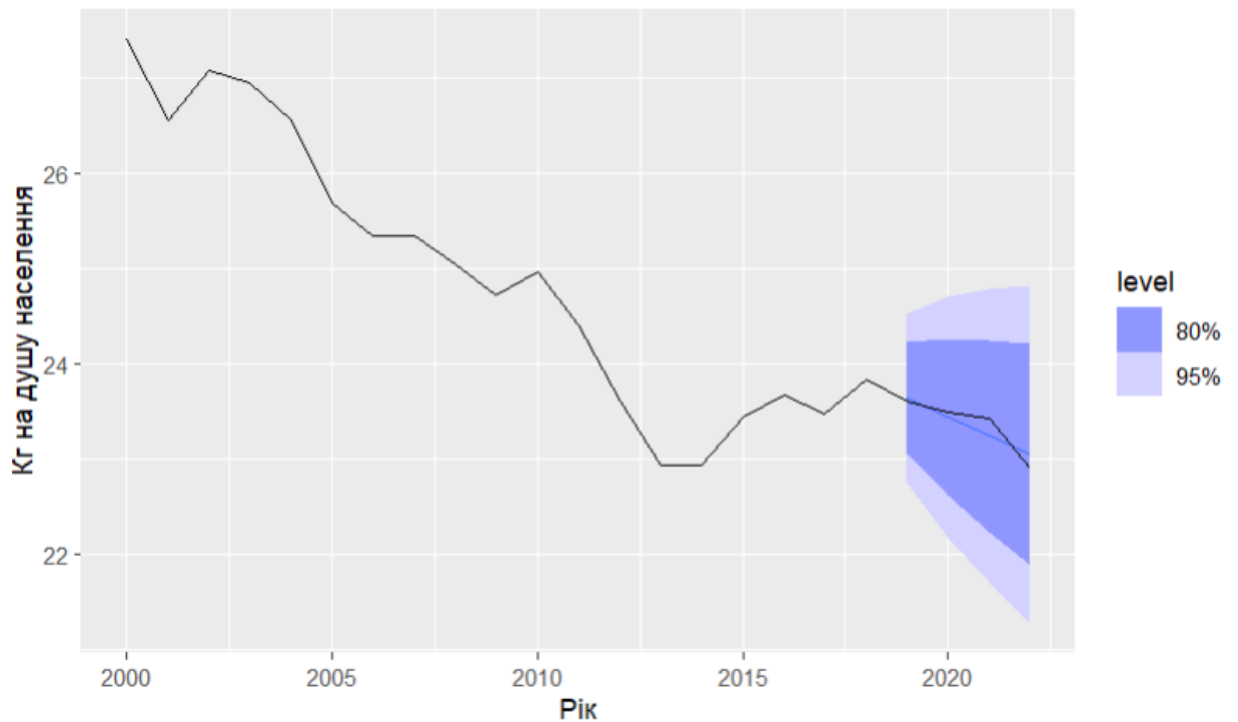


Рисунок 2.35 – Графік прогнозу моделі ARIMA (0, 1, 0) виробництва м'яса ВРХ в ЄС на період 2019-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Таблиця 2.16 – Точність ARIMA моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	ACF1
Тренувальна вибірка	0,001	0,4	0,35	0,01	1,4	0,1
Тестова вибірка	0,01	0,1	0,1	0,05	0,4	-0,4

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Модель має низькі показники помилок як на тренувальній, так і на тестовій вибірці. Можемо побудувати прогноз на 2023 та 2024 роки (табл. 2.17).

Таблиця 2.17 – Прогноз ARIMA моделі виробництва м'яса ВРХ на 2023, 2024 рр.

Прогноз	
2023	2024
[22,8; 23,2]	[21,7; 22,3]

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Побудуємо також ARIMA моделі з різними комбінаціями параметрів для порівняння (рис. 2.36).

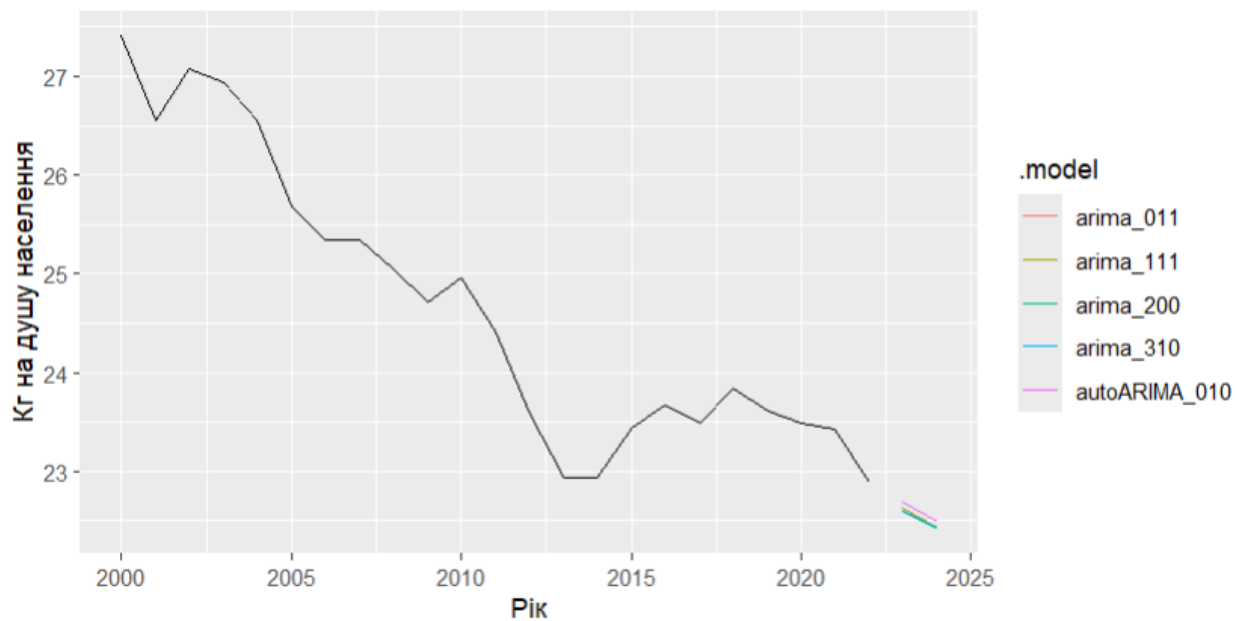


Рисунок 2.36 – Графік прогнозу різних ARIMA моделей виробництва м'яса ВРХ в ЄС на період 2023-2024 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Поглянемо детальніше на графічне зображення різних прогнозів у період з 2019-го року (рис. 2.37).

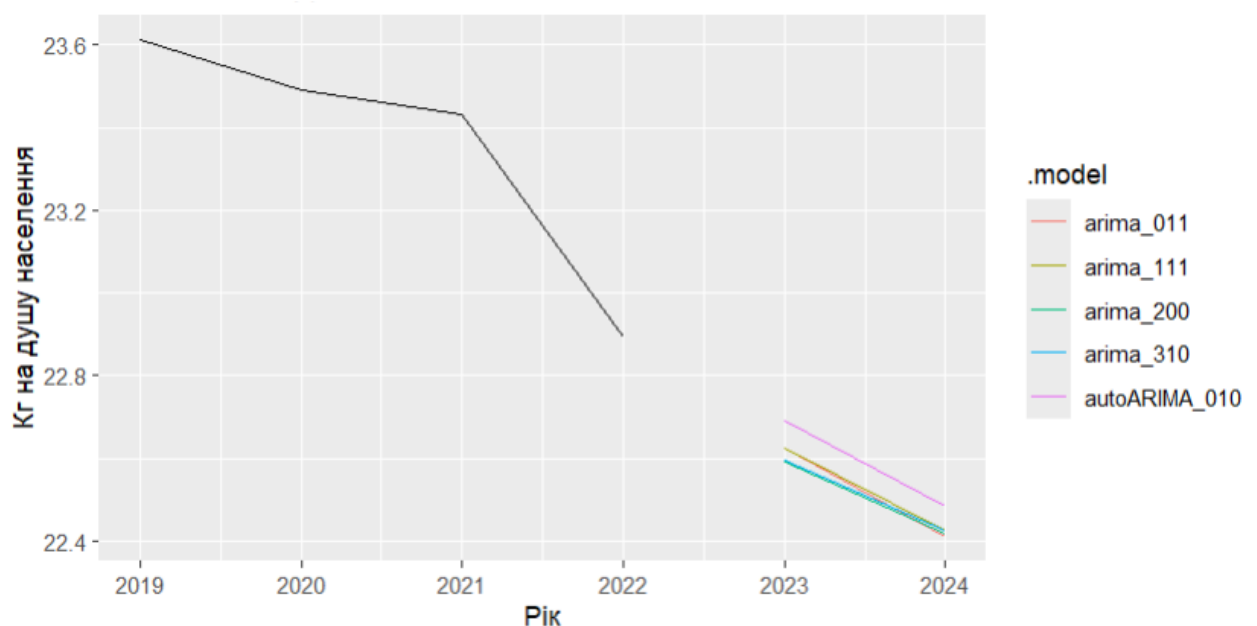


Рисунок 2.37 – Детальніше зображення графіка прогнозу різних ARIMA моделей виробництва м'яса ВРХ в ЄС на період 2023-2024 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Бачимо, що всі вони вкрай схожі і передбачають продовження спадання виробництва м'яса великої рогатої худоби у 2023 та 2024 роках.

У таблиці 2.18 наведено порівняння ARIMA моделей з різними комбінаціями параметрів.

Таблиця 2.18 – Точність різних ARIMA моделей виробництва м'яса ВРХ в ЄС на у період 2000-2022 рр.

Модель	σ^2	AIC	BIC
ARIMA(0,1,0)	0,17	26,7	28,9
ARIMA(2,0,0)	0,19	31,3	36,8
ARIMA(3,1,0)	0,19	31,3	36,8
ARIMA(1,1,1)	0,19	30,2	34,6
ARIMA(0,1,1)	0,18	28,4	31,7

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

За інформаційним критерієм Акаїке та Байєса автоматична ARIMA з параметрами 0, 1, 0 значно краща за інші варіанти комбінацій. Найбільше інформаційними критеріями за складність було оштрафовано моделі з параметрами 2, 0, 0, тобто модель з другим порядком авторегресії, та з параметрами 3, 1, 0 – третім порядком авторегресії та використанням ряду перших різниць. На другому місці після автоматичної ARIMA моделі є модель з параметрами 0, 1, 1, тобто з додаванням першого порядку моделі ковзного середнього.

ВИСНОВКИ

У ході дослідження були проаналізовані різні публікації та інтернет-джерела щодо сучасного стану галузі тваринництва в Європейському Союзі. Виявлені проблеми у вигляді непорозумінь з місцевими фермерами та збитковості субсидіювання сільського господарства, а також перспективи, які головним чином розкриваються в розширенні асортименту товарів за рахунок продуктів рослинного походження, що все більше користуються попитом у європейських споживачів.

У результаті виявлення взаємозв'язку між кількістю поголів'я худоби та рівнем забруднення навколишнього середовища парниковими газами, урядом ЄС були прийняті рішення, що спряли скороченню поголів'я з 1990-х років задля зменшення впливу на екологію. Особливо це торкнулось великої рогатої худоби, тому що викиди від процесу виробництва та споживання її м'яса спричиняють найбільше забруднення.

У країнах Європейського Союзу популяризується перехід на веганські дієти та їхні варіації. Майже третина жителів Євросоюзу вже притримується однієї з них. Ця тенденція дає шанс малим та середнім фермерам перекваліфікуватись на виробництво альтернативних замінників м'яса, аби встигнути зайняти нішу рослинної продукції і не займатись часто збитковим бізнесом по розведенню худоби.

Протягом періоду 1961-2022 рр. у часових рядах, що описують кількість поголів'я та виробленого м'яса, спостерігаються різні тенденції розвитку. Кількість худоби усіх видів, окрім птахів та буйволів, скорочується з 1990-х років. Виробництво м'яса більшості видів худоби зростало до 1990-х, потім спадало до періоду 2000-х, далі тенденції різняться для кожного з видів продукції тваринництва. З 2000 р. тенденції виробництва за всіма видами тваринництва стабілізуються.

Загалом тенденція сумарного виробництва м'яса на душу населення в Європейському Союзі має зростаючий характер в основному за рахунок

збільшення виробництва м'яса свиней та курей, тоді як м'ясо інших типів худоби, у тому числі великої рогатої, зменшується.

Найбільш адекватним до даних часових рядів виробництва м'яса виявився тренд, що описується логістичною кривою, яка характеризує перехід системи на новий рівень. За прогнозами на основі логістичної кривої слід очікувати подальшої стабілізації сумарного виробництва продукції тваринництва.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Politico. Europe's farmer protests are spreading. Here's where and why. URL: <https://www.politico.eu/article/farmer-protest-europe-map-france-siege-paris-germany-poland/> (дата звернення: 20.03.2024).
2. Clean Energy Wire. Q&A – How are farmers' protests in Germany linked to climate policy? URL: <https://www.cleanenergywire.org/factsheets/qa-how-are-farmers-protests-germany-linked-climate-policy#two> (дата звернення: 20.03.2024).
3. Представництво України при Європейському Союзі. Європейський Зелений Купс URL: <https://ukraine-eu.mfa.gov.ua/posolstvo/galuzeve-spivrobitnictvo/klimat-yevropejska-zelena-ugoda> (дата звернення: 22.03.2024).
4. CBS. Agricultural emissions lower than in 1995, no more decline in recent years. URL: <https://www.cbs.nl/en-gb/news/2023/09/agricultural-emissions-lower-than-in-1995-no-more-decline-in-recent-years> (дата звернення: 25.03.2024).
5. Eurostat. EU farms: 5.3 million fewer in 2020 than in 2005. URL: <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/-/ddn-20230403-2> (дата звернення: 27.03.2024).
6. United Nations Development Programme. From Farm to Fork Strategy. URL: https://www.undp.org/sites/g/files/zskgke326/files/2022-08/3%20Tree%20From%20Farm%20to%20Fork%20Strategy%203%20final_297x210mm_4%2B4_web_180822.pdf (дата звернення: 02.04.2024).
7. Eurostat. Agricultural production - livestock and meat. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?oldid=427096#Livestock_population (дата звернення: 12.04.2024).
8. Heinrich Böll Stiftung. Companies: dominating the market from farm to display case. URL: <https://eu.boell.org/en/2021/09/07/companies-dominating-market-farm-display-case> (дата звернення: 14.04.2024).

9. Eurostat. Greenhouse gas emissions by source sector. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=File:Greenhouse_gas_emissions_by_source_sector,_EU,_2021.png (дата звернення: 05.04.2024).
10. Eurostat. Climate change - driving forces. Agricultural emissions. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Climate_change_-_driving_forces&oldid=461591#Agricultural_emissions (дата звернення: 05.04.2024).
11. ScienceDirect. Trends in greenhouse gas emissions from consumption and production of animal food products – implications for long-term climate targets. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1751731112001498?via%3Dihub> (дата звернення: 06.04.2024).
12. European Environmental Agency. URL: <https://www.eea.europa.eu/highlights/climate-change-threatens-future-of> (дата звернення: 10.04.2024).
13. Euractiv. Let's 'meat' in the middle on climate change. URL: <https://www.euractiv.com/section/agriculture-food/opinion/lets-meat-in-the-middle-on-climate-change/> (дата звернення: 14.04.2024).
14. Statista. Forecast number of consumers following a meatless diet in selected parts of the European Union (EU-27) from 2023 to 2033, by type. URL: <https://www.statista.com/statistics/1414905/forecast-number-of-meat-avoiders-in-selected-parts-of-the-european-union/> (дата звернення: 18.04.2024).
15. Green Queen. Europe: Over 20% Now Flexitarian & Number Of Vegans Doubles, According To New Study. URL: <https://www.greenqueen.com.hk/europe-over-20-now-flexitarian-number-of-vegans-doubles-according-to-new-study/> (дата звернення: 19.04.2024).
16. Наконечний С. І., Терещенко Т. О., Романюк Т. П. Економетрія: підручник. вид. 3-тє, доп. та перероб. к.: КНЕУ, 2004. 520 с. URL: https://library.kneu.edu.ua/cgi-bin/ecgi64/cgiirbis_64.exe?LNG=&C21COM=2&I21DBN=ELIB&P21DBN=ELIB

&Z21ID=188015169548125616&Image_file_name=EDUC_PUBL%5C33CE%5Cn
akonechnyi_ekonometriya.pdf

17. Investopedia. Moving Average (MA): Purpose, Uses, Formula, and Examples. URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/movingaverage.asp> (дата звернення: 19.04.2024).
18. OTexts. Forecasting: Principles and Practice. Simple exponential smoothing. URL: <https://otexts.com/fpp2/ses.html#fn14> (дата звернення: 20.04.2024)
19. OTexts. Forecasting: Principles and Practice. STL decomposition. URL: <https://otexts.com/fpp2/stl.html> (дата звернення: 20.04.2024).
20. Економіко-математичні методи і моделі: економетрика: підручник / В.В. Вітлінський, С.І. Наконечний, Т.О. Терещенко, Т.П. Романюк. Київ : КНЕУ, 2013. 504 с. (дата звернення: 25.04.2024).
21. ScienceDirect. Bayesian Information Criterion. URL: <https://www.sciencedirect.com/topics/social-sciences/bayesian-information-criterion>. (дата звернення: 25.04.2024).
22. Мірошниченко І.В. Прогнозування часових рядів. ARIMA. URL: <https://aranaur.rbind.io/lectures/tsf/> (дата звернення: 25.04.2024).
23. Medium. Introduction to ARIMA Model. URL: <https://medium.com/@ritusantra/introduction-to-arima-model-c8925103f4c7> (дата звернення: 25.04.2024).
24. The World Bank. Population, total - European Union. URL: <https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?locations=EU> (дата звернення: 09.04.2024).
25. Food and Agriculture Organization of the United Nations. Crops and livestock products. URL: <https://www.fao.org/faostat/en/#data/QCL> (дата звернення: 23.03.2024).
26. United Nations Statistics Division. Classification of livestock for the agricultural census. URL: <https://unstats.un.org/unsd/classifications/Family/Detail/1004> (дата звернення: 26.04.2024).

- 27.Ggplot2. Smoothed conditional means. URL: https://ggplot2.tidyverse.org/reference/geom_smooth.html (дата звернення: 27.04.2024).
- 28.Medium. LOESS. URL: <https://towardsdatascience.com/loess-373d43b03564> (дата звернення: 27.04.2024).
- 29.Cran. segmented: Regression Models with Break-Points / Change-Points Estimation (with Possibly Random Effects). URL: <https://cran.r-project.org/web/packages/segmented/index.html> (дата звернення: 30.04.2024).
- 30.Лук'яненко І. Г., Краснікова Л.І. Економетрика: підручник / К.: Товариство «Знання», КОО, 1998. 494 с. (дата звернення: 30.04.2024).
- 31.Економетрія: навч. посіб.. / В.І. Жлуктенко, Н.К. Водзянова, С.С. Савіна, О.В. Колодінська. За загальною ред. С.І. Наконечного. К.: Видавництво Європ. ун-ту. 2005. 546 с. (дата звернення: 30.04.2024).
- 32.OTexts. Forecasting: Principles and Practice. Non-seasonal ARIMA models. URL: <https://otexts.com/fpp2/non-seasonal-arima.html> (дата звернення: 03.05.2024).
- 33.Duke University. Introduction to ARIMA: nonseasonal models. URL: <https://people.duke.edu/~rnau/411arim.htm> (дата звернення: 04.05.2024).

ДОДАТКИ

Додаток А

Застосування лінійних трендів для даних виробництва основних видів тваринницької продукції в період 1961-2022 рр.



Рисунок А.1 – Лінійний тренд часового ряду виробництва свинини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

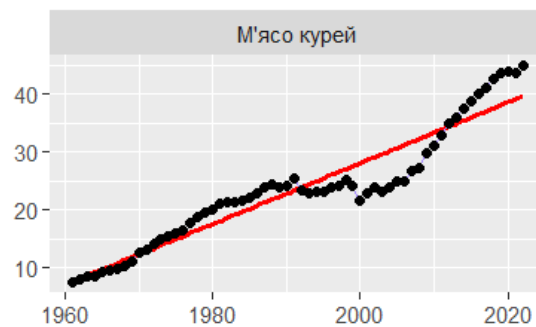


Рисунок А.2 – Лінійний тренд часового ряду виробництва курятини в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

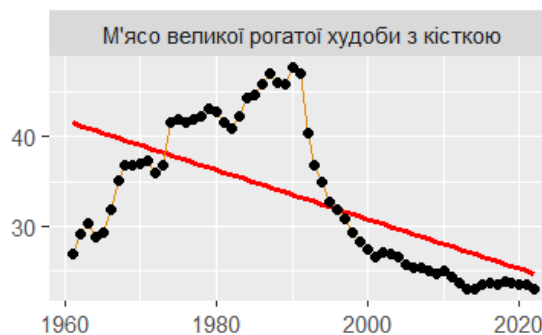


Рисунок А.3 – Лінійний тренд часового ряду виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 1961-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток Б

Тести лінійної моделі виробництва свинини за період 2000-2022 рр.

```

Durbin-Watson test

data: fit_pigs_00_22
DW = 1.1521, p-value = 0.007671
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0

```

Рисунок Б.1 – Тест Дарбіна-Уотсона лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

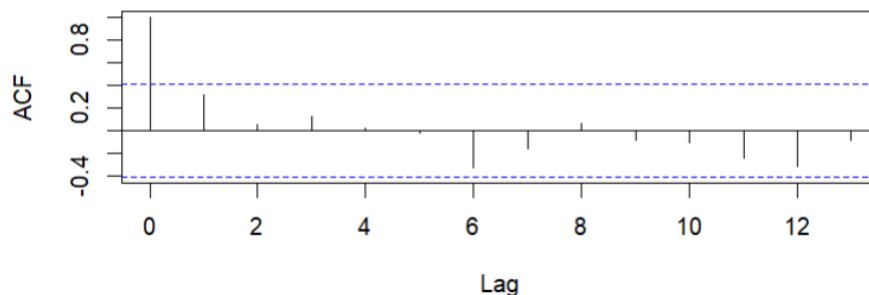


Рисунок Б.2 – Графік автокореляції залишків лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```

Goldfeld-Quandt test

data: fit_pigs_00_22
GQ = 0.98722, df1 = 10, df2 = 9, p-value = 0.5123
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2

```

Рисунок Б.3 – Тест Голдфелда-Квандта лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

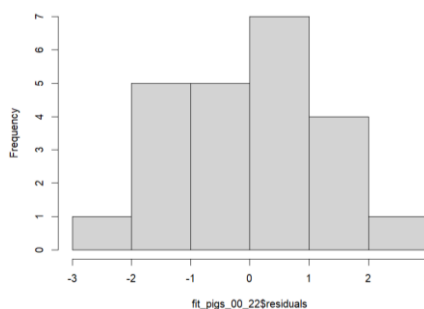


Рисунок Б.4 – Гістограма залишків лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```

Exact one-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: fit_pigs_00_22$residuals
D = 0.16391, p-value = 0.5147
alternative hypothesis: two-sided

```

Рисунок Б.5 – Тест Колмогорова-Смірнова лінійної моделі виробництва свинини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток В

Тести лінійної моделі виробництва курятини за період 2000-2022 рр.

```
Durbin-Watson test
data: fit_chicken_00_22
DW = 0.37032, p-value = 2.301e-08
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Рисунок В.1 – Тест Дарбіна-Уотсона лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

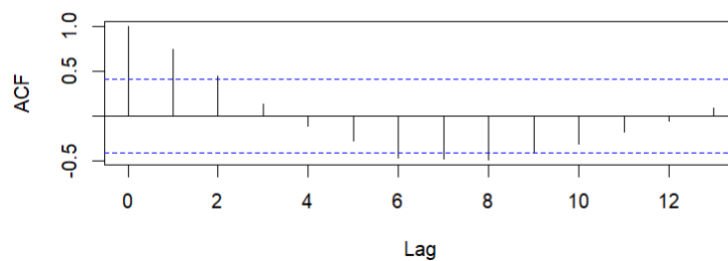


Рисунок В.2 – Графік автокореляції залишків лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Goldfeld-Quandt test
data: fit_chicken_00_22
GQ = 0.77768, df1 = 10, df2 = 9, p-value = 0.6513
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

Рисунок В.3 – Тест Голдфельда-Квандта лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

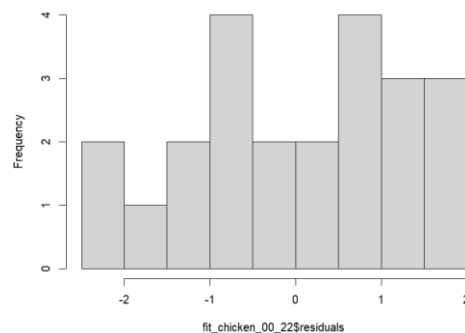


Рисунок В.4 – Гістограма залишків лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Exact one-sample Kolmogorov-Smirnov test
data: fit_chicken_00_22$residuals
D = 0.18336, p-value = 0.3758
alternative hypothesis: two-sided
```

Рисунок В.5 – Тест Колмогорова-Смірнова лінійної моделі виробництва курятини в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток Г

Тести лінійної моделі виробництва м'яса великої рогатої худоби за період
2000-2022 рр.

```
Durbin-Watson test
data: fit_cattle_00_22
DW = 0.47984, p-value = 5.912e-07
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Рисунок Г.1 – Тест Дарбіна-Уотсона лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

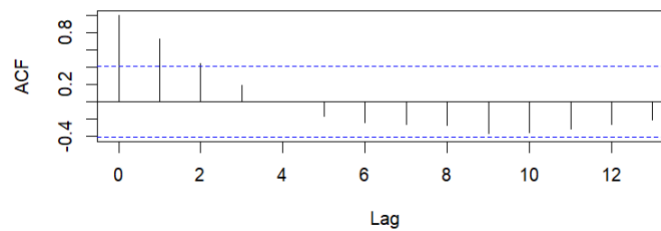


Рисунок Г.2 – Графік автокореляції залишків лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Goldfeld-Quandt test
data: fit_cattle_00_22
GQ = 1.6497, df1 = 10, df2 = 9, p-value = 0.2321
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

Рисунок Г.3 – Тест Голдфельда-Квандта лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

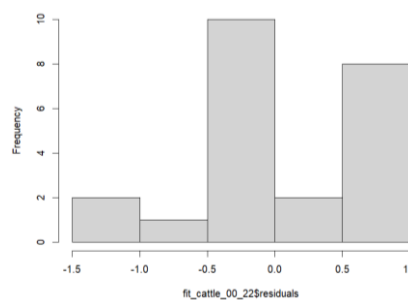


Рисунок Г.4 – Гістограма залишків лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Exact one-sample Kolmogorov-Smirnov test
data: fit_cattle_00_22$residuals
D = 0.23179, p-value = 0.1436
alternative hypothesis: two-sided
```

Рисунок Г.5 – Тест Колмогорова-Смірнова лінійної моделі виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток Д

Тести лінійної моделі сумарного виробництва за період 2000-2022 рр.

```
Durbin-Watson test

data: fit_prod_popul_sums_00_22
DW = 0.55973, p-value = 3.724e-06
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Рисунок Д.1 – Тест Дарбіна-Уотсона лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

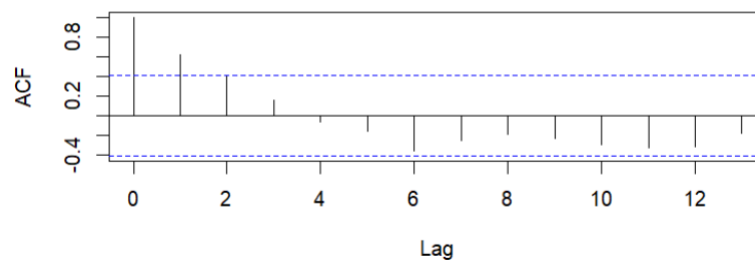


Рисунок Д.2 – Графік автокореляції залишків лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Goldfeld-Quandt test

data: fit_prod_popul_sums_00_22
GQ = 0.98544, df1 = 10, df2 = 9, p-value = 0.5134
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

Рисунок Д.3 – Тест Голдфелда-Квандта лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

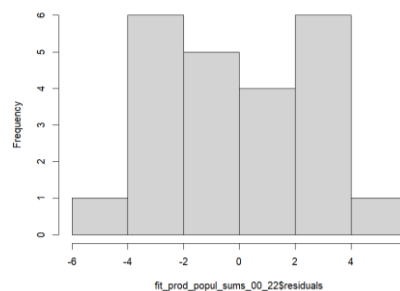


Рисунок Д.4 – Гістограма залишків лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Exact one-sample Kolmogorov-Smirnov test

data: fit_prod_popul_sums_00_22$residuals
D = 0.31769, p-value = 0.01456
alternative hypothesis: two-sided
```

Рисунок Д.5 – Тест Колмогорова-Смірнова лінійної моделі сумарного виробництва м'яса в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток Ж

*Тести параболічної моделі виробництва м'яса великої рогатої худоби за
період 2000-2022 рр.*

```
Durbin-Watson test  
  
data: polinomial_reg  
DW = 0.95671, p-value = 0.000447  
alternative hypothesis: true autocorrelation is greater than 0
```

Рисунок Ж.1 – Тест Дарбіна-Уотсона параболічної кривої виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

```
Goldfeld-Quandt test  
  
data: polinomial_reg  
GQ = 1.6407, df1 = 9, df2 = 8, p-value = 0.2485  
alternative hypothesis: variance increases from segment 1 to 2
```

Рисунок Ж.2 – Тест Голдфельда-Квандта параболічної кривої виробництва м'яса ВРХ в ЄС у період 2000-2022 рр.

Джерело: розроблено автором на основі [24, 25].

Додаток И

Програмний код усього дослідження мовою R

```

library(fpp3)
library(readr)
library(readxl)
library(openxlsx)
library(scales)
library(lubridate)
library(segmented)
library(lmtest)
df <- read_csv("FAOSTAT_data_en_3-23-2024.csv")
df <- tibble::rowid_to_column(df, "ID")
df <- as_tsibble(df, index = Year, key = c(ID, Item))
df
scan_gaps(df)
count_gaps(df)
elements <- unique(df$Element)
items <- unique(df$Item)
# оберемо лише Production
prod_df <- df %>% filter(Element == "Production")
unique_items_in_Production <- unique(prod_df$Item)
# маємо 68 унікальних продуктів тваринництва
# оберемо лише м'ясо
colnames(prod_df)
select_meat <- prod_df %>%
  filter(grepl("Meat", Item)) %>%
  dplyr::select(ID, Item, Year, Value)
# приберемо частини назви м'яса після ком (fresh or chilled)
select_meat$Item <- gsub("(.*?),.*", "\\1", select_meat$Item)
unique(select_meat$Item)
# перекладемо назви м'яса українською
select_meat$Item <- recode(select_meat$Item,
  "Meat of asses" = "М'ясо віслуків",
  "Meat of buffalo" = "М'ясо буйволів",
  "Meat of camels" = "М'ясо верблюдів",
  "Meat of cattle with the bone" = "М'ясо великої рогатої худоби з кісткою",
  "Meat of chickens" = "М'ясо курей",
  "Meat of ducks" = "М'ясо качок",
  "Meat of geese" = "М'ясо гусей",
  "Meat of goat" = "М'ясо кіз",
  "Meat of mules" = "М'ясо мулів",
  "Meat of pig with the bone" = "М'ясо свиней з кісткою",
  "Meat of pigeons and other birds n.e.c." = "М'ясо голубів та інших птахів",
  "Meat of rabbits and hares" = "М'ясо кроликів та зайців",
  "Meat of sheep" = "М'ясо овець",
  "Meat of turkeys" = "М'ясо індиків")
# побудуємо графіки
select_meat %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Value, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  # geom_point()+
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса в Європейському Союзі",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво, тонн",
    # caption = "Мацішена Софія"
  )
select_meat %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Value, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса в Європейському Союзі",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво, тонн",
    # caption = "Мацішена Софія"
  )
# дані населення з 1961 року
EU_population <- read_xlsx("API_SP.POP.TOTL_DS2_en_excel_v2_267308.xlsx", sheet="Data")
EU_population <- EU_population %>% pivot_longer(
  cols = c(6:67),

```

```

names_to = "Year",
values_to = "Population") %>%
dplyr::select(Country, Year, Population)
EU_population$Year <- as.numeric(EU_population$Year)
EU_population <- EU_population %>%
  as_tsibble(index = Year, key = c(Country, Population))
unique(EU_population$Country)
# In June 2016 the United Kingdom decided
# to stop being part of the European Union.
# So from 31 January 2020, the United Kingdom
# is no longer part of the European Union.
EU_population <- EU_population %>%
  filter(Country %in% c("European Union",
    "Austria",
    "Belgium",
    "Bulgaria",
    "Croatia",
    "Cyprus",
    "Czechia",
    "Denmark",
    "Estonia",
    "Finland",
    "France",
    "Germany",
    "Greece",
    "Hungary",
    "Ireland",
    "Italy",
    "Latvia",
    "Lithuania",
    "Luxembourg",
    "Malta",
    "Netherlands",
    "Poland",
    "Portugal",
    "Romania",
    "Slovakia",
    "Slovenia",
    "Spain",
    "Sweden",
    "United Kingdom"))
# додамо дані Великої Британії, але з 2020 вона не є частиною ЄС
# перекладемо назви країн українською
EU_population$Country <- recode(EU_population$Country,
  "European Union" = "Європейський Союз",
  "Austria" = "Австрія",
  "Belgium" = "Бельгія",
  "Bulgaria" = "Болгарія",
  "Croatia" = "Хорватія",
  "Cyprus" = "Кіпр",
  "Czechia" = "Чехія",
  "Denmark" = "Данія",
  "Estonia" = "Естонія",
  "Finland" = "Фінляндія",
  "France" = "Франція",
  "Germany" = "Німеччина",
  "Greece" = "Греція",
  "Hungary" = "Угорщина",
  "Ireland" = "Ірландія",
  "Italy" = "Італія",
  "Latvia" = "Латвія",
  "Lithuania" = "Литва",
  "Luxembourg" = "Люксембург",
  "Malta" = "Мальта",
  "Netherlands" = "Нідерланди",
  "Poland" = "Польща",
  "Portugal" = "Португалія",
  "Romania" = "Румунія",
  "Slovakia" = "Словаччина",
  "Slovenia" = "Словенія",
  "Spain" = "Іспанія",
  "Sweden" = "Швеція",
  "United Kingdom" = "Велика Британія")
EU_total <- EU_population %>% filter(Country == "Європейський Союз")
EU_by_countries <- EU_population %>% filter(Country != "Європейський Союз")
EU_by_countries %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Population, group=Country)) +
  geom_line(aes(col = Country)) +

```

```

# geom_point() +
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Населення Європейського Союзу за країнами",
  subtitle = "1961-2022",
  x = "Рік",
  y = "Населення, люди",
  # caption = "Мацішена Софія"
)
EU_total %>%
ggplot(aes(x=Year, y=Population)) +
geom_line() +
# geom_point()+
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Населення Європейського Союзу загалом",
  subtitle = "1961-2022",
  x = "Рік",
  y = "Населення, люди",
  # caption = "Мацішена Софія"
)
# Розрахунок виробництва м'яса на душу населення 1961-2022
# створимо датасет для прорахунку виробництва м'яса обраних видів тварин на душу населення
prod_popul <- merge(select_meat, EU_total, by="Year")
# додаємо колонку виробництво на душу населення у кг
prod_popul$Production_per_capita <- prod_popul$Value/prod_popul$Population*1000
# закоментую поки округлення
# prod_popul$Production_per_capita <- as.double(format(round(prod_popul$Production_per_capita, 2), nsmall = 3))
prod_popul <- as_tibble(prod_popul, index = Year, key = c(ID, Item))
summary(prod_popul)
prod_popul %>%
ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
geom_line(aes(col = Item)) +
# geom_point()+
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Виробництво м'яса на душу населення",
  subtitle = "1961-2022",
  x = "Рік",
  y = "Виробництво на душу населення, кг",
  # caption = "Мацішена Софія"
)
prod_popul %>%
ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
geom_line(aes(col = Item)) +
facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Виробництво м'яса на душу населення",
  subtitle = "1961-2022",
  x = "Рік",
  y = "Виробництво на душу населення, кг",
  # caption = "Мацішена Софія"
)
# отже, з 1961 по теперішній час зростає виробництво курятини та індичатини
# з 1961 по 1990-ті зросло виробництво м'яса великої рогатої худоби, але потім воно спадає по теперішній час
# з 1961 по 1990-ті також зросло виробництво свинини, потім впало до рівня 1980-х, але зростає по теперішній час і займає лідируючі позиції
у кількості виробництва
# ВІДСОТКОВА ДІАГРАМА на 2022 рік, тонни
# розрахунок відсоткового значення видів м'яса на 2022 рік та побудова діаграми
prod_popul_2022 <- prod_popul %>%
  filter(Year == 2022)
prod_popul_2022$sum_meat <- sum(prod_popul_2022$Value)
prod_popul_2022$percentage <- prod_popul_2022$Value*100/prod_popul_2022$sum_meat
pie <- ggplot(data = prod_popul_2022, aes(x="", y = percentage, fill = Item)) +
  geom_col(color = "black") +
  coord_polar("y", start = 0) +
  geom_text(aes(label = paste0(round(percentge), "%")),
    position = position_stack(vjust = 0.5)) +
  theme(panel.background = element_blank(),
    axis.line = element_blank(),
    axis.text = element_blank(),
    axis.ticks = element_blank(),
    axis.title = element_blank(),
    plot.title = element_text(hjust = 0.5, size = 18)) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса за видами худоби у 2022 році",
    # caption = "Мацішена Софія"
  )

```

```

)
pie
# Графіки за групами
# ВРХ+буйволи;
# Свині;
# Птиці;
# Кози + вівці + осли + інші;
unique(prod_popul$Item)
bovine <- prod_popul %>%
  filter(Item %in% c("М'ясо буйволів",
    "М'ясо великої рогатої худоби з кісткою"))
pigs <- prod_popul %>%
  filter(Item %in% c("М'ясо свиней з кісткою"))
poultry <- prod_popul %>%
  filter(Item %in% c("М'ясо курей",
    "М'ясо качок",
    "М'ясо гусей",
    "М'ясо індиків",
    "М'ясо голубів та інших птахів"))

other_livestock <- prod_popul %>%
  filter(Item %in% c("М'ясо віслюків",
    "М'ясо верблюдів",
    "М'ясо кіз",
    "М'ясо мулів",
    "М'ясо кроликів та зайців",
    "М'ясо овець"
  ))
)
bovine %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса ВРХ та буйволів на душу населення",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Мапишена Софія"
  )
)
pigs %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса свиней на душу населення",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Мапишена Софія"
  )
)
poultry %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса птиць на душу населення",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Мапишена Софія"
  )
)
other_livestock %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса іншої худоби на душу населення",
    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Мапишена Софія"
  )
)
# детальніше бачимо, що також з 1990-х відбувається спад виробництва м'яса овець, кроликів та зайців
# НЕЛІНІЙНІ ТРЕНДИ
prod_popul %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
  geom_smooth(se = FALSE, colour = "blue")+

```

```

geom_line(aes(col = Item)) +
geom_point()+
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Виробництво м'яса на душу населення",
  subtitle = "1961-2022",
  x = "Рік",
  y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
  # caption = "Мапишена Софія"
)
# ЛІНІЙНІ МОДЕЛІ
prod_popul %>%
ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, colour = "red")+
geom_line(aes(col = Item)) +
geom_point()+
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
  subtitle = "2001-2022",
  x = "Рік",
  y = "Виробництво м'яса на душу населення",
  caption = "Мапишена Софія"
)
# очевидно, варто застосовувати нелінійні моделі або розбивати на короткі періоди і будувати сегментні моделі
# для побудови кусоних спочатку треба побудувати лінійні моделі

# сформуємо датасети по 3-х найбільших видах тварин для зручності
cattle <- prod_popul %>% filter(Item=="М'ясо великої рогатої худоби з кісткою")
# pigs уже є
chicken <- prod_popul %>% filter(Item=="М'ясо курей")
# Лінійні моделі
fit_lm_cattle <- lm(Production_per_capita ~ Year, cattle)
fit_lm_cattle %>% summary()
fit_lm_pigs <- lm(Production_per_capita ~ Year, pigs)
fit_lm_pigs %>% summary()
fit_lm_chicken <- lm(Production_per_capita ~ Year, chicken)
fit_lm_chicken %>% summary()
# СЕГМЕНТНІ МОДЕЛІ до основних 3-х типів тварин
# BPX
fit_segmented_cattle <- segmented(fit_lm_cattle, seg.Z = ~ Year, psi = list(Year = c(1962, 2021)))
summary(fit_segmented_cattle)
plot(cattle$Year, cattle$Production_per_capita, xlab = "Рік", ylab = "Виробництво на душу населення, кг")
title(main="Виробництво м'яса BPX на душу населення")
lines(cattle$Year, predict(fit_segmented_cattle), col = "green")
# свині
fit_segmented_pigs <- segmented(fit_lm_pigs, seg.Z = ~ Year, psi = list(Year = c(1962, 2021)))
summary(fit_segmented_pigs)
plot(pigs$Year, pigs$Production_per_capita, xlab = "Рік", ylab = "Виробництво на душу населення, кг")
title(main="Виробництво свинини на душу населення")
lines(pigs$Year, predict(fit_segmented_pigs), col = "green")
# кури
fit_segmented_chicken <- segmented(fit_lm_chicken, seg.Z = ~ Year, psi = list(Year = c(1962, 2021)))
summary(fit_segmented_chicken)
plot(chicken$Year, chicken$Production_per_capita, xlab = "Рік", ylab = "Виробництво на душу населення, кг")
title(main="Виробництво курятини на душу населення")
lines(chicken$Year, predict(fit_segmented_chicken), col = "green")
# отже, передомлини для BPX стали 1989 і 1996
# для свинини 1988 і 1995
# для курятини 1987 і 2003
# (якщо не округлювати роки)

# тож другим переломним періодом був 1995-2003, тому можна взяти проміжок з 2000,
# з якого починається новий період зростання для детального розгляду та побудови прогнозу
# СУМАРНЕ ВИРОБНИЦТВО
# Сума всіх видів тварин
prod_popul_sums <- prod_popul %>%
dplyr::select(c(Year, Production_per_capita)) %>%
index_by(Year) %>%
summarise(Sum_prod_per_capita = sum(Production_per_capita))
prod_popul_sums %>%
ggplot(aes(x=Year, y=Sum_prod_per_capita)) +
geom_point() +
geom_smooth(se = FALSE, colour = "blue")+
scale_y_continuous(labels = comma) +
labs(
  title = "Сумарне виробництво м'яса на душу населення",

```

```

    subtitle = "1961-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво на душу населення, кг",
    # caption = "Мацишена Софія"
  )
# лінійна модель суми
fit_lm_sums <- lm(Sum_prod_per_capita ~ Year, prod_popul_sums)
summary(fit_lm_sums)
# 1. автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(fit_lm_sums)
# сегментна лінійна модель суми
fit_segmented_sums <- segmented(fit_lm_sums, seg.Z = ~ Year, psi = list(Year = c(1962, 2021)))
summary(fit_segmented_sums)
fit_segmented_sums %>% predict()
intercept(fit_segmented_sums)
# запис моделі на 3-му проміжку:
# (-2846)+(2,533-5,406+4,352)×2022
# для сумарного виробництва переломними якраз були 1987 і 2000
plot(prod_popul_sums$Year, prod_popul_sums$Sum_prod_per_capita, xlab = "Рік", ylab = "Виробництво на душу населення, кг")
title(main="Сумарне виробництво м'яса на душу населення")
lines(prod_popul_sums$Year, predict(fit_segmented_sums), col = "green")
# бачимо, що сумарне виробництво у 2020-х майже вийшло на свій вищий рівень кінця 1980-х

# перевірка на нормальність, автокореляцію та гетероскедастичність залишків
plot(fit_segmented_sums$residuals)
# 1. автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(fit_segmented_sums)
acf(fit_segmented_sums$residuals)
# 2. перевірка на нормальність розподілу залишків
hist(fit_segmented_sums$residuals)
# Критерій Колмогорова-Смірнова
# H0 - дані мають нормальний розподіл
ks.test(fit_segmented_sums$residuals, "pnorm")
# Тест Шапіро-Вілька
# H0 - дані мають нормальний розподіл
shapiro.test(fit_segmented_sums$residuals)
# Отже, критерій Колмогорова-Смірнова відхиляє нульову гіпотезу (розподіл не нормальний)
# тест Шапіро-Вілька НЕ відхиляє нульову гіпотезу про нормальність розподілу
# 3. перевірка залишків на гетероскедастичність
ggtest(fit_segmented_sums, data = prod_popul_sums)
# тест Голдфелда-Квандта НЕ відхиляє нульову гіпотезу про відсутність гетероскедастичності
# ПОГОЛІВ'Я ХУДОБИ
stocks_df <- df %>% filter(Element == "Stocks")
unique_items_in_Stocks <- unique(stocks_df$Item)
stocks_df$Item <- recode(stocks_df$Item,
  "Asses" = "Віслюки",
  "Bees" = "Бджоли",
  "Buffalo" = "Буйволи",
  "Camels" = "Верблюди",
  "Cattle" = "Велика рогата худоба",
  "Chickens" = "Кури",
  "Ducks" = "Качки",
  "Geese" = "Гуси",
  "Goats" = "Кози",
  "Horses" = "Коні",
  "Mules and hinnies" = "Мули",
  "Rabbits and hares" = "Кролики та зайці",
  "Sheep" = "Вівці",
  "Swine / pigs" = "Свині",
  "Turkeys" = "Індики")
stocks_df <- stocks_df %>%
  filter(Item != "Бджоли")
# 1961-2022

stocks_df %>%
  ggplot(aes(Year, Value, group = 1)) +
  geom_point() +
  geom_line() +
  # geom_smooth(se = FALSE, colour="blue")+
  facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Кількість тварин",
    subtitle = "1961-2022",
    caption = "Мацишена Софія",
    x = "Рік",
    y = "Кількість тварин"
  )

```



```

)
stocks_df %>%
  ggplot(aes(Year, Value, group=Item)) +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Кількість тварин",
    subtitle = "1961-2022",
    caption = "Мацшена Софiя",
    x = "Рiк",
    y = "Кiлькiсть тварин"
  )
# детальнiший розгляд, моделювання та прогнозування перiоду 2000-2022
# Лiнiйнi моделi
prod_popul_00_22 <- prod_popul %>% filter(Year >= 2000)
prod_popul_00_22 %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, colour = "red") +
  geom_line(aes(col = Item)) +
  geom_point() +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса на душу населення",
    subtitle = "2000-2022",
    x = "Рiк",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Мацшена Софiя"
  )
# Свинi
pigs

pigs_00_22 <- pigs %>% filter(Year >= 2000)
fit_pigs_00_22 <- lm(Production_per_capita ~ Year, pigs_00_22)
fit_pigs_00_22 %>% summary()
plot(fit_pigs_00_22$residuals)
# 1. автокореляцiя залишкiв за критерiєм Дарбiна-Уотсона
# табличнi значення для 23-х спостережень 1%-го рiвня значущостi:
# 1,02 1,19
dwtest(fit_pigs_00_22)
acf(fit_pigs_00_22$residuals)
# критерiй фон Неймана
# Q = DW * n/(n-1)
1.1521 * 23/(23-1)
# 1,2045
utut_1 <- sum(c(fit_pigs_00_22$residuals[-1], 0) * fit_pigs_00_22$residuals)
(fit_pigs_00_22$residuals)^2
p = utut_1/sum((fit_pigs_00_22$residuals)^2)
# 0,3136 > 0
# Qan = 1,1456
# Q > Qan
# За критерiєм фон Неймана автокореляцiя залишкiв вiдсутня
# 2. перевiрка на нормальнiсть розподiлу залишкiв
hist(fit_pigs_00_22$residuals)
# Критерiй Колмогорова-Смiрнова
# H0 - данi мають нормальний розподiл
ks.test(fit_pigs_00_22$residuals, "pnorm")
# Тест Шapiро-Вiлькa
# H0 - данi мають нормальний розподiл
shapiro.test(fit_pigs_00_22$residuals)
# Отже, обидва тести НЕ вiдхиляють нульову гiпотезу про нормальнiсть розподiлу
# 3. перевiрка залишкiв на гетероскедастичнiсть
# H0 - залишки є гомоскедастичними
gqtest(fit_pigs_00_22, data = pigs_00_22)
# Отже, ми НЕ можемо вiдхилити нульову гiпотезу, залишки гомоскедастичнi
# Прогноз
predict(fit_pigs_00_22,
  newdata = data.frame(Year = c(2023, 2024)),
  interval = "prediction",
  level = 0.95)
# rmse для порiвняння з логiстичною кривою
sqrt(mean(fit_pigs_00_22$residuals^2))
# Кури
chicken
chicken_00_22 <- chicken %>% filter(Year >= 2000)
fit_chicken_00_22 <- lm(Production_per_capita ~ Year, chicken_00_22)
fit_chicken_00_22 %>% summary()
plot(fit_chicken_00_22$residuals)

```

```

# 1. автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(fit_chicken_00_22)
acf(fit_chicken_00_22$residuals)
# 2. перевірка на нормальність розподілу залишків
hist(fit_chicken_00_22$residuals)
# Критерій Колмогорова-Смірнова
# H0 - дані мають нормальний розподіл
ks.test(fit_chicken_00_22$residuals, "pnorm")
# Тест Шапіро-Вілька
# H0 - дані мають нормальний розподіл
shapiro.test(fit_chicken_00_22$residuals)
# Отже, обидва тести відхиляють нульову гіпотезу про нормальність розподілу
# 3. перевірка залишків на гетероскедастичність
# H0 - залишки є гомоскедастичними
ggtest(fit_chicken_00_22, data = chicken_00_22)
# Отже, ми НЕ можемо відхилити нульову гіпотезу, залишки гомоскедастичні
# BRX
cattle
cattle_00_22 <- cattle %>% filter(Year >= 2000)
fit_cattle_00_22 <- lm(Production_per_capita ~ Year, cattle_00_22)
fit_cattle_00_22 %>% summary()
plot(fit_cattle_00_22$residuals)
# 1. автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(fit_cattle_00_22)
acf(fit_cattle_00_22$residuals)
# 2. перевірка на нормальність розподілу залишків
hist(fit_cattle_00_22$residuals)
# Критерій Колмогорова-Смірнова
# H0 - дані мають нормальний розподіл
ks.test(fit_cattle_00_22$residuals, "pnorm")
# Тест Шапіро-Вілька
# H0 - дані мають нормальний розподіл
shapiro.test(fit_cattle_00_22$residuals)
# Отже, обидва тести відхиляють нульову гіпотезу про нормальність розподілу
# 3. перевірка залишків на гетероскедастичність
# H0 - залишки є гомоскедастичними
ggtest(fit_cattle_00_22, data = cattle_00_22)
# Отже, ми НЕ можемо відхилити нульову гіпотезу, залишки гомоскедастичні
# Сумарне виробництво
prod_popul_sums

prod_popul_sums_00_22 <- prod_popul_sums %>% filter(Year >= 2000)
prod_popul_sums_00_22 %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Sum_prod_per_capita)) +
  geom_smooth(method = "lm", se = FALSE, colour = "red") +
  geom_line() +
  geom_point() +
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Сумарне виробництво м'яса на душу населення",
    subtitle = "2000-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    # caption = "Машина Софія"
  )
)
fit_prod_popul_sums_00_22 <- lm(Sum_prod_per_capita ~ Year, prod_popul_sums_00_22)
fit_prod_popul_sums_00_22 %>% summary()
plot(fit_prod_popul_sums_00_22$residuals)
# 1. автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(fit_prod_popul_sums_00_22)
acf(fit_prod_popul_sums_00_22$residuals)
# 2. перевірка на нормальність розподілу залишків
hist(fit_prod_popul_sums_00_22$residuals)
# Критерій Колмогорова-Смірнова
# H0 - дані мають нормальний розподіл
ks.test(fit_prod_popul_sums_00_22$residuals, "pnorm")
# Тест Шапіро-Вілька
# H0 - дані мають нормальний розподіл
shapiro.test(fit_prod_popul_sums_00_22$residuals)
# Отже, тест Колмогорова-Смірнова відхиляє нульову гіпотезу про нормальність розподілу
# тест Шапіро-Вілька НЕ відхиляє нульову гіпотезу про нормальність розподілу
# 3. перевірка залишків на гетероскедастичність
# H0 - залишки є гомоскедастичними
ggtest(fit_prod_popul_sums_00_22, data = prod_popul_sums_00_22)
# Отже, ми НЕ можемо відхилити нульову гіпотезу, залишки гомоскедастичні
# Отже, усі лінійні моделі мають додатну автокореляцію залишків
# перейдемо до нелінійних моделей
# НЕЛІНІЙНІ МОДЕЛІ

```

```

prod_popul_00_22 %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Production_per_capita, group=Item)) +
  facet_wrap(vars(Item), scales = "free") +
  geom_smooth(se = FALSE, colour = "blue")+
  geom_line(aes(col = Item)) +
  geom_point()+
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Виробництво м'яса на душу населення, кг",
    subtitle = "2000-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво м'яса на душу населення",
    # caption = "Мацишена Софія"
  )
# Логістичні регресії
# Свині
pigs_00_22
pigs_00_22$t <- c(0:22)
d = round(min(pigs_00_22$Production_per_capita))
d_1_a = round(max(pigs_00_22$Production_per_capita))
a = 1/(d_1_a - d)
pigs_00_22$Z <- 1/(pigs_00_22$Production_per_capita - d) - a
pigs_00_22$Ln_Z <- log(pigs_00_22$Z)
s_fit_pigs <- lm(Ln_Z ~ t, pigs_00_22)
s_fit_pigs %>% summary()
ln_b = summary(s_fit_pigs)$coefficients[1,1].
ln_c = summary(s_fit_pigs)$coefficients[2,1].
b = exp(ln_b)
c = exp(ln_c)
ln_a = log(a)
t_ = (ln_a - ln_b)/ln_c
# Модель s-подібної кривої
# Y = d + 1/(a + b*c^t)
pigs_00_22$Y <- d + 1/(a + b*c^pigs_00_22$t)
ggplot(pigs_00_22, aes(t)) +
  geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Production_per_capita, color="Виробництво свинини")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для виробництва свинини",
    caption = "Мацишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# перевірка залишків

pigs_00_22$u <- pigs_00_22$Production_per_capita - pigs_00_22$Y
pigs_00_22$u_2 <- pigs_00_22$u^2
pigs_00_22$u_diff <- c(0, diff(pigs_00_22$u))
pigs_00_22$u_diff_2 <- pigs_00_22$u_diff^2
# DW
sum(pigs_00_22$u_diff_2[-1])/sum(pigs_00_22$u_2)
# 1.5511
# Критичні значення критерію Дарбіна-Уотсона
# за 1%-го рівня значущості
# DWL = 1,02
# DWH = 1,19
# за 5%-го рівня значущості
# DWL = 1,26
# DWH = 1,44
# Отже, за 1%-го та 5%-го рівнів значущості, автокореляція залишків відсутня
# R^2
pigs_00_22$u_ <- pigs_00_22$Production_per_capita - mean(pigs_00_22$Production_per_capita)
r_squared_pigs <- 1-sum(pigs_00_22$u^2)/sum(pigs_00_22$u_ ^2)
r_squared_pigs
# F-критерій
f_criterion_pigs <- r_squ
ared_pigs/(1-r_squared_pigs)*(23-1-1)/(1)
f_criterion_pigs
# Прогноз
t_pr_23 = 23
# точковий прогноз
y_pr_23 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_23)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(pigs_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)

```

```

t_mean <- mean(pigs_00_22$t)
delta_y_pr_23 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_23-t_mean)^2/sum((pigs_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_23 <- y_pr_23 - delta_y_pr_23
y_pr_high_23 <- y_pr_23 + delta_y_pr_23
t_pr_24 = 24
# точковий прогноз
y_pr_24 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_24)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(pigs_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)
t_mean <- mean(pigs_00_22$t)
delta_y_pr_24 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_24-t_mean)^2/sum((pigs_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_24 <- y_pr_24 - delta_y_pr_24
y_pr_high_24 <- y_pr_24 + delta_y_pr_24
ggplot(pigs_00_22, aes(t)) +
  # geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  # geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Production_per_capita, color="Виробництво свинини")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_23, x = 23, color = "прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_23, x = 23, color = "н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_23, x = 23, color = "в.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_24, x = 24, color = "прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_24, x = 24, color = "н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_24, x = 24, color = "в.г. прогнозу")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для виробництва свинини",
    caption = "Мацишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# Кури (з підгонкою параметрів)
chicken_00_22
chicken_00_22$t <- c(0:22)
d = round(min(chicken_00_22$Production_per_capita))
# d_1_a = round(max(chicken_00_22$Production_per_capita))
d_1_a = 46
a = 1/(d_1_a - d)
chicken_00_22$Z <- 1/(chicken_00_22$Production_per_capita - d) - a
chicken_00_22$Ln_Z <- log(chicken_00_22$Z)
s_fit_chicken <- lm(Ln_Z ~ t, chicken_00_22)
s_fit_chicken %>% summary()
ln_b = summary(s_fit_chicken)$coefficients[1,1].
ln_c = summary(s_fit_chicken)$coefficients[2,1].
b = exp(ln_b)
c = exp(ln_c)
ln_a = log(a)
t_ = (ln_a - ln_b)/ln_c
# Модель s-подібної кривої
# Y = d + 1/(a + b*c^t)
chicken_00_22$Y <- d + 1/(a + b*c^chicken_00_22$t)
ggplot(chicken_00_22, aes(t)) +
  geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Production_per_capita, color="Виробництво курятини")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для виробництва курятини",
    caption = "Мацишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# перевірка залишків
chicken_00_22$u <- chicken_00_22$Production_per_capita - chicken_00_22$Y
chicken_00_22$u_2 <- chicken_00_22$u^2
chicken_00_22$u_diff <- c(0, diff(chicken_00_22$u))
chicken_00_22$u_diff_2 <- chicken_00_22$u_diff^2
# DW
sum(chicken_00_22$u_diff_2[-1])/sum(chicken_00_22$u_2)
# 1,6257
# Критичні значення критерію Дарбіна-Уотсона
# за 1%-го рівня значущості
# DWL = 1,02
# DWH = 1,19
# за 5%-го рівня значущості
# DWL = 1,26
# DWH = 1,44

```

```

# Отже, за 1%-го та 5%-го рівнів значущості, автокореляція залишків відсутня
# R^2
chicken_00_22$u_ <- chicken_00_22$Production_per_capita - mean(chicken_00_22$Production_per_capita)
r_squared_chicken <- 1-sum(chicken_00_22$u^2)/sum(chicken_00_22$u^2)
r_squared_chicken
# F-критерій
f_criterion_chicken <- r_squared_chicken/(1-r_squared_chicken)*(23-1-1)/(1)
f_criterion_chicken
# Прогноз
t_pr_23 = 23
# точковий прогноз
y_pr_23 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_23)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(chicken_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)
t_mean <- mean(chicken_00_22$t)
delta_y_pr_23 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_23-t_mean)^2/sum((chicken_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_23 <- y_pr_23 - delta_y_pr_23
y_pr_high_23 <- y_pr_23 + delta_y_pr_23
t_pr_24 = 24
# точковий прогноз
y_pr_24 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_24)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(chicken_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)
t_mean <- mean(chicken_00_22$t)
delta_y_pr_24 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_24-t_mean)^2/sum((chicken_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_24 <- y_pr_24 - delta_y_pr_24
y_pr_high_24 <- y_pr_24 + delta_y_pr_24
ggplot(chicken_00_22, aes(t)) +
  # geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  # geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Production_per_capita, color="Виробництво курятини")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_23, x = 23, color="прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_23, x = 23, color="н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_23, x = 23, color="в.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_24, x = 24, color="прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_24, x = 24, color="н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_24, x = 24, color="в.г. прогнозу")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для виробництва курятини",
    caption = "Мацишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# Сумарне виробництво
prod_popul_sums_00_22
prod_popul_sums_00_22 %>%
  ggplot(aes(x=Year, y=Sum_prod_per_capita)) +
  geom_point() +
  geom_smooth(se = FALSE, colour = "blue")+
  scale_y_continuous(labels = comma) +
  labs(
    title = "Сумарне виробництво м'яса на душу населення",
    subtitle = "2000-2022",
    x = "Рік",
    y = "Виробництво на душу населення, кг",
    # caption = "Мацишена Софія"
  )
prod_popul_sums_00_22$t <- c(0:22)
d = round(min(prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita))
d_1_a = round(max(prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita))
a = 1/(d_1_a - d)
prod_popul_sums_00_22$Z <- 1/(prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita - d) - a
prod_popul_sums_00_22$Ln_Z <- log(prod_popul_sums_00_22$Z)
s_fit_sums <- lm(Ln_Z ~ t, prod_popul_sums_00_22)
s_fit_sums %>% summary()
ln_b = summary(s_fit_sums)$coefficients[1,1].
ln_c = summary(s_fit_sums)$coefficients[2,1].
b = exp(ln_b)
c = exp(ln_c)
ln_a = log(a)
t_ = (ln_a - ln_b)/ln_c
# Модель s-подібної кривої
# Y = d + 1/(a + b*c^t)

```

```

prod_popul_sums_00_22$Y <- d + 1/(a + b*c^prod_popul_sums_00_22$t)
ggplot(prod_popul_sums_00_22, aes(t)) +
  geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Sum_prod_per_capita, color="Сумарне виробництво")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для сумарного виробництва",
    caption = "Машишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# перевірка залишків
prod_popul_sums_00_22$u <- prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita - prod_popul_sums_00_22$Y
prod_popul_sums_00_22$u_2 <- prod_popul_sums_00_22$u^2
prod_popul_sums_00_22$u_diff <- c(0, diff(prod_popul_sums_00_22$u))
prod_popul_sums_00_22$u_diff_2 <- prod_popul_sums_00_22$u_diff^2
# DW
sum(prod_popul_sums_00_22$u_diff_2[-1])/sum(prod_popul_sums_00_22$u_2)
# 1.3835
# Критичні значення критерію Дарбіна-Уотсона
# за 1%-го рівня значущості
# DWL = 1,02
# DWH = 1,19
# за 5%-го рівня значущості
# DWL = 1,26
# DWH = 1,44
# Отже, за 1%-го та 5%-го рівнів значущості, автокореляція залишків відсутня
# R^2
prod_popul_sums_00_22$u_ <- prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita - mean(prod_popul_sums_00_22$Sum_prod_per_capita)
r_squared_sums <- 1-sum(prod_popul_sums_00_22$u_2)/sum(prod_popul_sums_00_22$u_2)
r_squared_sums
# F-критерій
f_criterion_sums <- r_squared_sums/(1-r_squared_sums)*(23-1-1)/(1)
f_criterion_sums
# Прогноз
t_pr_23 = 23
# точковий прогноз
y_pr_23 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_23)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(prod_popul_sums_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)
t_mean <- mean(prod_popul_sums_00_22$t)
delta_y_pr_23 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_23-t_mean)^2/sum((prod_popul_sums_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_23 <- y_pr_23 - delta_y_pr_23
y_pr_high_23 <- y_pr_23 + delta_y_pr_23
t_pr_24 = 24
# точковий прогноз
y_pr_24 <- d + 1/(a + b*c^t_pr_24)
# інтервальний прогноз
#find two-tailed t critical values
t_critical <- qt(p=.05/2, df=22-2, lower.tail=FALSE)
rmse <- (sum(prod_popul_sums_00_22$u_2)/(22-2))^(1/2)
t_mean <- mean(prod_popul_sums_00_22$t)
delta_y_pr_24 <- t_critical*rmse*(1 + 1/22 + (t_pr_24-t_mean)^2/sum((prod_popul_sums_00_22$t - t_mean)^2))^(1/2)
y_pr_low_24 <- y_pr_24 - delta_y_pr_24
y_pr_high_24 <- y_pr_24 + delta_y_pr_24
ggplot(prod_popul_sums_00_22, aes(t)) +
  # geom_point(aes(y = d, color="нижня границя")) +
  # geom_point(aes(y = d_1_a, color="верхня границя")) +
  geom_point(aes(y = Sum_prod_per_capita, color="Сумарне виробництво")) +
  geom_line(aes(y = Y, color="Y*")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_23, x = 23, color="прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_23, x = 23, color="н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_23, x = 23, color="в.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_24, x = 24, color="прогнозне значення")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_low_24, x = 24, color="н.г. прогнозу")) +
  geom_point(aes(y = y_pr_high_24, x = 24, color="в.г. прогнозу")) +
  labs(
    title = "S-подібна крива для сумарного виробництва",
    caption = "Машишена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# Параболічна крива
# BPX
cattle_00_22

```

```

cattle_00_22$t <- c(0:22)
polynomial_reg <- lm(Production_per_capita ~ t + I(t^2), data = cattle_00_22)
summary(polynomial_reg)
ggplot(cattle_00_22, aes(t, predict(polynomial_reg))) +
  geom_line(aes(color="Y*")) +
  geom_point(aes(y = Production_per_capita, color="Виробництво ВРХ")) +
  labs(
    title = "Параболічна крива для ВРХ",
    caption = "Мацішена Софія",
    x = "Період",
    y = "Кг на душу населення"
  )
# автокореляція залишків за критерієм Дарбіна-Уотсона
dwtest(polynomial_reg)
# все ще наявна додатна автокореляція залишків
# перевірка залишків на гетероскедастичність
gqtest(polynomial_reg, data = cattle_00_22)
# гетероскедастичність відсутня
# ARIMA
# ВРХ
# Параметри:
# p = x - порядок авторегресії x (беруться перші x попередні значення y)
# d = x - коефіцієнт інтеграції x (береться ряд x-x різниць)
# q = x - порядок моделі ковзного середнього x (беруться x попередні значення ε (згенерованого білого шуму))
ctl <- data.frame(Year=c(2000:2022), Production_per_capita = cattle_00_22$Production_per_capita)
ctl <- as_tsibble(ctl, index=Year)
ctl %>%
  gg_tsdisplay(Production_per_capita, plot_type='partial')
ctl %>%
  gg_tsdisplay(Production_per_capita %>% difference(1), plot_type='partial')
# зробили ряд стаціонарним, позбулись автокореляції шляхом використання ряду перших різниць
# install.packages("urca")
fit_arma <- ctl %>%
  model(ARIMA(Production_per_capita))
report(fit_arma)
# перевірка залишків
coef(fit_arma)
arma_u <- residuals(fit_arma)$resid
arma_u_2 <- arma_u^2
arma_u_diff <- c(0, diff(arma_u))
arma_u_diff_2 <- arma_u_diff^2
# DW
sum(arma_u_diff_2[-1])/sum(arma_u_2)
# R^2
cattle_00_22$u_ <- cattle_00_22$Production_per_capita - mean(cattle_00_22$Production_per_capita)
r_squared_cattle <- 1-sum(arma_u_2)/sum(cattle_00_22$u_^2)
r_squared_cattle
# F-критерій
f_criterion_cattle <- r_squared_cattle/(1-r_squared_cattle)*(23-1)/(1)
f_criterion_cattle
fit_arma %>%
  forecast(h = 2) %>%
  autoplot(ctl) +
  labs(title = "Автоматична ARIMA (0,1,0) для ВРХ",
    x = "Рік",
    y = "Кг на душу населення",
    caption = "Мацішена софія")
# прогноз
forecast(fit_arma, h=2)
gg_tsresiduals(fit_arma)
# навчальні та тестові вибірки
train <- ctl %>%
  filter(Year < 2019)
test_fit <- train %>%
  model(ARIMA(Production_per_capita))
test_fc <- test_fit %>%
  forecast(h = 4)
accuracy(test_fit)
accuracy(test_fc, ctl)
test_fc %>%
  autoplot(ctl) +
  labs(title = "Автоматична ARIMA (0,1,0) для ВРХ",
    x = "Рік",
    y = "Кг на душу населення",
    caption = "Мацішена софія")
# проноз на 2023, 2024
fit_arma <- ctl %>%
  model(ARIMA(Production_per_capita))

```

```

fit_arma %>% forecast(h = 2)
# різні комбінації ARIMA
fit_arma <- cttl %>%
  model(autoARIMA_010 = ARIMA(Production_per_capita,
    arima_200 = ARIMA(Production_per_capita ~ pdq(2, 1, 1)),
    arima_310 = ARIMA(Production_per_capita ~ pdq(3, 1, 0)),
    arima_111 = ARIMA(Production_per_capita ~ pdq(1, 1, 1)),
    arima_011 = ARIMA(Production_per_capita ~ pdq(0, 1, 1)),
  )
  glance(fit_arma)
forecast(fit_arma, h=2) %>%
  autoplot(cttl, level = NULL) +
  labs(title = "Різні ARIMA для ВРХ",
    x = "Рік",
    y = "Кг на душу населення",
    caption = "Машина софія")
forecast(fit_arma, h=2) %>%
  autoplot(cttl %>% filter(Year>2018), level = NULL) +
  labs(title = "Різні ARIMA для ВРХ",
    x = "Рік",
    y = "Кг на душу населення",
    caption = "Машина софія")

```




метадані

Заголовок

Мацшена_Савіна_плагіат

Автор

Мацшена

Науковий керівник / Експерт

Савіна

підрозділ

кафедра математичного моделювання та статистики

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МОЖЛИВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічних помилок при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		26
Інтервали		0
Мікропробіли		42
Білі знаки		0
Парафрази (SmartMarks)		5

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

2.66%

КП 1

25

Довжина фрази для коефіцієнта подібності 2

1.21%

КП 2

8463

Кількість слів

0.90%

КЦ

60023

Кількість символів

Подібності за списком джерел

Нижче наведений список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

Колір тексту

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)	
1	https://moodle.znu.edu.ua/mod/resource/view.php?id=472457	40	0.47 %
2	Моделювання задач логістики на підґрунті генетичних алгоритмів та аналізу мереж 6/3/2020 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра економіко-математичного моделювання)	36	0.43 %
3	Моделювання та прогнозування показників ринку праці 6/4/2020 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра економіко-математичного моделювання)	26	0.31 %
4	http://oia.lntu.edu.ua/files/_19-21_2009.doc	18	0.21 %

5	Громадські ініціативи як інструмент оптимізації системи екологічного управління на прикладі України та Німеччини 6/5/2023 National University "Chernihiv Collegium" (National University "Chernihiv Collegium")	12	0.14 %
6	https://moodle.znu.edu.ua/mod/resource/view.php?id=472457	10	0.12 %
7	https://studfile.net/preview/5705525/page:8/	8	0.09 %
8	Стратегія виходу компанії на закордонний ринок 1/24/2019 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра міжнародної торгівлі і маркетингу)	6	0.07 %
9	https://kneu.edu.ua/ua/University_en/councils/vr/vr123/	6	0.07 %
10	Стратегія виходу компанії на закордонний ринок 1/24/2019 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра міжнародної торгівлі і маркетингу)	6	0.07 %

з бази даних RefBooks (0.00 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-----------	--

з домашньої бази даних (1.37 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Стратегія виходу компанії на закордонний ринок 1/24/2019 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра міжнародної торгівлі і маркетингу)	54 (9) 0.64 %
2	Моделювання задач логістики на підґрунті генетичних алгоритмів та аналізу мереж 6/3/2020 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра економіко-математичного моделювання)	36 (1) 0.43 %
3	Моделювання та прогнозування показників ринку праці 6/4/2020 Kyiv National Economic University named after Vadym Hetman KNEU (кафедра економіко-математичного моделювання)	26 (1) 0.31 %

з програми обміну базами даних (0.14 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗАГОЛОВОК	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	Громадські ініціативи як інструмент оптимізації системи екологічного управління на прикладі України та Німеччини 6/5/2023 National University "Chernihiv Collegium" (National University "Chernihiv Collegium")	12 (1) 0.14 %

з Інтернету (1.15 %)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ДЖЕРЕЛО URL	КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИЧНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
1	https://moodle.znu.edu.ua/mod/resource/view.php?id=472457	50 (2) 0.59 %
2	http://oia.lntu.edu.ua/files/_19-21_2009.doc	18 (1) 0.21 %
3	https://kneu.edu.ua/ua/University_en/councils/vr/vr123/	16 (3) 0.19 %

4	https://studfile.net/preview/5705525/page:8/	8 (1)	0.09 %
5	http://dipplus.com.ua/metodichn-vkazvki/news_post/yekonometrika	5 (1)	0.06 %

Список прийнятих фрагментів (немає прийнятих фрагментів)

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	ЗМІСТ	КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ)
------------------	-------	---------------------------------------