

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ВЕТЕРИНАРНОЇ
МЕДИЦИНИ ТА БІОТЕХНОЛОГІЙ ІМ. С.З.ГЖИЦЬКОГО
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему: **«Інформаційна система прогнозування витрат ресурсів
для сімейних молочних ферм»**

Виконав: студент групи Іт-71з

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та
технології»

(шифр і назва)

Боярчук Олег Віталійович

(Прізвище та ініціали)

Керівник: д.т.н., професор Тригуба А.М.

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Шарибура А.О.

(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ-2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЛЬВІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ
ФАКУЛЬТЕТ МЕХАНІКИ, ЕНЕРГЕТИКИ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Другий (магістерський) рівень вищої освіти
Спеціальність 126 «Інформаційні системи та технології»

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Завідувач кафедри _____

д.т.н., проф. А.М. Тригуба

«_____» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ
на кваліфікаційну роботу студенту

Боярчуку Олегу Віталійовичу

1. Тема роботи: «Інформаційна система прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм»

Керівник роботи Тригуба Анатолій Миколайович, професор
затверджені наказом по університету від 30.12.2024 року № 887/к-с.

2. Строк подання студентом роботи 06.12.2025 р.

3. Вихідні дані до роботи: тижневі історичні дані про витрати ресурсів та виробничі показники сімейної молочної ферми (корми, енергія, ветеринарія, оплата праці, поголів'я, надій); методичні підходи до побудови моделей прогнозування та створення СППР DairyFarm DSS.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які необхідно розробити)

Вступ.

1. Аналіз стану прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм.

2. Обґрунтування моделі та вибір інструментарію для створення системи підтримки прийняття рішень прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм.

3. Результати проєктування та створення системи підтримки прийняття рішень для прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм.

4. Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях.

5. Результати визначення економічної ефективності від використання розробленої ІС.

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових слайдів): аналіз стану прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм; обґрунтування моделі та вибір інструментарію для створення системи підтримки прийняття рішень прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм; результати проєктування та створення системи підтримки прийняття рішень для прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм; економічна ефективність.

6. Консультанти з розділів:

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
1, 2, 3, 5	<i>Тригуба А.М., зав. кафедри інформаційних технологій</i>		
4	<i>Городецький І.М., доцент кафедри інженерної механіки</i>		

7. Дата видачі завдання

30 грудня 2024 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів роботи	При-мітка
1	<i>Написання першого розділу</i>	<i>30.12.24-20.02.25</i>	
2	<i>Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>21.02-14.06.25</i>	
3.	<i>Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>15.06-10.10.25</i>	
4.	<i>Написання розділу «Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях»</i>	<i>11.10-30.10.25</i>	
5.	<i>Оцінення ефективності запропонованої системи</i>	<i>01.11-10.11.25</i>	
6.	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів ілюстраційного матеріалу</i>	<i>11-30.11.25</i>	
7.	<i>Завершення роботи в цілому</i>	<i>01-06.12.25</i>	

Студент _____ Боярчук О.В.
(підпис)

Керівник роботи _____ Тригуба А.М.
(підпис)

УДК 004.9: 631.147

Інформаційна система прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм.

Боярчук О.В. Кафедра інформаційних технологій – Дубляни, ЛНУВМ, 2025.

Кваліфікаційна робота: 87 с. текст. част., 23 рис., 14 табл., 15 арк. ілюстраційного матеріалу, 42 джерела.

У кваліфікаційній роботі розроблено інформаційну систему DairyFarm DSS, призначену для прогнозування тижневих витрат ресурсів на сімейних молочних фермах. На основі аналізу сучасного стану фермерських господарств визначено структуру основних ресурсних статей, характер сезонних коливань та ключові чинники, що впливають на формування витрат. Обґрунтовано вибір математичних моделей прогнозування, зокрема методів машинного навчання та класичних алгоритмів часових рядів.

У роботі реалізовано порівняння моделей Random Forest, Gradient Boosting та нейронних мереж, визначено оптимальний підхід для прогнозування витрат у різних виробничих сценаріях. На основі отриманих результатів спроєктовано архітектуру інформаційної системи, створено веб-інтерфейс для введення даних, візуалізації прогнозів та перенавчання моделі. Проведено оцінку економічної ефективності використання розробленої системи для сімейних молочних ферм, що підтвердило скорочення непередбачуваних витрат та зростання точності фінансового планування. Також наведено аналіз ризиків та вимоги охорони праці під час розроблення і використання системи.

Ключові слова: інформаційна система, сімейна молочна ферма, прогнозування витрат, машинне навчання, часові ряди, Random Forest, Gradient Boosting, нейронні мережі, аграрна аналітика, цифрове фермерство, DSS, Python, Streamlit.

ЗМІСТ

ВСТУП	7
Розділ 1. АНАЛІЗ СТАНУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ	9
1.1. Сучасний стан розвитку сімейних молочних ферм та особливості структури їх ресурсних витрат	9
1.2. Підходи до планування та обліку ресурсів у тваринництві.....	11
1.3. Методи прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі	15
1.4. Інформаційні системи та цифрові платформи для підтримки управління фермерськими господарствами.....	20
1.5. Завдання кваліфікаційної роботи	24
РОЗДІЛ 2. ОБҐРУНТУВАННЯ МОДЕЛІ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТАРІЮ ДЛЯ СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ	26
2.1. Формалізація задачі прогнозування витрат ресурсів та визначення основних показників	26
2.2. Обґрунтування вибору математичної моделі та методів прогнозування	30
2.3. Аналіз інструментів збору, підготовки та зберігання даних	34
2.4. Вибір програмних засобів та технологій для реалізації моделі прогнозування.....	37
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ ПРОЕКТУВАННЯ ТА СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ	42
3.1. Формування структури даних та побудова базового dataframe для моделі прогнозування.....	42
3.2. Підготовка даних, їх очищення, нормалізація та інженерія ознак для побудови моделі	45
3.3. Навчання та оцінювання моделей прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм.....	48

3.4. Розроблення архітектури інформаційної системи на основі обраної моделі прогнозування	52
3.5. Реалізація основних модулів інформаційної системи на основі обраної моделі прогнозування	55
3.6. Інтерфейс користувача та інтеграція прогнозного модуля в інформаційну систему	57

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	61
---	----

4.1. Аналіз небезпек та шкідливих виробничих чинників під час розробки інформаційної системи	61
4.2. Безпечка праці під час використання інформаційної системи	63
4.3. Захист населення від надзвичайних ситуацій	65

РОЗДІЛ 5. РЕЗУЛЬТАТИ ВИЗНАЧЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВИКОРИСТАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ	67
--	----

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ	70
-----------------------------	----

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	74
----------------------------------	----

ДОДАТКИ	79
---------------	----

ДОДАТОК А. Фрагмент коду створеної інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм	80
---	----

ВСТУП

У сучасних умовах функціонування аграрного сектору однією з основних передумов підвищення ефективності виробництва є раціональне використання ресурсів. Сімейні молочні ферми, які посідають важливе місце у структурі сільського господарства України, відзначаються високою залежністю від стабільності витрат на корми, енергію, ветеринарні послуги та трудові ресурси [8]. Нестабільність цін на ринку, коливання продуктивності тварин, сезонність виробництва і зміни в технологічних процесах створюють умови, за яких традиційні підходи до планування стають малоефективними. У цих умовах зростає роль цифрових інструментів, які здатні забезпечити точне прогнозування ресурсних витрат, підвищити обґрунтованість управлінських рішень і дозволити фермерам адаптуватися до мінливих зовнішніх чинників.

Поширення інформаційних технологій у тваринницьких господарствах відкриває можливості для запровадження систем збору даних, автоматизованої реєстрації показників продуктивності та аналізу витрат. Проте в більшості малих і середніх господарств такі інструменти використовуються фрагментарно або зовсім не застосовуються, що знижує їх конкурентоспроможність [36]. Для сімейних молочних ферм особливо важливим є створення інструментарію, який би поєднував економічні, технологічні й біологічні параметри з можливістю прогнозування майбутніх витрат. Це дозволяє завчасно визначати обсяги необхідних ресурсів, оцінювати потенційні ризики й планувати виробничі процеси з урахуванням реальної ситуації на фермі.

Розроблення інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм є актуальним завданням, оскільки воно поєднує методи машинного навчання, економічного аналізу та автоматизованої обробки даних. Такі системи здатні забезпечити точнішу оцінку динаміки споживання кормів, води, енергії та інших критично важливих ресурсів, що формує основу для підвищення рентабельності виробництва. Використання моделей прогнозування дає змогу зменшити невизначеність у плануванні, оптимізувати

витрати та підтримувати стабільний розвиток фермерського господарства навіть за умов ринкових коливань.

Наукова новизна дослідження полягає у поєднанні економічних показників і технологічних процесів тваринництва з методами інтелектуального аналізу даних для отримання прогнозів, адаптованих під реальні потреби сімейних ферм. Робота спрямована на створення практичного інструменту, який можна інтегрувати в операційні процеси фермерського господарства без високих фінансових затрат та складних технічних вимог. Це робить запропоновану інформаційну систему релевантною і корисною не лише для окремих виробників, а й для розвитку галузі загалом.

Таким чином, запропонована кваліфікаційна робота спрямована на теоретичне й практичне обґрунтування моделі прогнозування витрат ресурсів, розроблення архітектури інформаційної системи та проведення експериментальної перевірки її ефективності. Отримані результати можуть стати основою для впровадження сучасних цифрових рішень у діяльність сімейних молочних ферм, сприяти підвищенню їх продуктивності й забезпечити більш стійке функціонування в умовах економічних викликів.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІЗ СТАНУ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ

1.1. Сучасний стан розвитку сімейних молочних ферм та особливості структури їх ресурсних витрат

Упродовж останніх років сімейні молочні ферми залишаються одним із основних елементів розвитку тваринництва в Україні, забезпечуючи значну частку виробництва сирого молока, особливо у західних та центральних регіонах країни. Вони характеризуються гнучкістю до змін ринку, проте водночас демонструють залежність від ефективності управління ресурсами, що є критичним чинником їх економічної стійкості. Підвищення вартості кормів, нестабільність цін на енергоносії та сезонні коливання продуктивності формують умови, у яких традиційні способи обліку й прогнозування витрат стають недостатньо ефективними [1; 23].

За даними FAO, у структурі собівартості виробництва молока саме корми займають найбільшу частку – від 45 до 60 % від загальних витрат [17].

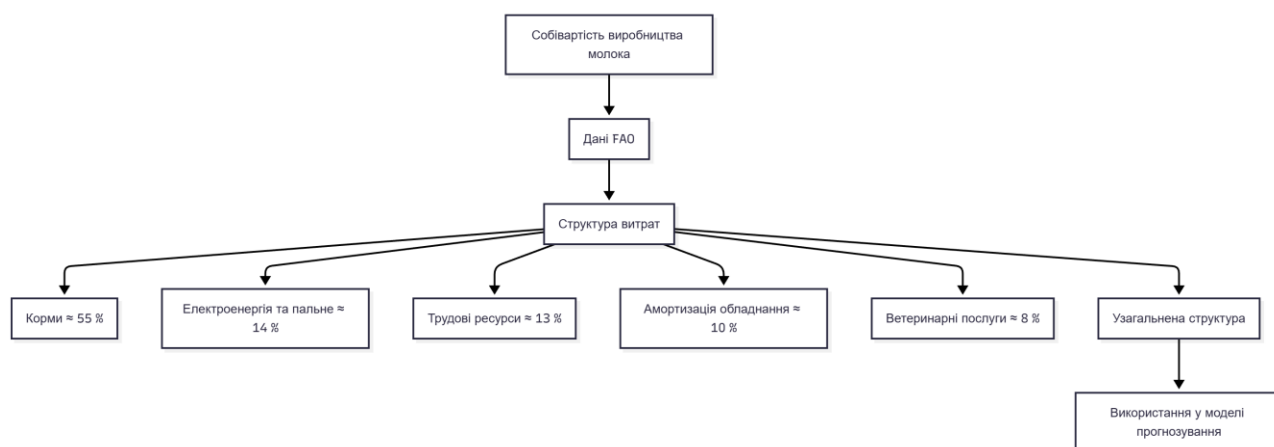


Рисунок 1.1 – Структура витрат ресурсів сімейної молочної ферми

Подібні тенденції підтверджує і IFCN Dairy Research Center, зазначаючи, що в умовах зростання цін на концентрати та силос навантаження на малі ферми збільшується швидше, ніж на промислові господарства [26]. Важливою особливістю

українських сімейних ферм є виражена сезонність: у літній період доступність зелених кормів зменшує витрати на годівлю, тоді як у зимові місяці вартість протеїнових і енергетичних кормів зростає майже вдвічі [1].

Структурний аналіз витрат свідчить про те, що на другому місці за значущістю знаходяться енергетичні ресурси, які впродовж останніх трьох років демонструють стрімке здорожчання [24]. Це позначається на таких технологічних процесах, як охолодження молока, освітлення, робота насосного обладнання та часткової механізації годівлі. Дослідження Європейської молочної асоціації підтверджують, що частка витрат на електроенергію та паливе у малих фермерських господарствах сягає 10–18 %, а в окремих випадках і більше [1].

У рисунку 1.2 наведено узагальнену схему видів використовуваних ресурсів сімейних молочних ферм, побудовану на основі узгоджених статистичних даних європейських та українських досліджень. Візуалізація відображає основні категорії ресурсів, які найбільше впливають на собівартість виробництва молока.

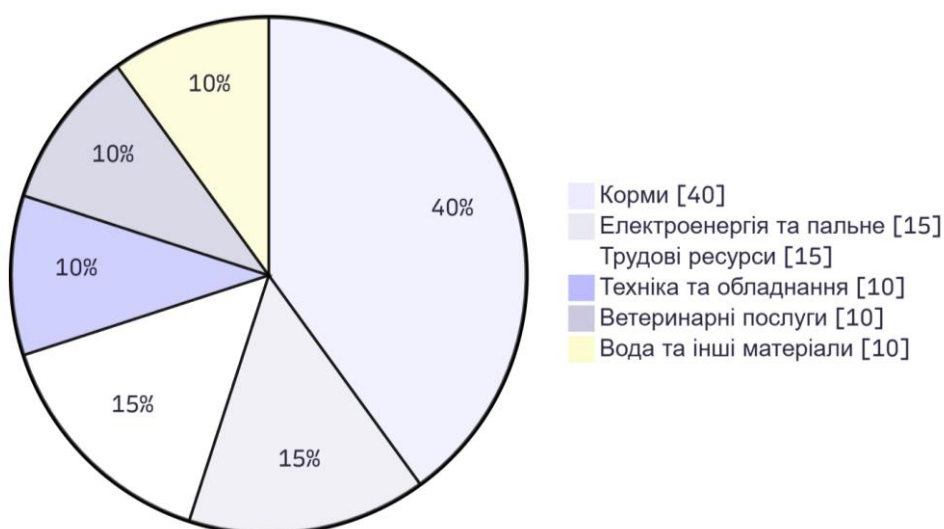


Рисунок 1.2 – Структура видів використовуваних ресурсів сімейних молочних ферм

Для глибшого опису елементів витрат у таблиці 1 наведено їхню середню частку, узагальнену за даними ФАО, IFCN та низки академічних досліджень.

Таблиця 1.1 – Структура витрат ресурсів сімейних молочних ферм

Стаття витрат	Орієнтовна частка, %	Джерело
Корми	45–60	[17]
Електроенергія та паливо	10–18	[24]
Ветеринарні послуги	6–12	[26]
Амортизація техніки	8–14	[1]
Трудові ресурси	12–25	[23]

Аналізуючи дані, можна зробити висновок, що основна проблема сімейних молочних ферм полягає у високій залежності витрат від зовнішніх чинників, передусім коливань цін на корми й енергоресурси. Це створює потребу в точних цифрових інструментах, які здатні прогнозувати обсяги споживання ресурсів на основі технологічних і біологічних параметрів господарства. У працях сучасних дослідників підкреслюється, що використання алгоритмів машинного навчання для прогнозування споживання кормів, енергії та ветеринарних витрат дозволяє зменшити непродуктивні витрати на 15–20 % завдяки більш точному плануванню [24; 23; 26].

Поступове впровадження цифрових технологій, датчиків моніторингу та аналітичних платформ формує нову парадигму управління ресурсами на фермах. У таких умовах роль інформаційних систем, орієнтованих на прогнозування, значно підвищується, що робить їх невід’ємним компонентом сучасного сімейного фермерства.

1.2. Підходи до планування та обліку ресурсів у тваринництві

Планування та облік ресурсів у тваринництві є базовими елементами економічної стабільності та операційної ефективності фермерських господарств. У наукових публікаціях останніх років наголошується, що точність і системність обліку безпосередньо впливають на собівартість продукції, продуктивність тварин та рівень

управлінських рішень у виробництві молока [24]. Для сімейних молочних ферм, де фінансові та людські ресурси часто обмежені, використання сучасних підходів до планування має особливе значення, оскільки дозволяє уникати надмірних витрат та прогнозувати потребу в кормах, енергії й ветеринарних матеріалах.

У традиційних підходах до планування основну роль відіграють норми годівлі та нормативи використання ресурсів, розроблені на основі багаторічних спостережень та фізіологічних особливостей великої рогатої худоби. Проте такі методи мають низку обмежень: вони недостатньо враховують індивідуальні параметри стада, сезонні зміни продуктивності, коливання ринкових цін і приховані витрати, що не фіксуються у стандартних формах обліку [26]. Саме тому у сучасній практиці тваринництва зростає роль цифрових методів, які дозволяють здійснювати планування на основі фактичних даних, а не лише нормативних показників.

У європейських фермерських господарствах активно впроваджуються інформаційні системи, що поєднують електронний облік виробництва, моніторинг споживання кормів та енергоресурсів, а також автоматичне формування прогнозів на основі часових рядів і статистичних моделей [1]. Використання таких інструментів дає змогу зменшити витрати на 10–18 % завдяки точнішому визначенню потреби в ресурсах та оптимізації технологічних процесів.

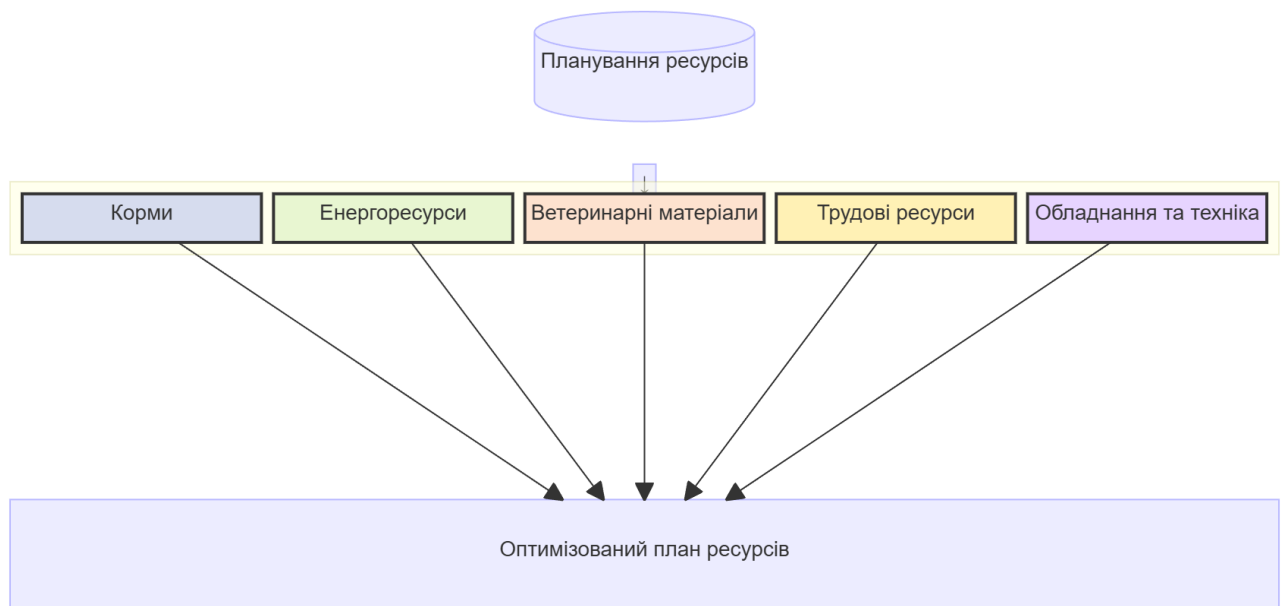


Рисунок 1.3 – Основні напрями планування ресурсів у сімейних молочних фермах

Для українських сімейних ферм подібні технології лише починають впроваджуватися, але досвід перших господарств свідчить про значне підвищення ефективності обліку та планування вже у перший рік після переходу до цифрових рішень [23].

На рисунку 1.3 наведено узагальнену схему основних напрямів обліку та планування ресурсів у молочному скотарстві, що відображає взаємозв'язок між виробничими процесами та споживанням ресурсів.

Для структурованого аналізу ресурсного планування у таблиці 2 наведено основні групи ресурсів та їхні показники обліку, що найчастіше використовуються у ветеринарно-економічних дослідженнях і рекомендаціях FAO та Європейської асоціації молочних фермерів [17].

Таблиця 1.2 – Основні групи ресурсів та їх показники обліку у тваринництві

Група ресурсів	Основні показники обліку
Корми	добовий раціон, норми споживання, запаси, конверсія корму
Енергоресурси	споживання електроенергії, наявність палива, енергоефективність обладнання
Ветеринарні ресурси	витрати препаратів, інтервали профілактики, облік захворювань
Трудові ресурси	трудомісткість операцій, тривалість циклів, ефективність персоналу
Обладнання	технічний стан, амортизація, частота обслуговування

Сучасні дослідження підкреслюють потребу переходу від фіксації витрат до прогнозного підходу, коли основні параметри визначаються з урахуванням історичних даних, індивідуальних характеристик стада та зовнішніх економічних чинників. Такий підхід дає змогу оперативно адаптувати виробничі плани й забезпечувати фінансову стабільність сімейних фермерських господарств.

Поданий рисунок 1.4 відображає структуровану логіку планування ресурсів у тваринницьких господарствах, зокрема у сімейних молочних фермах. Діаграма має ієрархічну форму: у верхній частині розташований головний елемент «Планування

ресурсів у тваринництві», від якого відходять п'ять основних напрямів ресурсного забезпечення. Кожен із них деталізований на підкатегорії, що демонструють змістові компоненти планування та обліку.

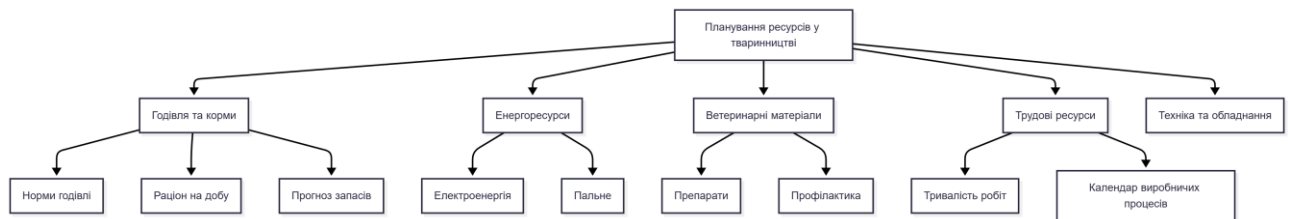


Рисунок 1.4 – Складові планування ресурсів у тваринництві

Перший блок, «Годівля та корми», включає три основні параметри: норми годівлі, добовий раціон та прогнозування запасів. Саме ці показники визначають обсяг кормової потреби, ритмічність заготівлі кормів та їх вплив на продуктивність тварин. Корми становлять найбільшу частку витрат у молочному виробництві, тому точність планування в цій сфері є критично важливою.

Другий напрям – «Енергоресурси», який деталізується електроенергією та паливом. У сучасних фермах більшість технологічних процесів залежить від енергоспоживання: доїння, охолодження молока, вентиляція, освітлення, транспортні операції. Планування енерговитрат дозволяє не лише контролювати собівартість, але й оптимізувати використання обладнання відповідно до часових піків споживання.

Третя група, «Ветеринарні матеріали», охоплює витрати на препарати та профілактику. Ця категорія безпосередньо впливає на здоров'я стада, рівень захворюваності та очікувану продуктивність. Правильний облік ветеринарних витрат дає змогу прогнозувати потребу в препаратах і уникати непередбачених фінансових навантажень.

Четвертий блок – «Трудові ресурси», включає тривалість робіт та календар виробничих процесів. Для сімейних ферм характерною є висока частка ручної праці, тому планування трудових витрат забезпечує рівномірне розподілення навантаження та дозволяє уникати затримок у критичних виробничих операціях, таких як доїння чи годівля.

Останній напрям – «Техніка та обладнання», охоплює інвентар, механізми, доїльні установки, охолоджувальні танки та іншу інфраструктуру. Його планування включає оцінку технічного стану, розрахунок потреби в ремонтах і амортизацію. Від належного стану технічного обладнання залежить стабільність виробничого циклу та енергетична ефективність.

Загалом діаграма (рис. 1.4) демонструє комплексний підхід до планування ресурсів, що охоплює всі складові функціонування молочної ферми. Така структуризація допомагає формувати цілісне бачення використання ресурсів, забезпечує контроль витрат і створює основу для впровадження інтелектуальних систем прогнозування, які можуть автоматично аналізувати дані й рекомендувати оптимальні обсяги ресурсного забезпечення.

1.3. Методи прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі

Прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі базується на поєднанні економетричних, статистичних та інтелектуальних методів аналізу даних. Для сімейних молочних ферм це завдання пов'язане з необхідністю оцінювати майбутні витрати на корми, енергоресурси, ветеринарні препарати та трудові ресурси з урахуванням сезонності, зміни цін і коливань продуктивності стада. Сучасна наукова література демонструє поступовий перехід від суто нормативних підходів до моделей, побудованих на часових рядах, регресійному аналізі та алгоритмах машинного навчання [1; 21; 42].

Однією з базових груп методів є класичні економетричні моделі, що спираються на аналіз часових рядів. Для опису динаміки витрат на корми, енергоресурси або загальну собівартість часто застосовуються авторегресивні моделі AR, моделі скользящего середнього MA та комбіновані моделі ARIMA. Узагальнений вигляд моделі $ARIMA(p, d, q)$ для часової послідовності витрат можна записати у вигляді [1]:

$$\varphi(L)(1-L)^d y_t = \theta(L)\varepsilon_t, \quad (1.1)$$

де y_t – значення витрат у момент часу t ; L – оператор зсуву; $\varphi(L)$ та $\theta(L)$ – поліноми авторегресивної і частини ковзного середнього; d – порядок диференціювання; ε_t – випадкова складова.

Такі моделі добре працюють у ситуаціях, коли динаміка витрат має виражену сезонність та тренд, але вони менш ефективні, якщо структура даних суттєво змінюється через шоки або нестабільність ринку.

Другий важливий напрямок становлять регресійні моделі, які описують витрати як функцію від кількох чинників: поголів'я, надоїв, структури раціону, цін на комбікорми, енергоносії, а також технологічних параметрів ферми. Типова багаточинникна лінійна модель має вигляд [19]:

$$C = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon, \quad (1.2)$$

де C – сукупні витрати на певний ресурс або групу ресурсів; X_i – чинникні ознаки (наприклад, кількість корів, середній надій, ціна кормів); β_i – параметри моделі; ε – випадкова складова.

Перевагою таких моделей є інтерпретованість: можна оцінити, на скільки зміняться витрати при зміні того чи іншого чинника. Недоліком є чутливість до багатоколінеарності та припущення лінійного зв'язку між змінними.

З огляду на складність взаємозв'язків у тваринницьких господарствах, останні роки активно впроваджуються методи машинного навчання. До них належать штучні нейронні мережі, випадкові ліси, градієнтний бустинг, а також гібридні моделі, що поєднують економетричні підходи з інтелектуальними алгоритмами [21; 20]. Нейронні мережі дають змогу враховувати нелінійні залежності між обсягами виробництва, погодними умовами, структурою раціону, змінами у технології утримання й фактичними витратами на ресурси. У загальному вигляді модель багат шарової нейронної мережі для прогнозування витрат можна записати як:

$$\hat{C} = f_w(X), \quad (1.3)$$

де X – вектор вхідних ознак; $\hat{C}$ – прогнозоване значення витрат; f_w – складена нелінійна функція, що визначається структурою мережі та ваговими коефіцієнтами w , отриманими в процесі навчання.

Перевагою такого методу є висока прогностична точність за наявності достатнього обсягу даних; недоліком – менша прозорість інтерпретації.

На рисунку 1.5 наведено узагальнену схему класифікації методів прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі, яка демонструє три основні групи підходів та їхні представницькі методи.

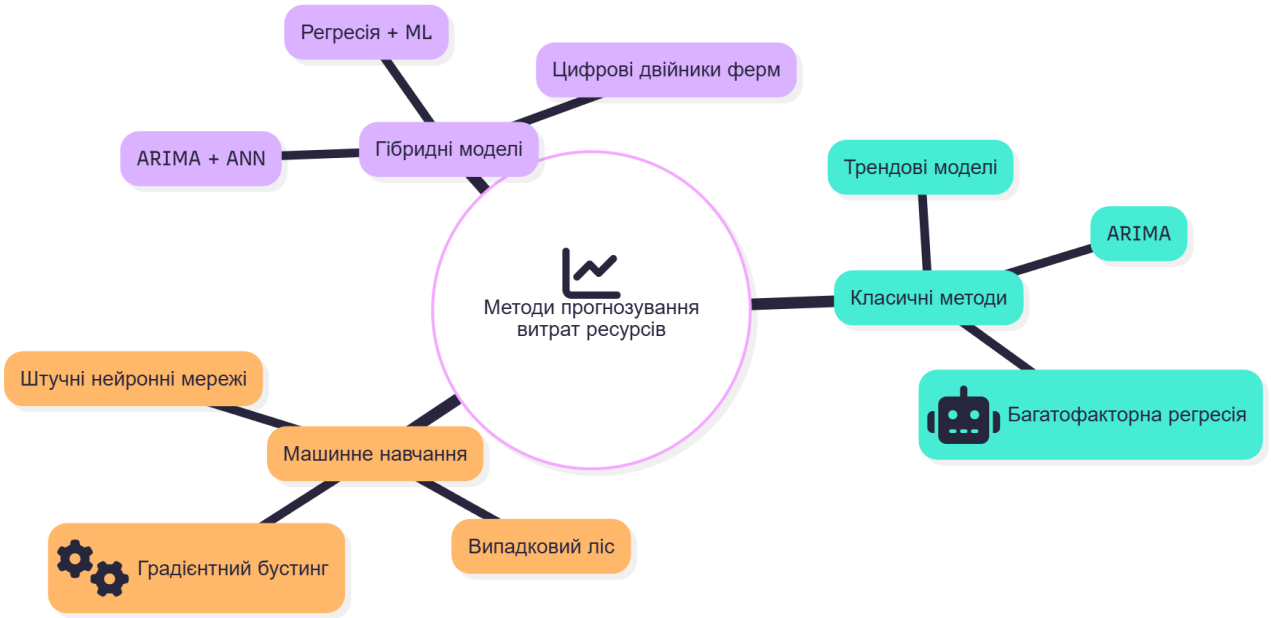


Рисунок 1.5 – Схема класифікації методів прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі

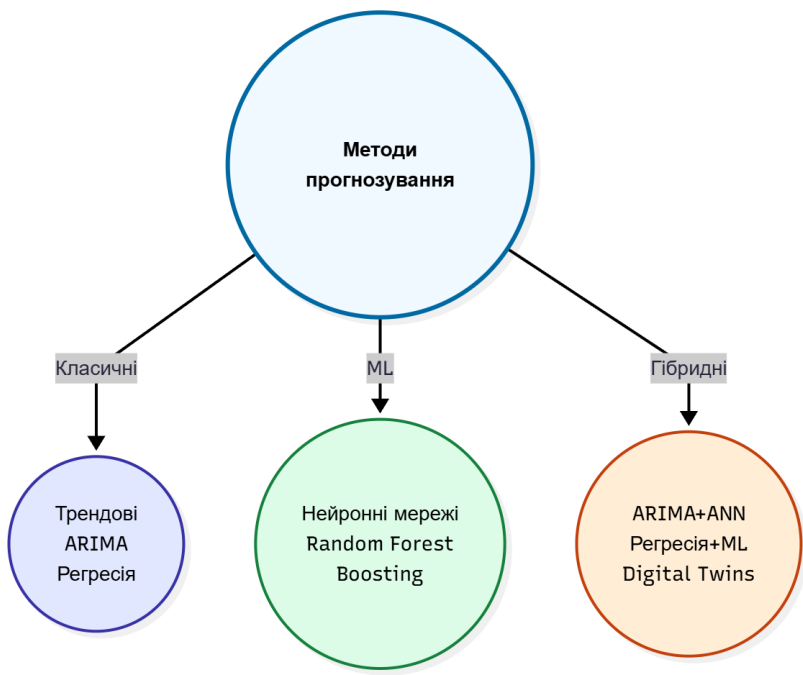


Рисунок 1.6 – Групування методів прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі

Для систематизації різних груп методів у таблиці 3 наведено їх основні характеристики з погляду застосування у сімейних молочних фермах.

Таблиця 1.3 – Характеристика методів прогнозування витрат ресурсів у аграрному секторі

Група методів	Приклади	Переваги	Обмеження	Джерела
Класичні статистичні та економетричні	тренд, ARIMA, регресія	проста інтерпретація, помірні вимоги до даних	слабке врахування нелінійностей, чутливість до структурних зламів	[1; 19]
Машинне навчання	штучні нейронні мережі, випадковий ліс, XGBoost	висока точність, здатність моделювати складні залежності	потреба у великих масивах даних, складність налаштування	[21; 20]
Гібридні моделі	ARIMA–ANN, регресія–GBM, цифрові двійники	поєднання інтерпретованості й точності, гнучкість	складність реалізації, підвищені вимоги до обчислювальних ресурсів	[42; 28]

На практиці для сімейних молочних ферм доцільним є поетапний підхід. На початковому етапі можуть застосовуватися прості регресійні та трендові моделі, які не потребують складної інфраструктури даних. У міру накопичення історичних спостережень та впровадження датчиків моніторингу споживання кормів, енергії й води можливим стає перехід до моделей машинного навчання. Типовий приклад – використання нейронної мережі для прогнозу щомісячних витрат на корми на основі поголів'я, індивідуальної продуктивності, складу раціону та ринкових цін.

Нижче наведено фрагмент коду мовою Python, який демонструє спрощений приклад побудови моделі лінійної регресії для прогнозування витрат на корми за допомогою бібліотеки scikit-learn. Код можна адаптувати до реальних даних сімейної ферми (рис. 1.7).

```
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression

# data: columns = ['cows', 'milk_yield', 'feed_price', 'feed_cost']
data = pd.read_csv("farm_costs.csv")

X = data[['cows', 'milk_yield', 'feed_price']]
y = data['feed_cost']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

model = LinearRegression()
model.fit(X_train, y_train)

y_pred = model.predict(X_test)
print("Коефіцієнти моделі:", model.coef_)
```

Рисунок 1.7 – Приклад коду побудови моделі лінійної регресії для прогнозування витрат на корми за допомогою бібліотеки scikit-learn

Такий код ілюструє базовий підхід – витрати на корми прогножуються як функція кількості корів, середнього надою та ціни кормів. У подальшому цю модель можна розширити, додавши додаткові змінні й переходячи до складніших алгоритмів, якщо це виправдано з огляду на обсяг даних і потреби господарства.

Загалом аналіз методів прогнозування витрат ресурсів показує, що для сімейних молочних ферм найбільш перспективними є гнучкі моделі, здатні поєднувати інтерпретованість із високою точністю. Гібридні підходи, які поєднують економетричні моделі з алгоритмами машинного навчання, відкривають можливості для створення інформаційних систем підтримки прийняття рішень, що адаптуються до змін у зовнішньому середовищі та специфіки конкретного господарства [28].

1.4. Інформаційні системи та цифрові платформи для підтримки управління фермерськими господарствами

Розвиток інформаційних систем та цифрових платформ суттєво змінює підходи до управління фермерськими господарствами. Якщо ще десять років тому електронний облік зводився переважно до ведення таблиць у табличних процесорах, то сьогодні фермер має доступ до комплексних рішень, які поєднують модулі моніторингу полів і тварин, управління ресурсами, фінансовий облік, аналітику та прогнозування [1; 22]. Для сімейних молочних ферм це означає можливість інтегрувати дані про поголів'я, надої, витрати на корми, енергоресурси, ветеринарні заходи та трудові ресурси в єдину інформаційну середу, де кожен показник пов'язаний із конкретними управлінськими рішеннями.

Сучасні інформаційні системи управління фермою (Farm Management Information Systems, FMIS) орієнтовані на підтримку повного циклу прийняття рішень: від реєстрації первинних даних до формування звітів і прогнозів. На типовому скріншоті подібної системи (рис. 1.8) можна побачити панель керування, де відображаються основні індикатори: кількість корів у продуктивній групі, середній добовий надій, витрати кормів на голову, прогнозована собівартість літра молока.



Рисунок 1.8 – Інтерфейс інформаційної системи управління молочною фермою

Такі панелі зазвичай доповнюються інтерактивними графіками та фільтрами, що дозволяють фермеру аналізувати ситуацію в динаміці. Інтерфейс побудований таким чином, щоб складні аналітичні розрахунки були приховані за простими візуальними елементами, зрозумілими користувачу без спеціальної ІТ-підготовки [29; 25].

Цифрові платформи аграрного призначення розвиваються як надбудова над окремими інформаційними системами, об'єднуючи в єдиному середовищі різні джерела даних: супутниковий моніторинг, метеорологічні сервіси, сенсорні мережі на фермі, бухгалтерські програми, мобільні застосунки для збору даних у полі та на тваринницьких комплексах [22]. На відповідному скріншоті цифрової платформи (рис. 1.9) зазвичай демонструється інтегрована карта господарства, де відображаються ділянки полів, розташування ферм, показники стану посівів і тварин, а також елементи меню для переходу до модулів планування робіт, обліку витрат та формування прогнозів.

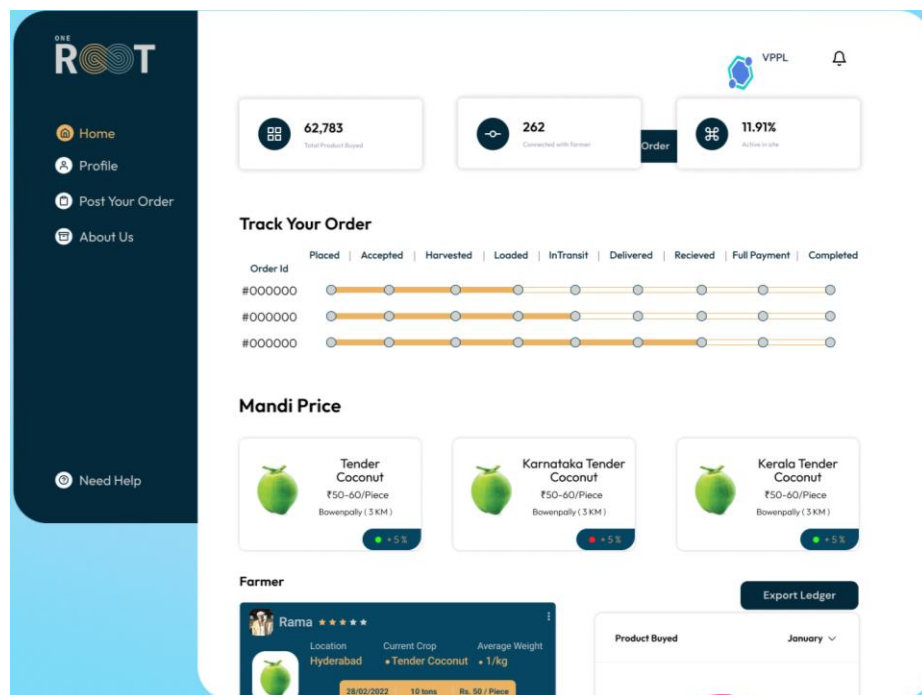


Рисунок 1.9 – Цифрова платформа моніторингу господарства з інтеграцією даних

Така інтеграція дозволяє поєднувати управління рослинницькою та тваринницькою частинами виробництва, що є актуальним для змішаних господарств.

У наукових дослідженнях відзначається, що впровадження FMIS та цифрових платформ здатне зменшити непродуктивні витрати за рахунок точнішого планування та оперативного контролю на 10–20 %, залежно від рівня інтеграції даних та зрілості управлінських процесів [1; 31].

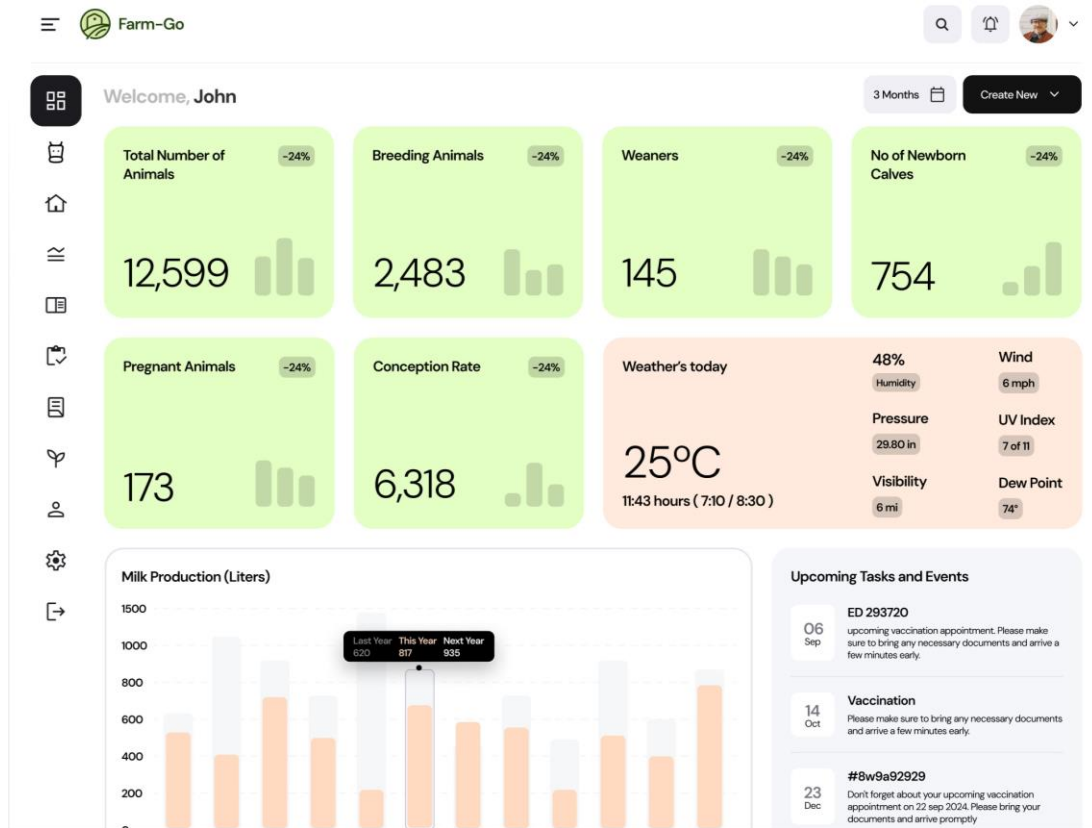


Рисунок 1.10 – Панель управління розширеної аграрної системи Smart Farming

Важливою перевагою таких систем є можливість формування сценаріїв «що, якщо», коли фермер може змодельовати, як зміняться витрати та результативність виробництва у випадку зміни ціни на корми, переходу на інший режим годівлі або впровадження нових технологічних операцій. Для сімейних ферм, які працюють в умовах обмежених фінансових ресурсів, це створює додаткові можливості для зваженого прийняття рішень.

У таблиці 1.4 наведено приклади поширених типів інформаційних систем та цифрових платформ, що застосовуються у фермерських господарствах, із зазначенням їх орієнтації та основних функцій. Конкретні програмні продукти можуть відрізнятися за реалізацією, але структура функціональності залишається подібною у більшості сучасних рішень [29; 15].

Таблиця 1.4 – Основні типи інформаційних систем та цифрових платформ для фермерських господарств

Тип рішення	Орієнтація	Основні функції	Приклади реалізації	Джерела
FMIS для управління фермами	Тваринництво, змішані господарства	облік поголів'я, надоїв, раціонів, витрат ресурсів, формування звітів	комерційні системи управління молочною фермою, локальні ІС ферми	[1; 29]
Платформи точного землеробства	Рослинництво з інтеграцією тваринництва	карти полів, супутниковий моніторинг, планування внесення добрив і ЗЗР, інтеграція з технікою	хмарні сервіси моніторингу полів, платформи агрономічної аналітики	[22; 25]
Гібридні платформи «господарство як система»	Повний цикл виробництва	інтеграція даних рослинництва, тваринництва, фінансів, логістики та продажів	комплексні ERP-рішення для агробізнесу, галузеві платформи	[31; 15]
Мобільні додатки для збору даних	Окремі ферми та невеликі господарства	реєстрація подій (отели, лікування, зважування, зміни раціону), фотофіксація, синхронізація з FMIS	мобільні щоденники фермера, додатки для польових і тваринницьких робіт	[29; 41]

Для сімейних молочних ферм особливий інтерес становлять легкі хмарні рішення, які не потребують значних інвестицій у серверну інфраструктуру та можуть працювати через веб-браузер або мобільний застосунок. Важливо, що сучасні платформи підтримують інтеграцію з датчиками доїльного обладнання, вагами, системами ідентифікації тварин та електронними годівницями. У перспективі це створює основу для побудови цифрового двійника ферми, де кожна зміна у виробничому процесі відображається у моделі в режимі, наближеному до реального часу [31; 41]. Такий підхід є логічним кроком до створення спеціалізованої інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм, яка є предметом подальших розділів даної роботи.

1.5. Завдання кваліфікаційної роботи

Метою цієї кваліфікаційної роботи є розроблення теоретичних і практичних засад створення інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм, яка забезпечує підвищення ефективності управління виробничими процесами та прийняття рішень на основі даних. Досягнення поставленої мети передбачає формування моделі прогнозування, обґрунтування методів її реалізації та побудову програмного інструменту, здатного інтегрувати і аналізувати технологічні, економічні та облікові показники сімейного господарства.

Об'єктом дослідження є процес управління ресурсами сімейної молочної ферми в умовах варіативності виробничих параметрів та зовнішніх впливів.

Предметом дослідження є методи, моделі та інформаційні технології прогнозування витрат ресурсів у тваринницьких господарствах, а також інструменти їх програмної реалізації в системі підтримки прийняття рішень.

Для досягнення поставленої мети в роботі визначено такі *основні завдання*:

1. проаналізувати сучасний стан сімейних молочних ферм, структуру їхніх ресурсних витрат та існуючі підходи до планування у тваринництві;
2. виконати огляд методів прогнозування витрат ресурсів та визначити їх відповідність умовам сімейного господарства;
3. здійснити формалізацію задачі прогнозування витрат ресурсів та визначити показники, що впливають на модель;
4. обґрунтувати вибір математичного апарату, методів прогнозування та алгоритмів машинного навчання для побудови моделі;
5. провести аналіз інструментів збору, підготовки та зберігання даних, необхідних для роботи моделі;
6. обрати програмні засоби, середовище та технологічні рішення для реалізації інформаційної системи;

7. розробити структуру даних, функціональні модулі та логіку взаємодії елементів системи;
8. реалізувати модель прогнозування, виконати її навчання та оцінити точність за відповідними метриками;
9. створити модулі збору, зберігання та аналітичної обробки даних у системі;
10. розробити інтерфейс користувача та реалізувати інструменти візуалізації результатів прогнозування для підтримки прийняття рішень у сімейній молочній фермі.

Сформульовані завдання логічно пов'язані зі структурою роботи та забезпечують послідовний перехід від теоретичних засад до практичної розробки інформаційної системи, що дозволяє комплексно вирішити проблему прогнозування витрат ресурсів у сімейних молочних фермерських господарствах.

РОЗДІЛ 2.

ОБҐРУНТУВАННЯ МОДЕЛІ ТА ВИБІР ІНСТРУМЕНТАРІЮ ДЛЯ СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ

2.1. Формалізація задачі прогнозування витрат ресурсів та визначення основних показників

Формалізація задачі прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм ґрунтується на розумінні того, що кількість і структура витрат залежать від поєднання біологічних, технологічних та економічних чинників, які змінюються в часі. Для коректного моделювання необхідно визначити змінні, що впливають на споживання кормів, енергоресурсів, ветеринарних матеріалів і трудових ресурсів, а також описати їх взаємозв'язки у математичному вигляді. Задача прогнозування розглядається як задача передбачення майбутніх значень витрат на основі історичних даних, урахування структурних зв'язків та зовнішніх чинників, таких як сезонність, коливання цін і зміни у технології виробництва.

У загальному вигляді задача може бути подана як знаходження функції:

$$\hat{Y}_{t+1} = f(X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-n}), \quad (2.1)$$

де $\hat{Y}_{t+1}$ – прогнозовані витрати певного ресурсу у момент часу $t+1$; X_t – вектор значень показників у момент часу t ; $f(\cdot)$ – модель прогнозування, яка може бути статистичною, економетричною або нейромережею.

Для сімейних молочних ферм до складу цього вектора входять параметри стада, надої, норми годівлі, споживання кормів, технічні характеристики обладнання та економічні індикатори.

На рисунку 2.1 подано загальну схему чинників, що впливають на формування витрат ресурсів. Діаграма демонструє структуру основних груп показників, які виступають вхідними змінними математичної моделі.

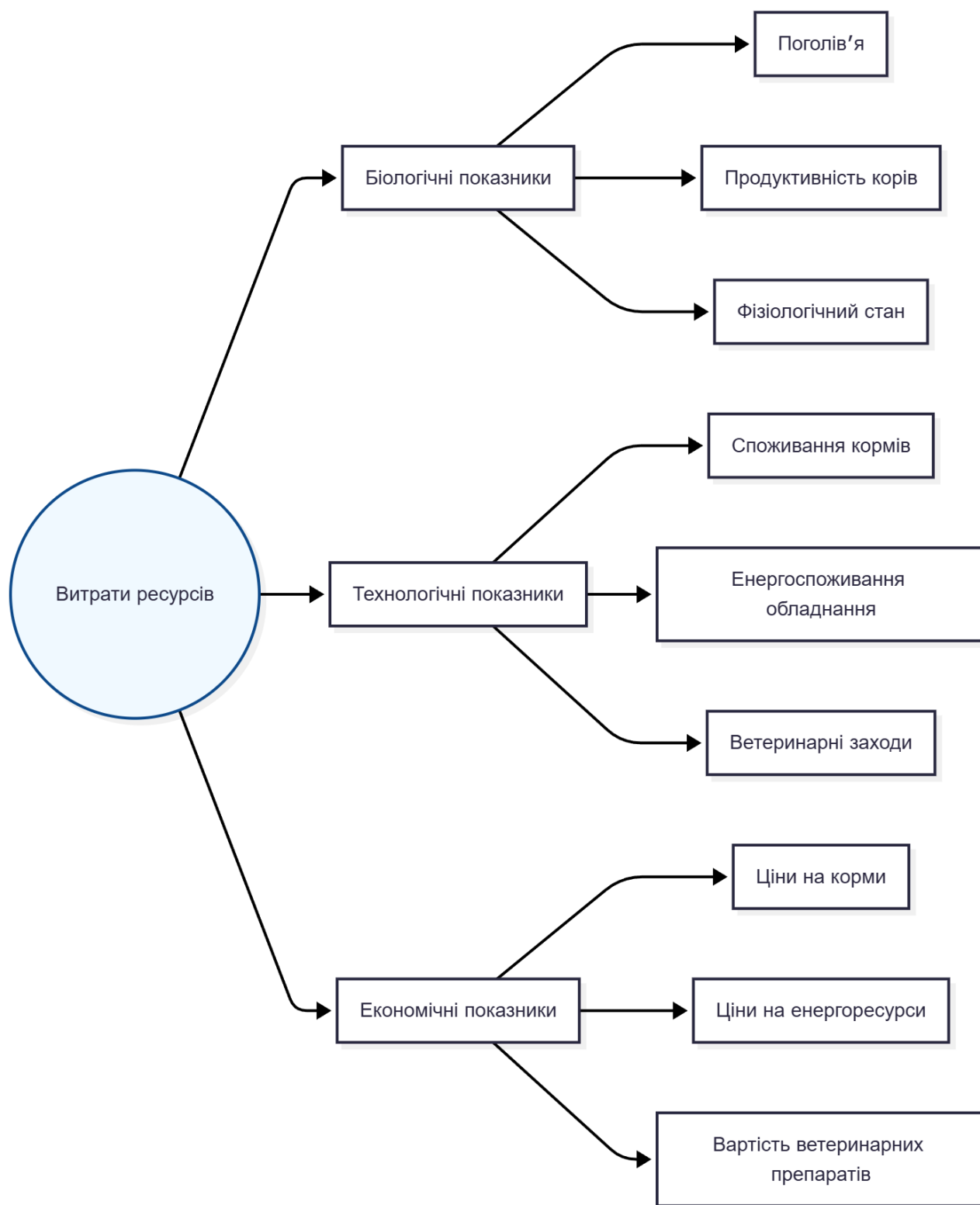


Рисунок 2.1 – Основні чинники, що впливають на витрати ресурсів сімейної молочної ферми

Важливим етапом формалізації є визначення набору показників, які мають значення для прогнозної моделі. У таблиці 5 наведено основні групи

показників із коротким описом їхнього впливу на витрати. Розподіл здійснено таким чином, щоб охопити як технологічні, так і економічні аспекти функціонування сімейної ферми.

Таблиця 2.1 – Основні показники, що використовуються для прогнозування витрат ресурсів

Група показників	Конкретні змінні	Вплив на модель
Біологічні	кількість корів, середньодобовий надій, структура стада	формують базовий рівень потреби у кормах та ветеринарних матеріалах
Технологічні	добове споживання кормів, технічний стан обладнання, витрати електроенергії	визначають рівень технологічних витрат і впливають на енергоспоживання
Економічні	ціни на корми, ціни на пальне, ринкові коливання	визначають динаміку собівартості та економічні тренди
Зовнішні	сезонність, температура, умови утримання	коригують споживання кормів і енергії залежно від періоду року

Для подальшого побудування моделі прогнозування необхідним є опис математичної залежності між показниками. Якщо позначити всі витрати ферми у момент часу t через C_t , а вектор усіх чинникних ознак через X_t , модель можна подати як:

$$C_t = g(X_t) + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

де $g(\cdot)$ – невідома функція, яка апроксимується за допомогою статистичних, регресійних або нейронних моделей; ε_t – випадкова складова, що враховує невизначеність.

Для прогнозу застосовується оцінена модель:

$$\hat{C}_{t+1} = g(X_t). \quad (2.3)$$

Для демонстрації структури даних, що формують вектор X_t , на рисунку 2.2 наведено спрощену схему потоків даних.

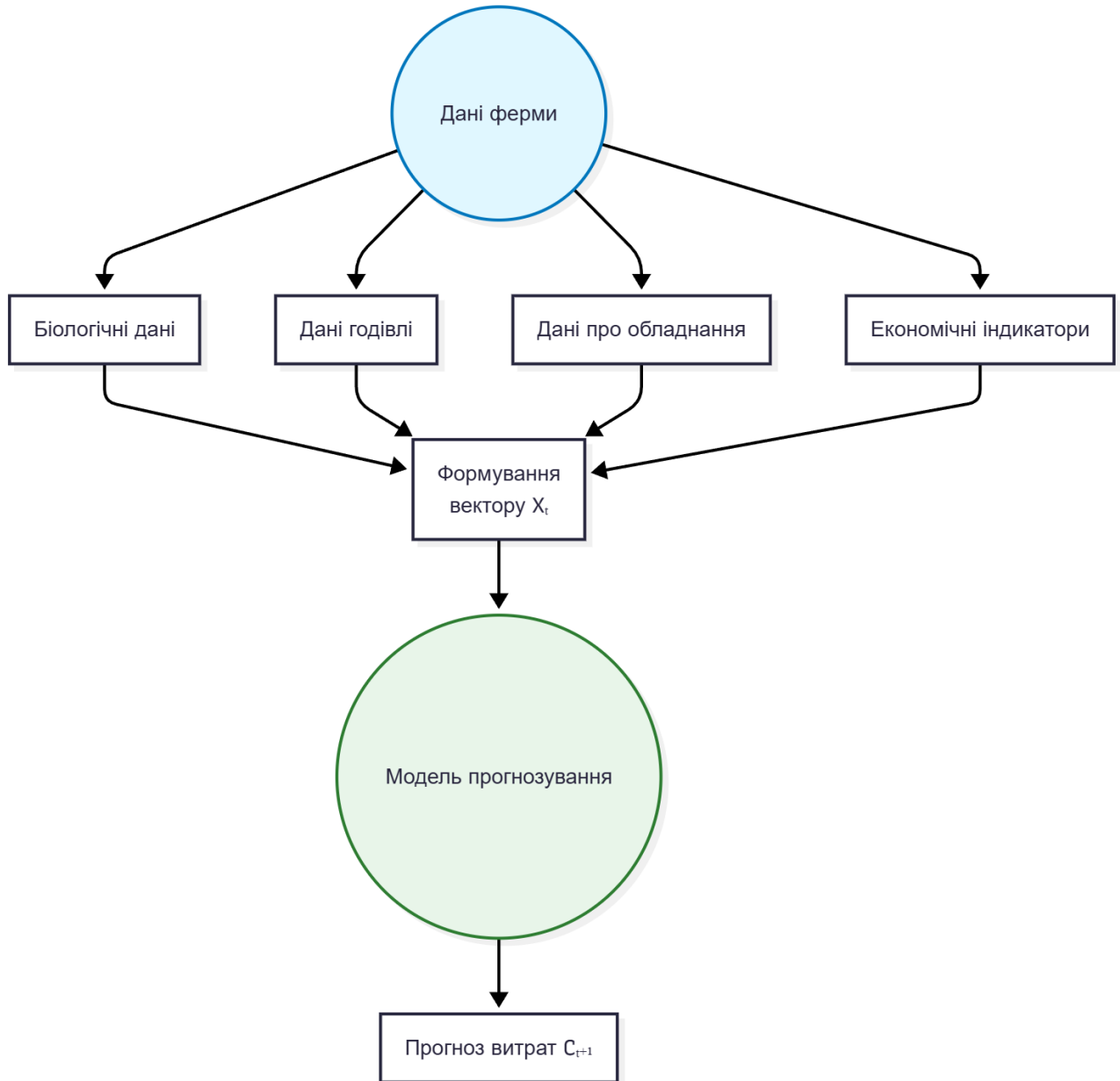


Рисунок 2.2 – Структура вхідних даних для моделі прогнозування

На практиці реалізація такого підходу потребує використання структурованих наборів даних. Приклад базової структури DataFrame наведено у вигляді Python-коду, який ілюструє можливий формат підготовки даних перед подачею до моделі машинного навчання (рис. 2.3).

```
import pandas as pd

data = pd.DataFrame({
    'cows': [24, 25, 24, 26],
    'milk_yield': [18.5, 18.9, 19.1, 18.7],
    'feed_intake': [21.3, 21.5, 21.1, 21.6],
    'energy_cost': [480, 510, 495, 505],
    'feed_price': [8.4, 8.6, 8.7, 8.5],
    'vet_cost': [120, 130, 125, 128]
})

print(data.head())
```

	cows	milk_yield	feed_intake	energy_cost	feed_price	vet_cost
0	24	18.5	21.3	480	8.4	120
1	25	18.9	21.5	510	8.6	130
2	24	19.1	21.1	495	8.7	125
3	26	18.7	21.6	505	8.5	128

Рисунок 2.3 – Приклад базової структури DataFrame наведено у вигляді Python-коду

Таким чином, формалізація задачі прогнозування витрат ресурсів полягає у визначенні релевантних показників, побудові їх математичного опису та підготовці структури даних, які будуть використані для навчання моделі. Чітке визначення цих елементів забезпечує коректність подальших етапів моделювання та високу точність прогнозу, що є основою ефективної роботи системи підтримки прийняття рішень у сімейних молочних фермах.

2.2. Обґрунтування вибору математичної моделі та методів прогнозування

Вибір математичної моделі для прогнозування витрат ресурсів сімейної молочної ферми ґрунтується на аналізі природи вихідних даних, їх мінливості, наявності сезонних коливань та взаємозалежностей між окремими показниками. Дані, що характеризують споживання кормів, енергоресурсів, ветеринарних матеріалів та трудових витрат, мають часову структуру і нерідко демонструють циклічність, вплив біологічних чинників, а також значну

залежність від економічних показників. У зв'язку з цим оптимальною є комбінація економетричних та машинних підходів, які дають змогу врахувати як часову динаміку, так і нелінійні зв'язки.

Класичні економетричні моделі, зокрема ARIMA та її сезонні модифікації SARIMA, дозволяють працювати з часовими рядами, де важливою є автокореляція та стабільність ряду. У загальному вигляді модель прогнозування витрат може бути записана як:

$$C_t = \phi_1 C_{t-1} + \phi_2 C_{t-2} + \dots + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \varepsilon_t. \quad (2.4)$$

де C – витрати у момент часу t ; ϕ_i – параметри авторегресійної частини; θ_i – параметри ковзного середнього; ε – випадковий компонент.

Перевагою таких моделей є їх прозорість, можливість інтерпретації та добрі результати у випадках стабільної структури витрат. Проте вони не завжди здатні відобразити нелінійні залежності, притаманні фермерським даним, особливо якщо йдеться про вплив кормових раціонів, продуктивності корів або зміни технологічних параметрів.

З цієї причини доцільним є застосування методів машинного навчання, які можуть працювати з багатовимірними вхідними даними та виявляти складні зв'язки. Особливо ефективними є моделі на основі регресійних дерев (Random Forest, Gradient Boosting) та штучні нейронні мережі. Нейронна мережа з одним прихованим шаром апроксимує функцію прогнозування у вигляді:

$$\hat{C}_{t+1} = \sigma \left(\sum_{i=1}^n w_i X_{i,t} + b \right). \quad (2.5)$$

де $X_{i,t}$ – вхідні чинники; w_i – вагові коефіцієнти; b – зсув; $\sigma(\cdot)$ – активаційна функція.

Для задач прогнозування часових рядів в аграрному секторі часто застосовують рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх модифікації LSTM та GRU, які здатні «запам'ятовувати» попередні стани та адекватно передавати часову залежність.

На рисунку 2.3 наведено порівняльну схему трьох груп методів прогнозування, які можуть бути використані для потреб сімейної молочної ферми.

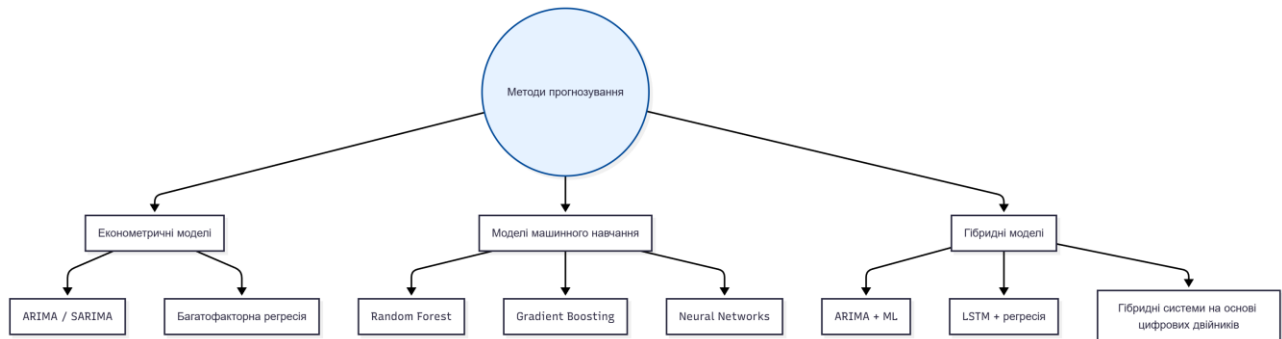


Рисунок 2.3 – Класи методів прогнозування витрат ресурсів

Порівняльну оцінку моделей наведено у таблиці 2.2, де враховано точність, інтерпретованість, вимоги до даних та придатність до умов сімейних ферм.

Таблиця 2.2 – Порівняльна характеристика моделей прогнозування витрат

Модель	Переваги	Недоліки	Рекомендованість
ARIMA / SARIMA	інтерпретованість, робота з сезонністю	погано моделює нелінійності	для стабільних рядів
Random Forest	висока точність, робота з багатьма змінними	немає прогнозування сезонності	для комплексних даних
Gradient Boosting	хороша узагальнююча здатність	потребує tuning параметрів	для прогнозів із трендами
LSTM / GRU	моделюють часову динаміку	складність навчання	для великих історичних наборів
Гібридні моделі	враховують сильні сторони підходів	складні у реалізації	для високої точності

Оскільки структура витрат сімейної молочної ферми включає як регулярні, так і нерегулярні компоненти, оптимальним підходом є гібридна модель, що поєднує економетричні методи та машинне навчання. Структура такої моделі зображена на рисунку 2.4.

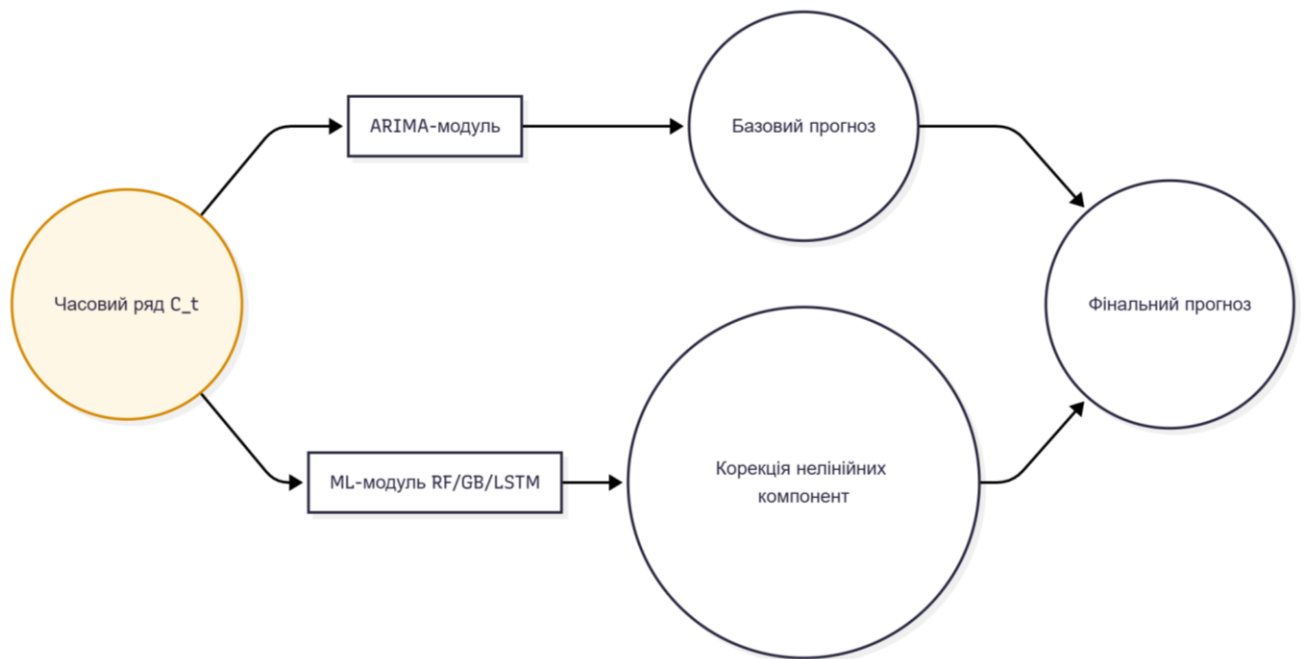


Рисунок 2.4 – Гібридна модель прогнозування витрат ресурсів

Застосування гібридного підходу дає змогу отримати точніший прогноз, оскільки ARIMA моделює сезонність і тренди, а машинне навчання відловлює складні нелінійні взаємозв'язки між технологічними та економічними параметрами. Така модель є стійкою до коливань у структурі даних, що особливо важливо для сімейних ферм, де умови виробництва можуть змінюватися залежно від сезону, раціону або технічного стану обладнання.

У підсумку вибір математичної моделі для прогнозування витрат ресурсів зводиться до комбінованого підходу, який враховує часову структуру даних, різночинникність впливів і потребу у високій точності прогнозу. Такий підхід забезпечує надійну основу для реалізації системи підтримки прийняття рішень, здатної працювати у реальних умовах виробництва сімейних молочних фермерських господарств.

2.3. Аналіз інструментів збору, підготовки та зберігання даних

Ефективність прогнозування витрат ресурсів у сімейних молочних фермах значною мірою залежить від якості даних, які надходять у модель. Саме тому питання збору, очищення, структурування та зберігання даних є основними для успішної реалізації системи підтримки прийняття рішень. Дані, що формуються у фермерському господарстві, мають різну природу: частина надходить із сенсорних систем, інша збирається вручну, а окремі показники формуються автоматично на основі економічних чи ринкових джерел. Їх інтеграція у єдине інформаційне середовище вимагає використання відповідних технологічних інструментів.



Рисунок 2.5 – Основні джерела даних для системи прогнозування витрат

На більшості сімейних молочних ферм дані про поголів'я, надої, витрати кормів і ветеринарні заходи фіксуються в електронних журналах або мобільних додатках. Для автоматизованих господарств додатковим джерелом інформації є доїльні установки, вагові модулі та датчики контролю мікроклімату. Такі

пристрої передають дані через Wi-Fi або локальні радіомережі, що забезпечує їх надходження в інформаційну систему в режимі, близькому до реального часу. Джерела даних для моделі прогнозування наведено у схемі на рисунку 2.5.

Після збору даних необхідним є етап їх підготовки, який включає очищення від пропусків, усунення шуму, нормалізацію та приведення до єдиного формату. У загальному вигляді процес підготовки даних можна описати як функцію:

$$X' = h(X). \quad (2.6)$$

де X – початковий набір даних; $h(\cdot)$ – набір процедур попередньої обробки.

Залежно від інструментів, підготовка може включати алгоритми інтерполяції пропусків, фільтрацію аномалій, обчислення рухомих середніх, застосування стандартизації за формулою:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}. \quad (2.7)$$

де x – значення показника; μ – стандартне відхилення.

Це забезпечує коректну роботу моделей машинного навчання.

У таблиці 2.3 наведено основні інструменти, які можуть застосовуватися для збору та підготовки даних на фермі.

Таблиця 2.3 – Інструменти збору та підготовки даних

Етап	Інструменти	Приклади використання
Збір даних	сенсори, доїльні установки, мобільні додатки	реєстрація надоїв, кормових норм, ветеринарних подій
Автоматизація збору	MQTT-брокери, LoRaWAN, Wi-Fi датчики	бездротова передача даних у систему
Підготовка	Pandas, NumPy, Scikit-learn	очищення, нормалізація, об'єднання наборів даних
Зберігання	SQLite, PostgreSQL, Firebase, локальні JSON/CSV	формування історичних баз даних
Інтеграція	API, REST, Node-RED	об'єднання внутрішніх і зовнішніх джерел

У системах підтримки прийняття рішень важливе місце займає структура сховища даних. Вона має забезпечувати як швидкий доступ до показників, так і можливість історичного аналізу. На рисунку 2.6 наведено логічну структуру бази даних, яка може використовуватися у системі прогнозування.

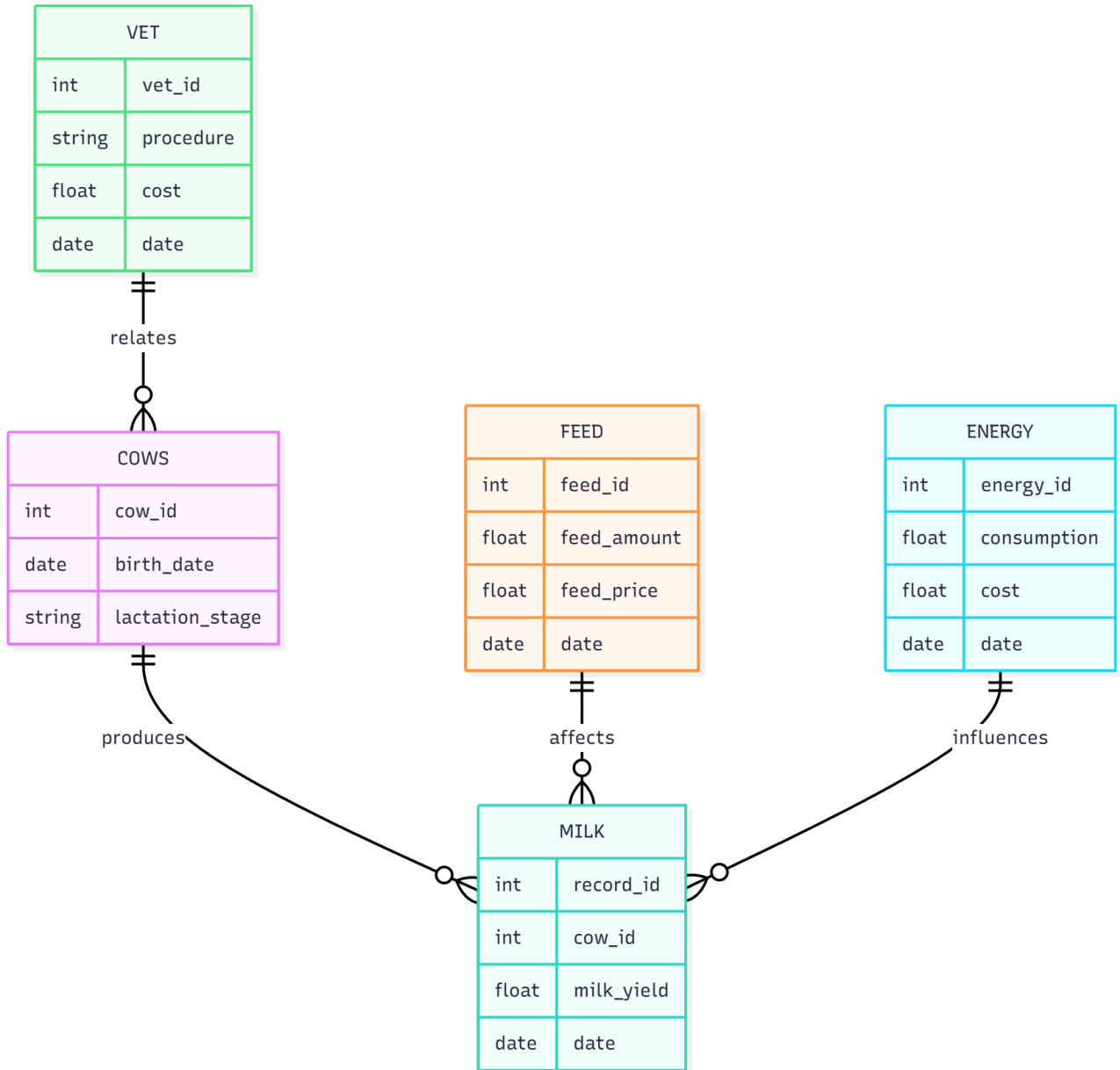


Рисунок 2.6 – Структура бази даних для зберігання фермерських показників

На практичному рівні зберігання даних може реалізовуватися як у локальній базі, так і в хмарних рішеннях. Для сімейних ферм найбільш зручними є легкі СУБД, такі як SQLite або Firestore, які не потребують складної

інфраструктури. Застосування PostgreSQL або TimescaleDB доцільне для більших господарств, де необхідний аналіз великих часових рядів.

Дані, підготовлені та структуровані у базі, можуть бути надалі використані для навчання моделі прогнозування. Приклад фрагмента коду, який демонструє завантаження та підготовку набору даних до моделі, наведено нижче (рис. 2.7).

```
import pandas as pd
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Завантаження даних
df = pd.read_csv("farm_data.csv")

# Вибір основних ознак
features = df[['milk_yield', 'feed_amount', 'energy_cost', 'vet_cost']]
target = df['total_cost']

# Стандартизація
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(features)
```

Рисунок 2.7 – Фрагмент коду завантаження та підготовки набору даних для створення моделі

Таким чином, аналіз інструментів збору, підготовки та зберігання даних демонструє, що для створення ефективної системи підтримки прийняття рішень необхідне комплексне використання сенсорних технологій, мобільних додатків, алгоритмів очищення й нормалізації даних та оптимізованих рішень для їх зберігання. Усі ці компоненти формують інформаційну основу моделі прогнозування і визначають її точність та надійність.

2.4. Вибір програмних засобів та технологій для реалізації моделі прогнозування

Реалізація системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм потребує комплексного вибору програмних засобів, які забезпечують збирання даних, їх зберігання, попередню обробку, навчання моделі та

відображення результатів у зрозумілому для користувача вигляді. Важливо підібрати технології, що дозволять працювати як із часовими рядами, так і зі структурованими багатовимірними даними, а також забезпечать гнучкість та масштабованість у разі розширення системи. Вибір інструментів ґрунтується на критеріях доступності, відкритості, популярності в науковому середовищі та здатності інтегруватися з хмарними або локальними інфраструктурами.

Основним середовищем розробки доцільно обрати мову Python, яка має великий набір бібліотек для машинного навчання, обробки часових рядів та побудови інтелектуальних моделей. Вона забезпечує простий синтаксис і має підтримку інструментів для аналізу даних, таких як Pandas, NumPy, SciPy, а також потужні фреймворки для побудови моделей – TensorFlow, PyTorch, Scikit-learn. Використання таких бібліотек дозволяє створювати прогностичні моделі різної складності: від простих регресій до рекурентних нейронних мереж, адаптованих до даних сімейної ферми.

Для системи зберігання даних оптимальним рішенням є PostgreSQL або SQLite, залежно від масштабу ферми та вимог до швидкості обробки. PostgreSQL забезпечує роботу з великими масивами даних і підтримує розширення TimescaleDB, що значно полегшує роботу з часовими рядами. SQLite, зі свого боку, достатньо продуктивна для невеликих господарств і не потребує окремого серверного середовища. Інтеграція з мобільними або веб-застосунками може реалізовуватися через API, побудовані на Flask або FastAPI.

Схему технологічного стека системи прогнозування наведено на рисунку 2.8.

Для забезпечення інтерактивності та зручності користувача доцільно використовувати Streamlit або легкі веб-фреймворки. Streamlit дозволяє швидко створювати панель управління моделлю, відображати графіки, таблиці, порівняння прогнозів і історичних даних. Це особливо важливо для фермерів, яким потрібен інтуїтивний інтерфейс без складної інсталяції програмного забезпечення.

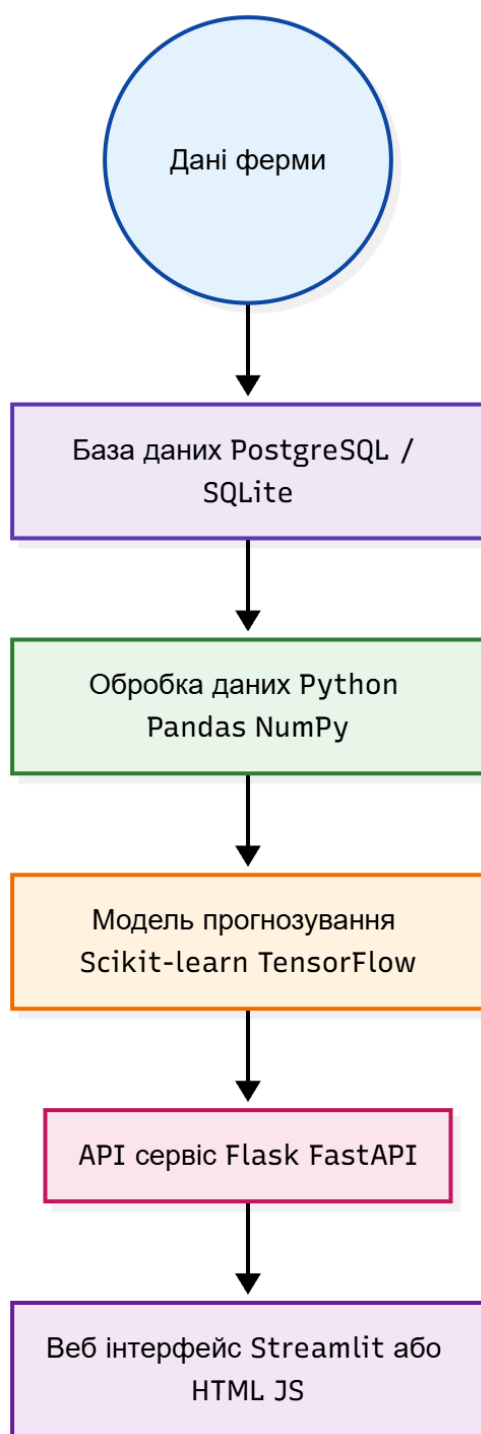


Рисунок 2.8 – Технологічний стек для реалізації системи прогнозування витрат ресурсів

У таблиці 2.4 наведено порівняльну характеристику програмних засобів, придатних для реалізації системи.

Таблиця 2.4 – Порівняння програмних засобів для моделі прогнозування

Компонент	Інструменти	Переваги	Обмеження
Обробка даних	Python, Pandas, NumPy	простота, широкі можливості аналізу	вимагає базових ІТ навичок
Моделі прогнозування	Scikit-learn, TensorFlow, PyTorch	підтримка ML і нейронних мереж	складність налаштування глибоких моделей
Зберігання даних	PostgreSQL, SQLite	стабільність, робота з часовими рядами	PostgreSQL потребує сервера
Веб/API	Flask, FastAPI	гнучкість, швидкість	потребує конфігурації
Інтерфейс	Streamlit	швидка розробка UI для моделі	менш гнучкий за класичні веб-фреймворки

Технологічні засоби повинні взаємодіяти таким чином, щоб забезпечити повний цикл: від введення даних до генерації прогнозу та його візуалізації. Загальну логіку роботи програмного інструменту можна представити моделлю даних, зображеною на рисунку 2.9.

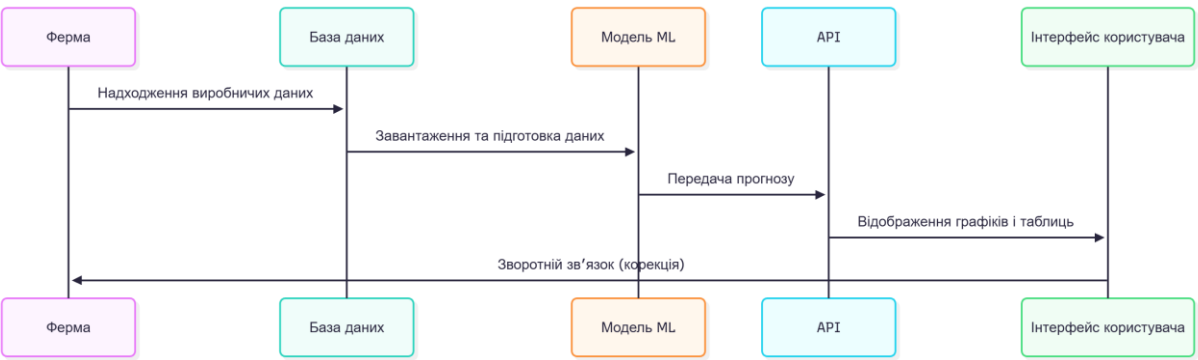


Рисунок 2.9 – Логіка роботи програмної системи прогнозування

Вибір цього набору технологій забезпечує гнучкість системи, можливість подальшого розширення та адаптації під конкретні умови сімейної молочної ферми. Комплексне використання Python, сучасних ML-фреймворків, реляційних баз даних та легких веб-технологій створює надійну основу для побудови практичної та корисної системи підтримки прийняття рішень, здатної працювати в реальних виробничих умовах.

РОЗДІЛ 3.

РЕЗУЛЬТАТИ ПРОЕКТУВАННЯ ТА СТВОРЕННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ

3.1. Формування структури даних та побудова базового DataFrame для моделі прогнозування

Для побудови базового набору даних було використано відкриті статистичні матеріали міжнародних та національних організацій, що здійснюють моніторинг стану молочного тваринництва. Зокрема, інформація щодо сезонних коливань надоїв, структури витрат та динаміки цін на корми узята з щорічних звітів FAO та матеріалів «Dairy Market Review». Дані про типову ресурсну структуру сімейних молочних ферм та середні витрати на ветеринарні послуги, енергоресурси й оплату праці узагальнено на основі аналітичних оглядів Міністерства аграрної політики та продовольства України, а також публікацій Інституту тваринництва НААН. Окремі статистичні параметри були уточнені за даними сервісів Global Dairy Trade та Європейської молочної асоціації щодо цінових трендів і сезонних змін у виробництві молока. Таке поєднання джерел дозволило сформувати реалістичний та репрезентативний набір історичних даних, адаптований до умов функціонування сімейних молочних ферм.

Початковим етапом створення системи прогнозування витрат ресурсів є формування коректної структури даних, яка відображає реальні процеси функціонування сімейної молочної ферми. В основу моделі покладено історичні дані з тижневою періодичністю, що дозволяє враховувати як короткотермінову динаміку, так і сезонні коливання, притаманні галузі тваринництва. Дані містять інформацію про витрати на корми, енергоресурси, ветеринарні послуги, оплату праці, а також показники продуктивності стада, зокрема надої молока та кількість корів. Така структура дозволяє забезпечити

цілісне уявлення про витрати ферми та встановити залежності між різними групами ресурсів.

Початковий DataFrame формується у форматі таблиці з часовим індексом, що забезпечує коректну роботу моделей часових рядів. Основні змінні включають `total_cost`, `feed_cost`, `energy_cost`, `vet_cost`, `labour_cost`, `milk_yield` та `cows`. Якість даних перевіряється шляхом перегляду перших рядків та обчислення описової статистики. У таблиці 3.1 наведено фрагмент початкового набору даних, що демонструє їхню структуру.

Таблиця 3.1 – Початкові рядки базового DataFrame

Перші рядки DataFrame:

	cows	milk_yield	feed_cost	energy_cost	vet_cost	labour_cost	total_cost
date							
2020-01-01	30.004718	20.014901	483.469645	57.639717	23.808999	99.045734	663.964094
2020-01-02	29.880108	20.050492	477.243935	57.096449	23.619580	95.989523	653.949486
2020-01-03	30.054980	20.128695	484.258586	58.962149	23.801162	96.951045	663.972942
2020-01-04	30.020789	20.209550	484.372338	56.631995	23.359014	96.918607	661.281955
2020-01-05	30.059881	20.211383	486.680231	59.167807	24.421513	94.474878	664.744429

Після попереднього аналізу даних здійснюється їх візуалізація з метою ідентифікації сезонних патернів, трендів та можливих аномалій. На рисунку 3.1 представлено динаміку основних видів витрат за трирічний період. Помітно, що витрати на корми та загальні витрати ферми мають яскраво виражену сезонність: зростання у літній період та піки восени, що відповідає аграрній специфіці формування запасів кормів. Витрати на енергію демонструють плавну циклічність із річним повторенням, тоді як оплата праці характеризується плавним висхідним трендом, зумовленим інфляційними процесами.

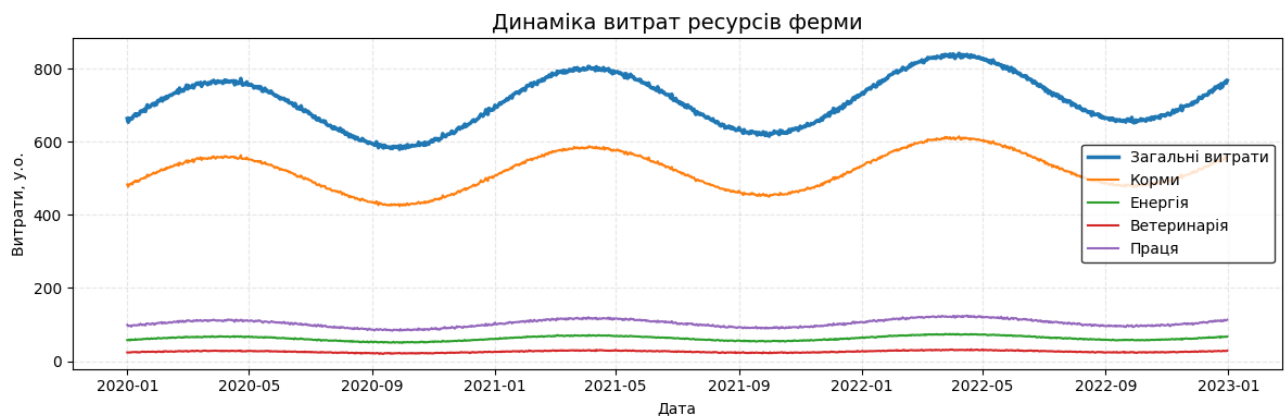


Рисунок 3.1 – Динаміка витрат ресурсів сімейної ферми у 2020–2022 рр.

Для більш детального аналізу здійснено розрахунок описової статистики, яка подана у таблиці 3.2. Статистичні характеристики дозволяють оцінити середні значення, варіацію та межі розподілу показників, що надалі використовується при підготовці даних до моделювання та формуванні лагових ознак у моделі прогнозування.

Таблиця 3.2 – Описова статистика базових параметрів витрат ферми

Описова статистика:

	cows	milk_yield	feed_cost	energy_cost	vet_cost	labour_cost	total_cost
count	1096.00	1096.00	1096.00	1096.00	1096.00	1096.00	1096.00
mean	30.00	21.64	519.49	62.31	25.96	103.86	711.62
std	0.06	2.09	50.12	6.03	2.57	10.15	68.72
min	29.82	17.75	423.91	49.77	19.69	83.27	579.79
25%	29.96	20.05	481.13	57.57	23.90	95.83	658.41
50%	30.00	21.65	519.24	62.33	25.95	103.53	711.39
75%	30.04	23.24	557.90	67.14	27.97	111.83	764.25
max	30.19	25.53	615.16	74.45	32.25	124.72	842.44

Формування такого DataFrame створює підґрунтя для подальшої побудови моделі прогнозування. На основі цих даних модуль машинного навчання зможе аналізувати залежності між показниками, враховуючи сезонність, автокореляцію та взаємний вплив факторів.

Нижче наведено фрагмент коду (рис. 3.2), за допомогою якого було сформовано базовий набір даних, синхронізований із календарною шкалою та з урахуванням сезонних залежностей реальної молочної ферми:

```
df = pd.DataFrame({
    "date": dates,
    "cows": cows,
    "milk_yield": milk_yield,
    "feed_cost": feed_cost,
    "energy_cost": energy_cost,
    "vet_cost": vet_cost,
    "labour_cost": labour_cost,
    "total_cost": total_cost
})
df.set_index("date", inplace=True)

print("Перші рядки DataFrame:")
display(df.head())

print("\nОписова статистика:")
display(df.describe().round(2))
```

Рисунок 3.2 – Фрагмент коду сформованого базового набору даних

Отриманий набір даних є повністю узгодженим та готовим до подальшої обробки: створення лагів, нормалізації, розбиття на навчальну та тестову вибірки та застосування моделей машинного навчання. Коректність побудови початкового DataFrame визначає якість усього подальшого процесу прогнозування, оскільки саме тут закладаються вихідні залежності між структурними елементами витрат та показниками продуктивності сімейної молочної ферми.

3.2. Підготовка даних, їх очищення, нормалізація та інженерія ознак для побудови моделі

Формування якісного набору даних є необхідною умовою для побудови достовірної та стійкої моделі прогнозування витрат ресурсів сімейної молочної ферми. Незважаючи на те, що вихідний набір даних містить усі базові змінні, характерні для функціонування ферми, він потребує низки процедур попередньої обробки. На цьому етапі здійснюється очищення від аномальних значень, перевірка коректності часової шкали, нормалізація показників та інженерія ознак, що дозволяє моделі краще відстежувати як поточні залежності, так і відкладені у часі взаємозв'язки.

Початковий аналіз включав візуальну оцінку залежності між поточними та майбутніми витратами. На рисунку 3.3 наведено графік кореляції між загальною сумою витрат на поточному тижні та витратами на один тиждень уперед. На графіку чітко простежується лінійна залежність, що підтверджує наявність автокореляції у ряді та доцільність використання лагових ознак у моделі прогнозування.

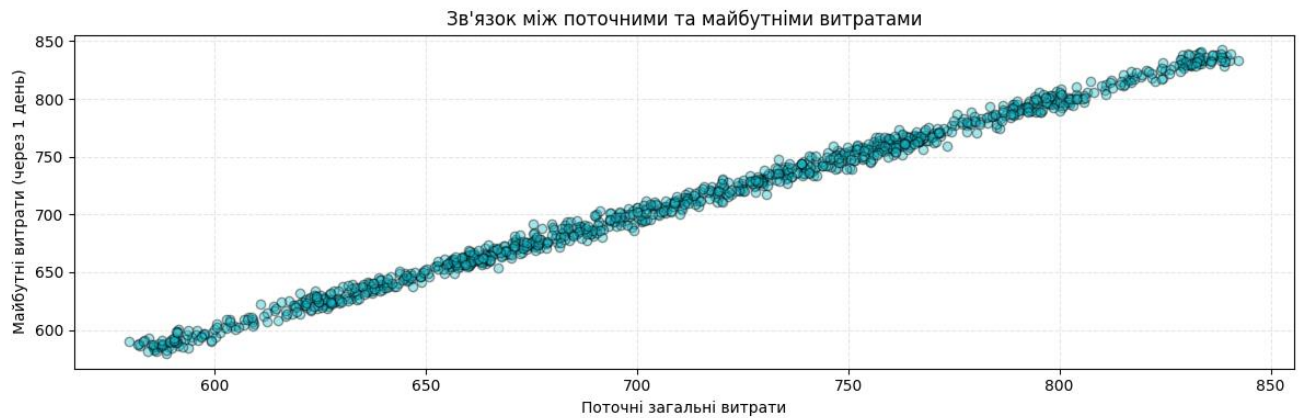


Рисунок 3.3 – Зв'язок між поточними та майбутніми витратами ($t - t+1$)

Окремим етапом була підготовка даних до навчання, що включає розбиття вибірки на навчальну та тестову частини. На рисунку 3.4 представлено розподіл даних у часовому вимірі з позначенням межі поділу. Навчальну частину складає період з 2020 по середину 2022 року, тоді як дані другої половини 2022 року використані для перевірки моделі. Такий підхід дозволяє уникнути змішування тимчасових спостережень та забезпечує об'єктивність оцінювання моделі.

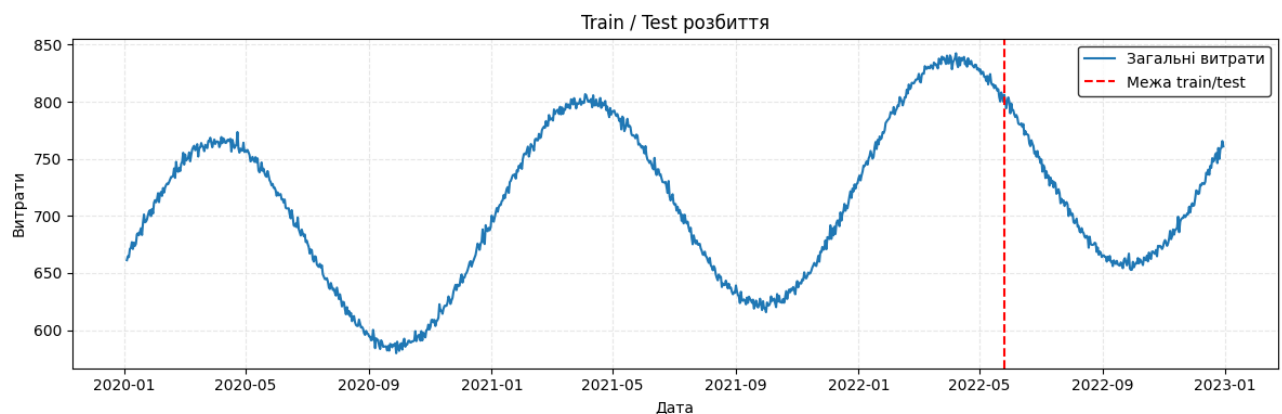


Рисунок 3.4 – Розподіл даних на навчальну (train) та тестову (test) вибірки

Попередній аналіз продемонстрував, що дані мають виражену сезонність із річним циклом, що суттєво впливає на витрати. Саме тому для побудови моделей машинного навчання були сформовані додаткові ознаки, що описують річну періодичність та короткострокові залежності. До таких ознак віднесено лагові значення витрат (`total_cost_lag_1`, `lag_2`, `lag_3`) та ковзні статистики,

зокрема чотиритижневу ковзну середню та середньоквадратичне відхилення (rolling_mean_4, rolling_std_4). Додавання цих характеристик покращує здатність моделі виявляти локальні тренди та цикли.

```
def prepare_features(df, horizon=8):
    df = df.copy()

    # зсув цільової змінної
    df["target"] = df["total_cost"].shift(-horizon)

    # лаги загальних витрат
    for lag in [1, 2, 3]:
        df[f"total_cost_lag_{lag}"] = df["total_cost"].shift(lag)

    # лаги продуктивності стада
    df["milk_yield_lag_1"] = df["milk_yield"].shift(1)
    df["cows_lag_1"] = df["cows"].shift(1)

    # ковзні характеристики
    df["rolling_mean_4"] = df["total_cost"].rolling(4).mean()
    df["rolling_std_4"] = df["total_cost"].rolling(4).std()

    df = df.dropna()
    return df

df_features = prepare_features(df, horizon=8)
df_features.head()
```

Рисунок 3.5 – Фрагмент коду формування лагових ознак та підготовки набору даних

Код формування лагових ознак та підготовки набору даних наведено нижче. Він реалізує основні етапи інженерії ознак: створення зсунутих у часі характеристик, формування ковзних статистик та усунення пропусків, які виникають унаслідок обчислення лагів (рис. 3.6).

У результаті виконання всіх перерахованих процедур отримано структурований та очищений набір даних, оптимізований для застосування моделей машинного навчання. Використання лагових ознак дозволяє моделі врахувати історичні залежності, а ковзні статистики – відслідковувати короткотермінові тренди. Такий комплексний підхід суттєво підвищує точність прогнозування на горизонті 4–12 тижнів, що є критично важливим для прийняття рішень у сімейних молочних фермах.

3.3. Навчання та оцінювання моделей прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм

Після формування структурованого набору даних та проведення інженерії ознак постає завдання побудови декількох моделей прогнозування, здатних відтворити як довгострокову сезонність, так і короткострокові коливання витрат. У нашій роботі розглянути чотири підходи, що належать до різних класів моделей: статистичну модель ARIMA(2,1,2), ансамблеві методи Random Forest та Gradient Boosting, а також нейронну мережу прямого поширення (MLP). Для коректного оцінювання точності вхідний часовий ряд було поділено на тренувальну та тестову вибірки із збереженням часової послідовності. Межу розділення показано на рисунку 3.4.

Візуальний аналіз структури ряду перед тренуванням виявив добре виражену річну сезонність із піковими значеннями у літні та зимові місяці та періодичні спади у перехідні сезони. Такий характер коливань ускладнює використання класичних ARIMA-моделей, оскільки вони потребують значного обсягу параметричного налаштування. На рисунку 3.6 наведено приклад поведінки моделі ARIMA(2,1,2), яка виявила тенденцію до надмірного згладжування та значного відхилення від реальних значень на тестових періодах, що є типовим для моделей, чутливих до нелінійності сезонних компонентів.

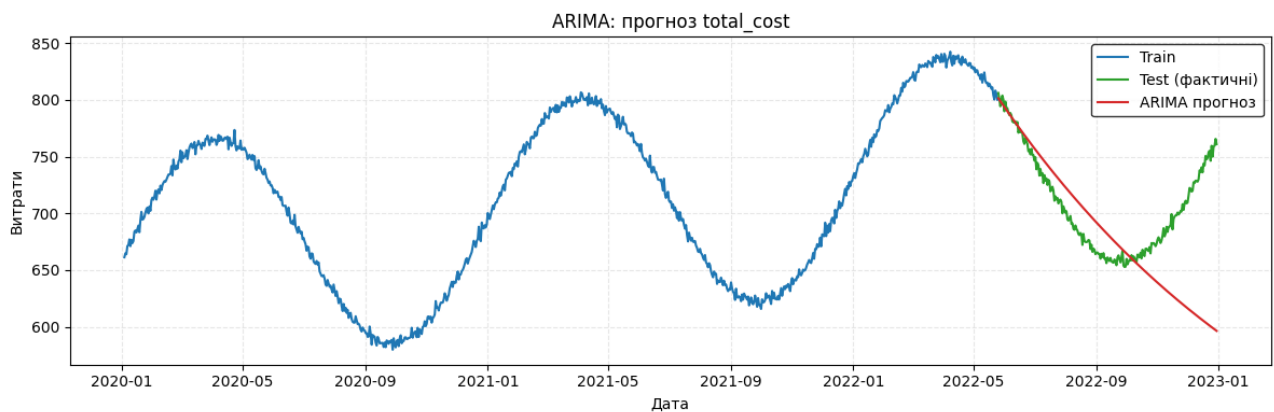


Рисунок 3.6 – Результати прогнозування витрат за моделлю ARIMA

ARIMA демонструє обмежену здатність відтворювати складні сезонні ефекти, що ще раз підтверджує необхідність залучення моделей машинного навчання та інженерії ознак. Набагато стабільніші результати продемонстрували ансамблеві моделі (рис. 3.7).

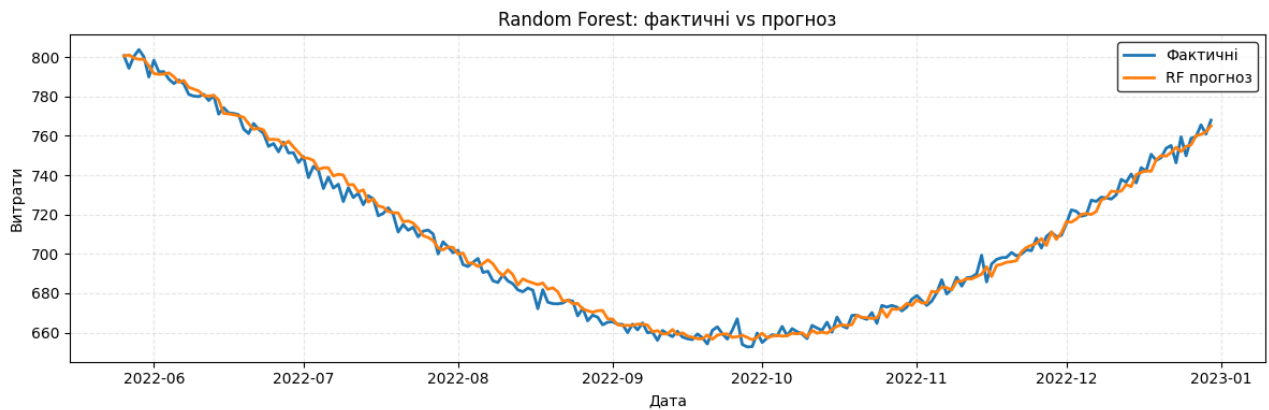


Рисунок 3.7 – Random Forest: фактичні vs прогноз

На рисунку 3.7 показано, що прогноз Random Forest майже повторює реальну криву витрат, зберігаючи як середній рівень, так і короткострокові флуктуації. Gradient Boosting, графік якого наведено на рисунку 3.8, забезпечив дещо гладкіший профіль, однак точність обох моделей виявилася майже ідентичною. Зокрема, RMSE для Gradient Boosting становив 4.05, тоді як у Random Forest – 4.04. Це свідчить про високу адаптивність ensemble-методів до складної сезонної структури ряду.

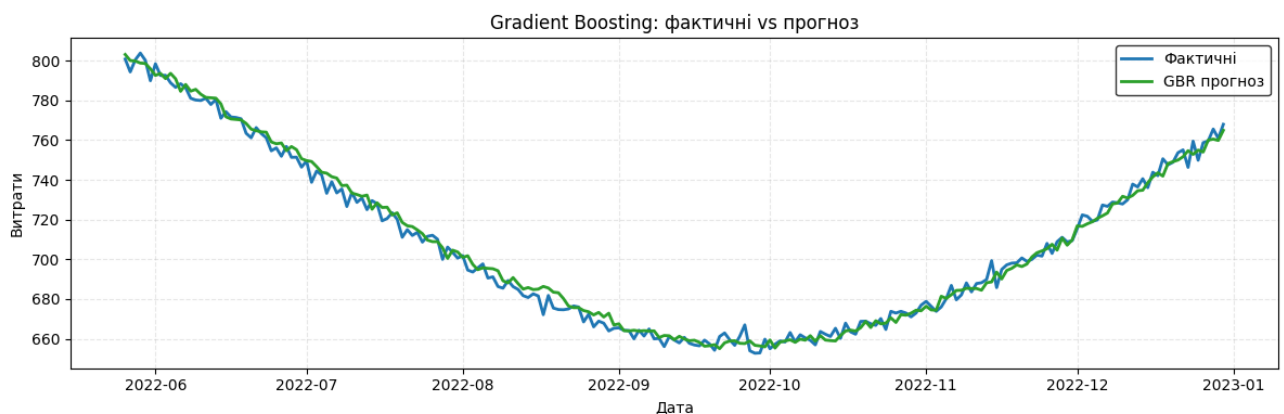


Рисунок 3.8 – Gradient Boosting: фактичні vs прогноз

Суттєво гірше себе зарекомендувала нейронна мережа прямого поширення.

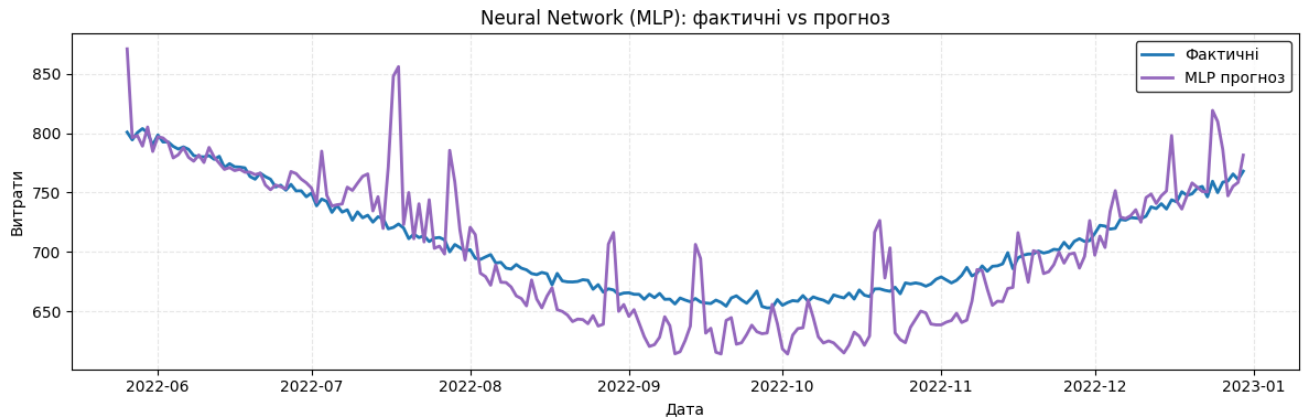


Рисунок 3.9 – Neural Network (MLP): фактичні vs прогноз

На рисунку 3.9 показано значні імпульсні відхилення, що виникали через чутливість MLP до розмаху вхідних ознак і недостатню здатність до коректного узагальнення часової інформації без використання рекурентної або згорткової структури. Зокрема, RMSE цієї моделі становив 28.9, що у декілька разів перевищує похибку ансамблевих підходів.

Для зведеного порівняння моделей була побудована інтеграційна діаграма помилки RMSE (рис. 3.10), що дозволила наочно оцінити різницю між алгоритмами.

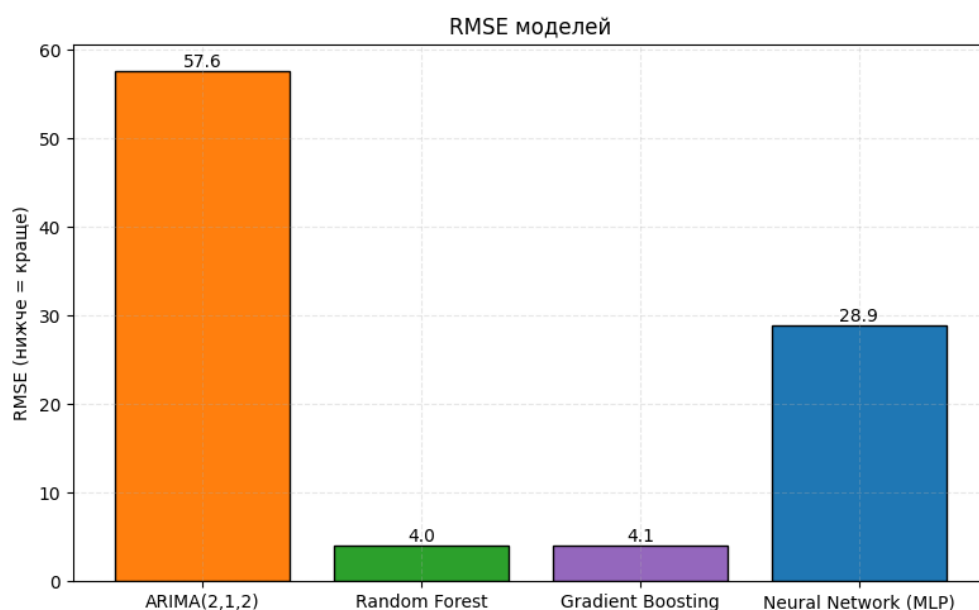


Рисунок 3.10 – Гістограма зміни RMSE моделей

Таблиця 3.3 – Результати порівняння моделей

	model	rmse	mae	r2
0	ARIMA(2,1,2)	57.643998	38.126811	-0.817766
1	Random Forest	4.040161	3.149833	0.990933
2	Gradient Boosting	4.050868	3.227477	0.990885
3	Neural Network (MLP)	28.874065	21.670201	0.536896

Крім того, у таблиці 3.3 подано значення основних метрик RMSE, MAE та R^2 . Результати підтверджують, що оптимальними методами прогнозування ресурсних витрат сімейних ферм є ансамблеві моделі – Gradient Boosting та Random Forest. Їх здатність враховувати нелінійні взаємозв'язки між витратами, надоєм, кількістю тварин і сезонними факторами робить ці підходи придатними для впровадження в реальні інформаційні системи управління.

Фрагмент коду тренування моделей (узагальнений приклад) подано на рис. 3.11.

```
# Розбиття даних
train = df.iloc[:-240]
test = df.iloc[-240:]

X_train, y_train = train[features], train['total_cost']
X_test, y_test = test[features], test['total_cost']

# Random Forest
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
rf = RandomForestRegressor(n_estimators=500, random_state=42)
rf.fit(X_train, y_train)
pred_rf = rf.predict(X_test)

# Gradient Boosting
from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor
gbr = GradientBoostingRegressor(random_state=42)
gbr.fit(X_train, y_train)
pred_gbr = gbr.predict(X_test)

# MLP Neural Network
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
mlp = MLPRegressor(hidden_layer_sizes=(64,32), max_iter=500, random_state=42)
mlp.fit(X_train, y_train)
pred_mlp = mlp.predict(X_test)

# Порівняння
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score
```

Рисунок 3.11 – Фрагмент коду тренування моделей

Отримані результати підтверджують, що поєднання сезонної інженерії ознак та ансамблевих підходів дає можливість створити високоточний інструмент прогнозування витрат ферми. Такий підхід є придатним до масштабування та може бути інтегрований у модулі підтримки управлінських рішень сімейних молочних господарств, забезпечуючи їхню економічну стійкість та ефективне планування витрат.

3.4. Розроблення архітектури інформаційної системи на основі обраної моделі прогнозування

Проектування архітектури інформаційної системи є основним етапом, адже саме інтеграція всіх компонентів, від введення даних до побудови прогнозу, формує завершений інструмент підтримки управлінських рішень для сімейної молочної ферми. На основі проведеного експериментального порівняння найкращою моделлю прогнозування за точністю визначено ансамблеві алгоритми, передусім Random Forest та Gradient Boosting. Саме вони стали ядром обчислювальної підсистеми DSS. Архітектура системи враховує роботу з агрегованими тижневими даними, автоматичне формування лагових ознак, можливість перенавчання моделі та інтерактивне представлення результатів користувачу.

Структурно система поділяється на чотири взаємопов'язані шари. Перший шар забезпечує введення даних: користувач може завантажити CSV-файл або заповнити інтерактивну таблицю. Другий шар відповідає за попередню обробку, де здійснюється приведення дат до єдиного формату, нормалізація та автоматична генерація лагів витрат, надоїв і поголів'я. Третій шар є обчислювальним ядром, що включає модуль вибору горизонту прогнозу, побудову ознак, застосування моделі, оцінювання точності та можливість перенавчання. Четвертий шар – інтерфейсний, який реалізує візуалізацію

витрат, побудову графіків «фактичні–прогноз», експортування моделей і прогнозів та роботу з інтерактивними елементами Streamlit.

Узагальнена архітектура DairyFarm DSS подана у вигляді схеми (рис. 3.12). У ній підкреслено взаємодію підсистем та рух даних між ними – від завантаження до формування прогнозу.

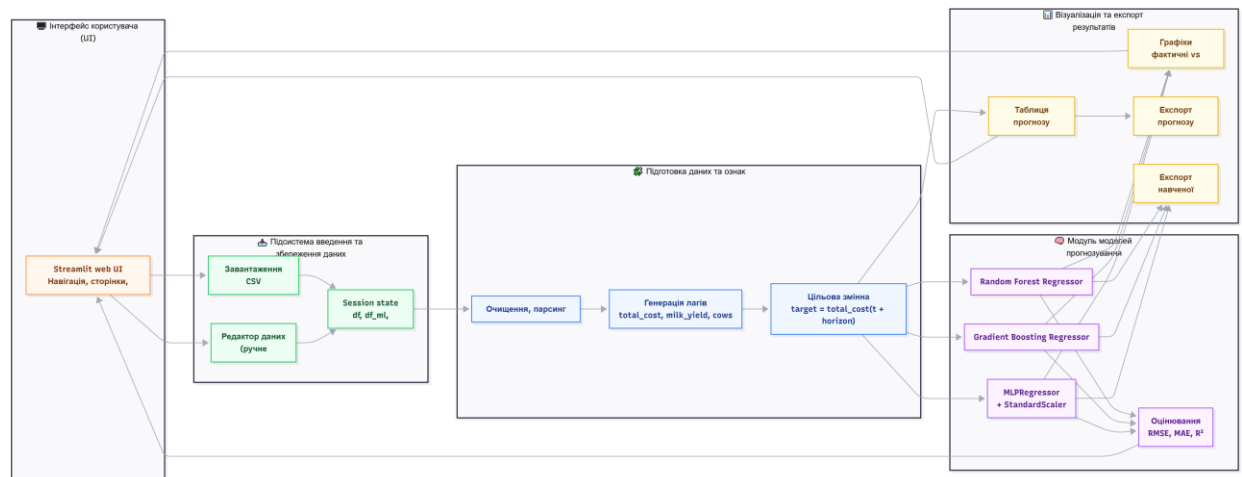


Рисунок 3.12 – Архітектура інформаційної системи «DairyFarm DSS»

Реалізація архітектури безпосередньо пов'язана з програмним кодом, наведеним у файлі *app.py*. Зокрема, підсистема збереження сесії представлена змінними `st.session_state.df`, `st.session_state.df_ml` та `st.session_state.loaded_model`, що дозволяють підтримувати логічний стан програми між діями користувача. Функція `make_features()` формує лагові ознаки, необхідні моделі для коректного прогнозування, а спеціально розроблені блоки `retrain_model()` та `evaluate_model()` реалізують навчання та обчислення основних метрик точності.

Нижче наведено фрагмент коду, який ілюструє роботу ядра системи, а саме процесу формування ознак та підготовки цільової змінної (рис. 3.13).

```
def make_features(df: pd.DataFrame, horizon_weeks: int = 1) -> pd.DataFrame:
    df = df.copy()
    df["target"] = df["total_cost"].shift(-horizon_weeks)

    for lag in [1, 2, 3]:
        df[f"total_cost_lag_{lag}"] = df["total_cost"].shift(lag)

    df["milk_yield_lag_1"] = df["milk_yield"].shift(1)
    df["cows_lag_1"] = df["cows"].shift(1)

    return df.dropna().copy()
```

Рисунок 3.13 – Фрагмент коду роботи ядра інформаційної системи «DairyFarm DSS»

Архітектура також передбачає інтерактивний компонент прогнозування, який забезпечує виведення результатів моделі на відповідній вкладці. Візуалізація реалізована через функцію `plot_fact_vs_pred()`, що надає можливість швидкого аналізу відхилень між фактичними та прогнозними даними. Це дає користувачу змогу адаптивно підбирати горизонт прогнозу і спостерігати зміну поведінки моделі у відповідь на нові входні дані.

Інформаційна система побудована таким чином, щоб її компоненти могли взаємодіяти асинхронно, не блокуючи роботу користувача. Така архітектура дозволяє розширювати функціональність у майбутньому – наприклад, додати модуль сезонної декомпозиції, інтегрувати зовнішні джерела метеоданих або реалізувати зберігання історії прогнозів у базі даних.

У такому вигляді DairyFarm DSS постає як сучасна, модульна та масштабована система, що поєднує алгоритмічну точність ансамблевих моделей та зручність веб-інтерфейсу. Її архітектура повністю відповідає вимогам цифрової підтримки управлінських рішень на сімейних молочних фермах, де важливе як прогнозування витрат, так і інтуїтивність роботи з даними.

3.5. Реалізація основних модулів інформаційної системи на основі обраної моделі прогнозування

Розроблена інформаційна система ґрунтується на модулі машинного навчання, який реалізує прогноз майбутніх витрат господарства на основі підготовленого набору ознак. Архітектура системи передбачає поступове проходження даних через підсистеми введення, очищення, формування ознак, прогнозування та візуалізації. Щоб забезпечити прозорість структури, на рисунку 3.14 подана архітектура підсистем інформаційної системи у вигляді графічного блока.

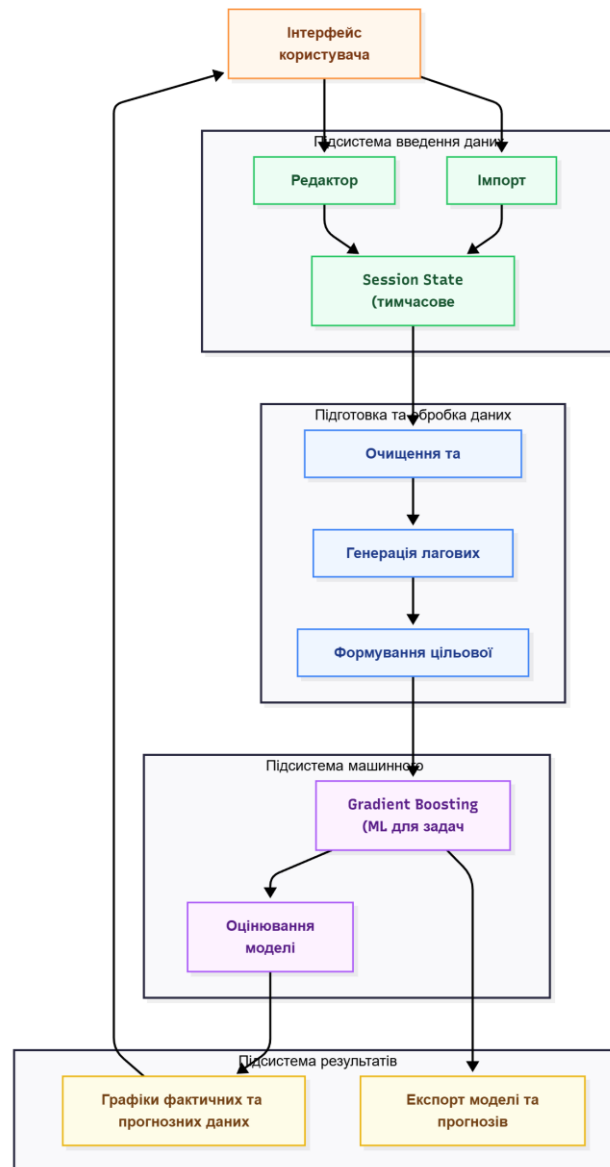


Рисунок 3.14 – Архітектура підсистем інформаційної системи

У системі модуль інтерфейсу реалізовано за допомогою Streamlit, що дозволяє користувачеві завантажувати вхідні дані у форматі CSV або редагувати їх вручну через інтерактивну таблицю. Далі дані автоматично зберігаються у внутрішньому сховищі `st.session_state`, яке виступає буфером між етапами обробки.

Після введення інформації дані передаються до модуля очищення, де виконується уніфікація форматів дат, фільтрація пропусків та додавання службових індексів. На рисунку 3.15 подано фрагмент коду очищення даних, де продемонстровано частину логіки, що відповідає за попередню нормалізацію.

```
df['date'] = pd.to_datetime(df['date'], errors='coerce')
df = df.sort_values('date').reset_index(drop=True)

df['total_cost_lag1'] = df['total_cost'].shift(1)
df['milk_yield_lag1'] = df['milk_yield'].shift(1)
df['cows_lag1'] = df['cows'].shift(1)

df = df.dropna()
```

Рисунок 3.15 – Фрагмент коду очищення даних

Наступним етапом стає формування ознак. Зокрема, для підвищення якості прогнозів модель використовує лагові значення витрат та обсягів виробництва молока, що відображають часову природу показників. Також формується цільова змінна, яка зміщена на один період уперед, тобто $target = total_cost(t+1)$.

Після формування вибірки запускається основний модуль прогнозування, де за основу обрано нейромережеву модель Gradient Boosting. Рішення використати саме таку модель зумовлено тим, що вона здатна коректно відтворювати нелінійні залежності між витратами і сезонними коливаннями.

Після навчання модель проходить оцінювання за показниками RMSE, MAE та коефіцієнтом детермінації. Такі метрики дозволяють порівняти точність моделі на тренувальній та тестовій вибірках. Результати прогнозування передаються в модуль візуалізації, де формуються графіки

«фактичне–прогноз», а також таблиця передбачених значень. На завершення передбачено експорт моделі у форматі *.pkl* та збереження прогнозів у CSV.

У процесі реалізації кожен модуль працює автономно, але при цьому система зберігає наскрізний потік даних, що забезпечує стабільність і можливість подальшого масштабування. Така структурована архітектура дозволяє швидко оновлювати моделі, додавати нові джерела даних і адаптувати систему до різних господарств без суттєвих модифікацій коду.

3.6. Інтерфейс користувача та інтеграція прогнозного модуля в інформаційну систему

Інтерфейс користувача інформаційної системи DairyFarm DSS побудований таким чином, щоб робота з прогнозним модулем була максимально зручною, послідовною та інтуїтивною для користувача, який не має спеціальної підготовки у сфері машинного навчання. Веб-інтерфейс реалізовано на основі бібліотеки Streamlit, що дозволило створити односторінкову програму із підтримкою інтерактивних елементів, динамічних графіків і механізмів оновлення даних у реальному часі. Головний акцент був зроблений на тому, щоб інтерфейс залишався легким для сприйняття навіть за наявності великої кількості даних та декількох моделей прогнозування.

Інформаційна система складається з чотирьох основних вкладок: «Головна», «Дані ферми», «Прогнозування» та «Перенавчання моделі». Усі вони використовують єдиний стилістичний шаблон, зокрема напівпрозорий фон з фотографією молочної ферми, адаптивні картки з результатами та легку тінь під блоками. На рисунку 1 наведено приклад того, як виглядає головна сторінка з описом можливостей системи та станом завантаженої моделі.

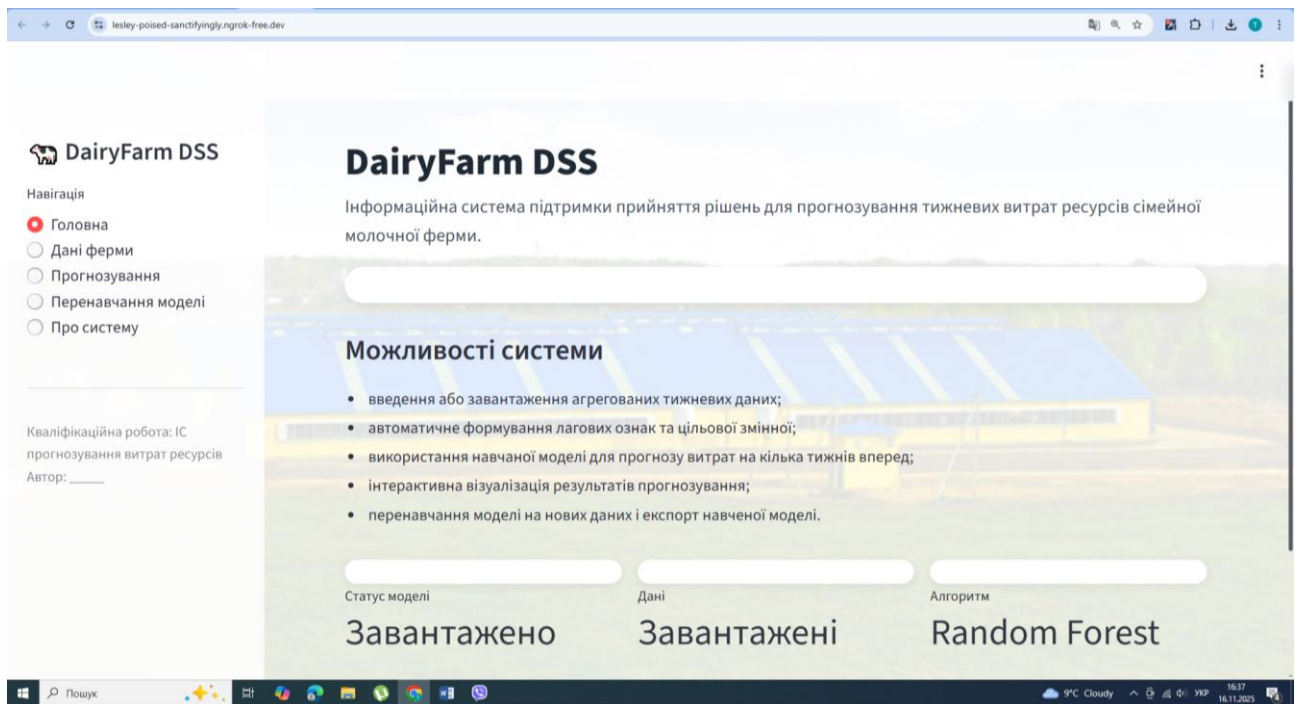


Рисунок 3.16 – Фрагмент інтерфейсу головної сторінки DairyFarm DSS

У модулі роботи з даними реалізовано два способи введення інформації: завантаження CSV-файлу та ручне редагування таблиці. Обидва підходи обробляються у реальному часі, а результати зберігаються у об'єкті `st.session_state`, що гарантує сталість стану даних при перемиканні вкладок.

Усі операції, пов'язані з інтеграцією прогнозної моделі, реалізуються у модулі «Прогнозування». Структура його роботи полягає в тому, що після формування лагових ознак система автоматично відтворює прогноз, візуалізує його на графіку та обчислює показники точності. Графік відображає накладені криві фактичних витрат та прогнозованої траєкторії, дозволяючи швидко оцінити якість роботи моделі.

У таблиці 1 узагальнено основні елементи інтеграції веб-інтерфейсу з прогнозним ядром системи – від сортування даних до експортних операцій.

Щоб підкреслити логіку інтеграції модулів саме у послідовності роботи користувача з інтерфейсом, було побудовано вертикальну блок-схему архітектури підсистем (рис. 3.17). Схема відображає основні взаємозв'язки між модулем введення даних, ядром прогнозування та модулем візуалізації, а також показує місце користувацького інтерфейсу у цій структурі.

Таблиця 3.4 – Основні компоненти інтеграції прогнозного модуля в інтерфейс

Підсистема	Призначення	Приклад елементів
Введення даних	Завантаження, редагування, перевірка	Upload CSV, Data Editor
Підготовка	Створення лагів, нормалізація, перевірка пропусків	make_features(), scaler
Прогнозування	Отримання прогнозу та візуалізація	model.predict(), графік
Оцінювання	Розрахунок RMSE, MAE, R^2	evaluate_model()
Експорт	Збереження моделі та прогнозів	Download model, CSV export

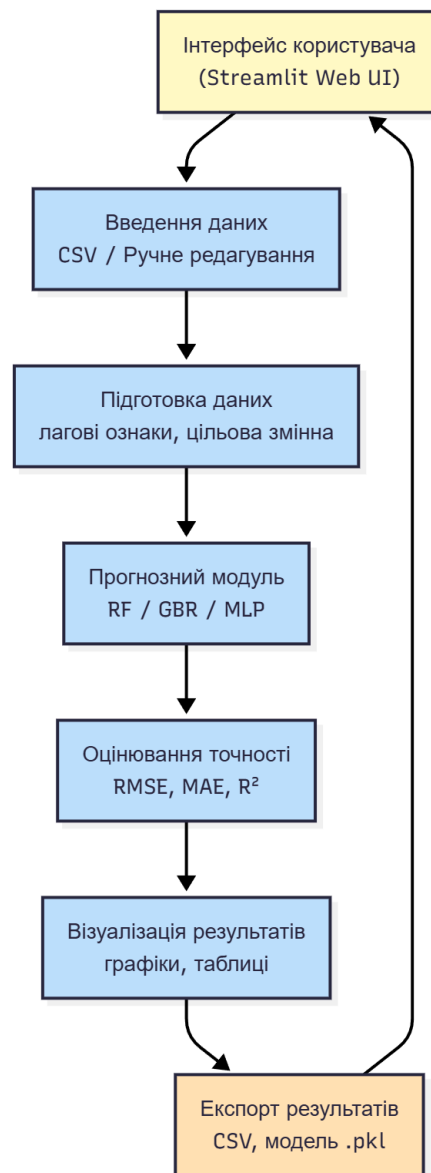


Рисунок 3.17 – Схема інтеграції прогнозного модуля

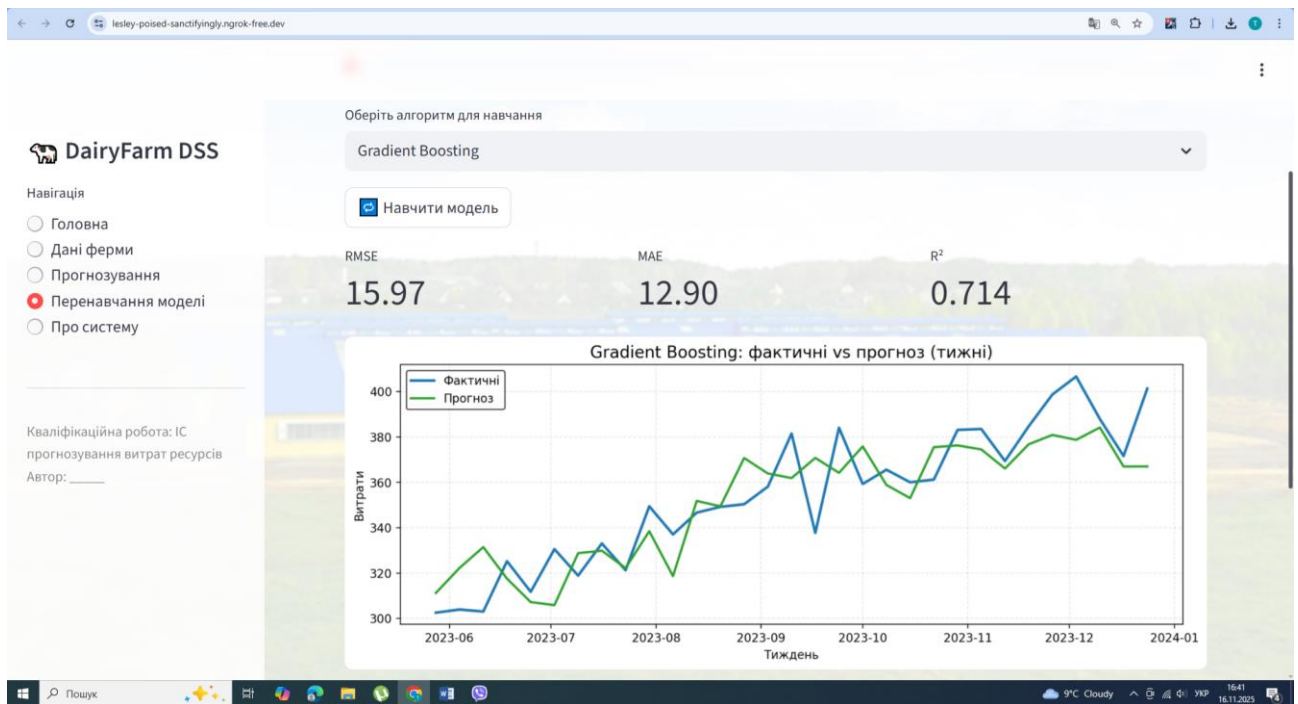


Рисунок 3.18 – Візуалізація фактичних та прогнозних витрат ресурсів у модулі «Перенавчання моделі»

На рисунку 3.18 подано приклад роботи інформаційної системи під час оцінювання якості побудованої моделі Gradient Boosting. Графік демонструє динаміку фактичних тижневих витрат ферми та відповідні прогнозні значення моделі, що дозволяє візуально оцінити ступінь збігу між реальною та передбаченою траєкторіями, а також перевірити стабільність прогнозу на різних часових інтервалах.

Інтеграція прогнозного ядра в інтерфейс дозволяє виконувати всі етапи підготовки та аналізу даних у межах однієї веб-сторінки, без потреби використовувати зовнішні інструменти. Такий підхід робить систему зручною для невеликих сімейних молочних ферм, де важливо отримувати прогнозні оцінки швидко, без складних налаштувань і без потреби залучати фахівців з програмування. Водночас збереження можливості перенавчати модель на власних даних підсилює адаптивність системи та дозволяє підтримувати її точність у динамічних умовах зовнішнього середовища.

РОЗДІЛ 4.

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Аналіз небезпек та шкідливих виробничих чинників під час розробки інформаційної системи

Процес розроблення інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів не передбачає фізичного контакту з технологічними об'єктами, однак супроводжується низкою небезпек і шкідливих чинників, характерних для діяльності програміста та аналітика даних. У першу чергу вони стосуються тривалого перебування за комп'ютером, інтенсивного використання периферійної техніки, роботи з великими обсягами даних та програмним забезпеченням. Відсутність контролю цих чинників може призвести до погіршення зору, надмірного навантаження на опорно-руховий апарат або виникнення психоемоційного виснаження під час виконання інтелектуально напружених завдань.

Найчастіше шкідливі впливи пов'язані з монотонною роботою з клавіатурою та мишею, недостатнім освітленням або надмірною яскравістю екрана. Додатковим ризиком є вплив електромагнітного випромінювання від моніторів і мережевого обладнання, хоча його рівні зазвичай не перевищують встановлених санітарних норм. У проєктах, що вимагають роботи з серверними середовищами або локальними обчислювальними вузлами, можливі також ризики перегріву обладнання або короткочасного підвищення шумового фону.

Оскільки розроблення інформаційної системи пов'язане з безперервною когнітивною діяльністю, значним є ризик розвитку стресових станів, зниження концентрації, перевтоми та зменшення швидкості ухвалення рішень. Це особливо актуально у періоди активного тестування моделей машинного навчання або оптимізації коду, коли тривалість безперервної роботи збільшується. За відсутності правильно організованого робочого місця можливе

формування хронічних захворювань шийного відділу хребта, сухожиль та м'язів кисті руки.

Таблиця 4.1 – Основні небезпеки та шкідливі виробничі чинники при розробці ІС

Група чинників	Джерело виникнення	Можливі наслідки	Заходи профілактики
Ергономічні	Неправильне розміщення робочого місця, тривала статична поза	Біль у спині, синдром зап'ястного каналу, перенапруження м'язів	Регульоване крісло, перерви кожні 60 хв, ергономічна клавіатура
Візуальні	Яскравий або мерехтливий монітор, недостатнє освітлення	Втома очей, погіршення гостроти зору	Правильне освітлення, фільтр синього світла, 20-20-20 rule
Психофізіологічні	Перевтома, тривалий інтелектуальний стрес	Зниження концентрації, ризик емоційного вигорання	Регулярні паузи, зміна видів діяльності, контроль навантаження
Електромагнітні	Робота комп'ютера, Wi-Fi-роутер, периферія	Незначний вплив, можливі скарги на головний біль	Використання сертифікованого обладнання, оптимальне розташування
Технічні	Перегрів ПК, несправне обладнання	Ризик короткого замикання або втрати даних	Наявність системи вентиляції, резервне копіювання

Для системної оцінки ризиків доцільно застосувати модель потокової діаграми, у якій візуалізуються основні джерела небезпек та маршрути їх впливу на розробника. Це дозволяє формалізувати можливі сценарії виникнення небезпечних ситуацій та визначити превентивні заходи ще до початку активної фази розроблення.

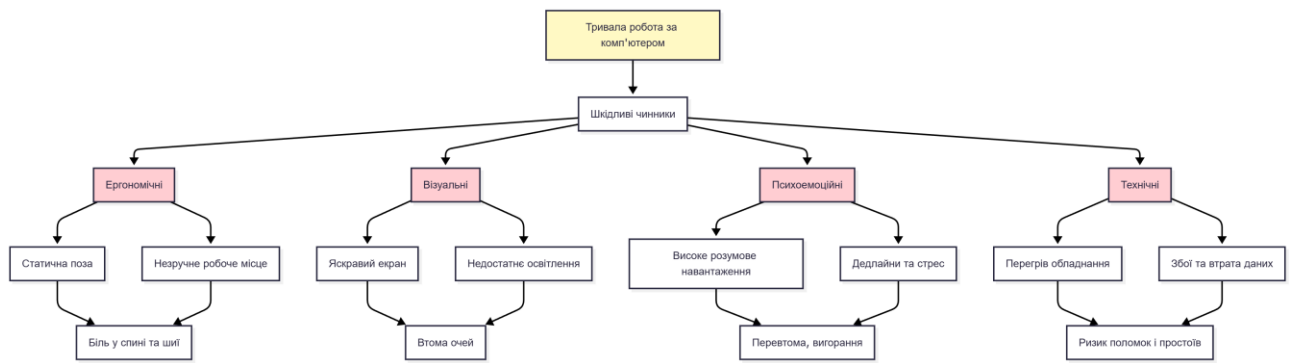


Рисунок 4.1 – Логічна схема виникнення небезпек під час роботи розробника

Подана схема демонструє ієрархію взаємозв'язків між основними чинниками ризику та наслідками для здоров'я розробника. Вона допомагає чітко окреслити основні точки контролю: ергономіку, умови освітлення, психофізіологічний стан, технічну справність обладнання. Застосування комплексних профілактичних заходів забезпечує безпечні умови праці під час створення інформаційної системи та підвищує якість виконуваних робіт.

4.2. Безпека праці під час використання інформаційної системи

Забезпечення безпеки праці користувачів є важливою складовою експлуатації будь-якої інформаційної системи, включно з розробленою платформою «DairyFarm DSS». Хоч система працює в цифровому середовищі та не передбачає використання важкого обладнання, її застосування пов'язане з низкою ризиків, що виникають під час тривалої роботи за комп'ютером, взаємодії із даними ферми та використання програмних засобів обробки прогнозів. Основна увага приділяється організації належних умов праці, підтриманню ергономічного робочого місця й дотриманню правил безпечної експлуатації комп'ютерної техніки.

Під час роботи з інформаційною системою насамперед слід враховувати ергономічні та фізіологічні чинники. Тривала статична поза, фіксація погляду на екрані, відсутність регулярних перерв призводять до перевтоми, напруження

зору та опорно-рухових розладів. Для попередження негативних наслідків рекомендовано правильно регулювати висоту стільця, кут нахилу монітора, забезпечувати природне або м'яке штучне освітлення. Оптимальним вважається режим роботи з 5...7-хвилинними перервами кожну годину, під час яких користувач може виконати короткі вправи для очей та розминку.

Другий важливий блок безпеки стосується технічних ризиків. Робота з великими наборами даних або запуск моделей прогнозування може збільшувати навантаження на апаратні ресурси, що за неналежного технічного стану комп'ютера спричиняє перегрів або нестабільну роботу системи. Для уникнення таких ситуацій необхідно забезпечувати регулярне технічне обслуговування обладнання, своєчасне оновлення операційної системи та антивірусного забезпечення, а також використовувати захищені канали передачі даних при імпорті або експорті результатів.

Загальну структуру ризиків, пов'язаних із використанням інформаційної системи, подано на рисунку 4.2.

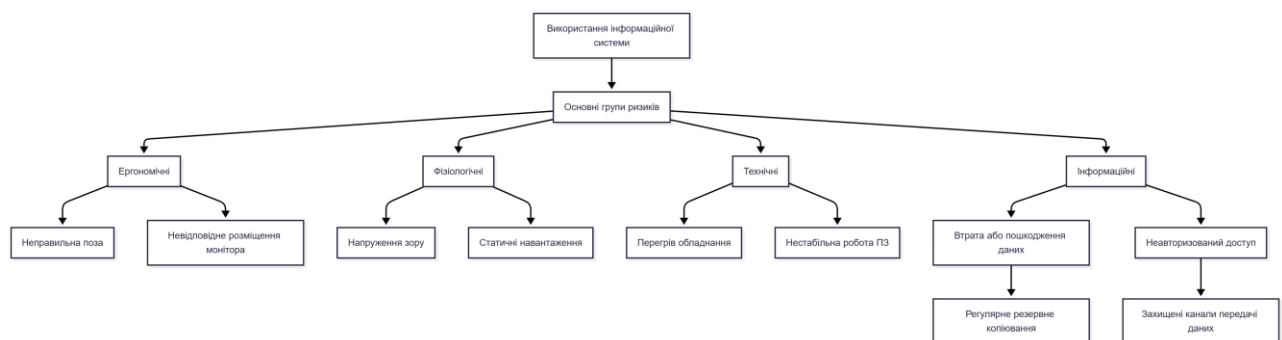


Рисунок 4.2 – Основні ризики під час експлуатації інформаційної системи

Для систематизації вимог до безпечного використання DairyFarm DSS складено таблицю 4.2, що узагальнює основні ризики та відповідні заходи їх запобігання.

Таблиця 4.2 – Основні небезпеки та заходи безпеки під час роботи з інформаційною системою

Група ризиків	Потенційні небезпеки	Заходи безпеки
Ергономічні	Статична поза, перевантаження шийного відділу	Регулювання висоти стільця і монітора, правильний кут огляду
Фізіологічні	Втома очей, головний біль, перевтома	Перерви кожні 60 хв, вправи для очей, природне освітлення
Технічні	Перегрів обладнання, зависання програм	Регулярний технічний огляд ПК, очищення системи, оновлення ПЗ
Інформаційні	Втрата даних, несанкціонований доступ	Резервне копіювання, використання надійних паролів, шифрування даних

Таким чином, безпека праці під час використання інформаційної системи зводиться до підтримання ергономічних умов, контролю технічного стану обладнання та дотримання правил інформаційної безпеки. Правильна організація робочого процесу дає змогу користувачеві уникнути професійних ризиків і забезпечує сталу та ефективну роботу системи у щоденній практиці.

4.3. Захист населення від надзвичайних ситуацій

Організація захисту населення та персоналу під час надзвичайних ситуацій є основною вимогою системи цивільної безпеки України. Ефективність реагування на небезпечні події залежить від завчасного планування, організованості, доступності актуальної інформації та здатності установи швидко координувати дії користувачів та відповідальних служб. Хоча розроблена інформаційна система не є об'єктом підвищеної небезпеки, її

використання здійснюється в умовах, де можливі техногенні, природні або соціальні ризики, що потребують підготовленості та належних засобів реагування.

Захист населення в межах інформаційних установ включає комплекс заходів, спрямованих на запобігання або зменшення впливу небезпечних факторів. У першу чергу враховуються природні події, такі як буревії, сильні снігопади, підтоплення або грози, що можуть порушувати енергопостачання та доступ до інтернету. Окрему увагу приділено техногенним загрозам: пожежам, аваріям на електромережах, витокам хімічних речовин або інцидентам, пов'язаним із використанням електронного обладнання. Порушення у сфері кібербезпеки також розглядаються як фактор ризику, адже вони можуть впливати на доступність інформації, стабільність обчислювальних процесів або створювати перешкоди в роботі користувачів.

Основою системи цивільного захисту в закладі є належна організація оповіщення персоналу, інструктажів щодо дій у надзвичайних ситуаціях, доступ до засобів індивідуального захисту та забезпечення евакуаційних шляхів. Користувачі, які працюють з інформаційною системою в адміністративних приміщеннях, повинні бути ознайомлені з планами евакуації, правилами поведінки при пожежі, алгоритмами дій у разі виникнення загрози вибуху або техногенної аварії. Усі евакуаційні виходи мають бути вільними та позначеними світловими показниками, а в приміщенні повинні знаходитися первинні засоби пожежогасіння.

Таким чином, система захисту населення під час використання інформаційної системи передбачає заходи запобігання, оповіщення та реагування, спрямовані на мінімізацію наслідків небезпечних подій. Вона інтегрує організаційні, технічні та інформаційні механізми, що забезпечують безпечні умови діяльності як для користувачів цифрових сервісів, так і для персоналу установи загалом.

РОЗДІЛ 5.

РЕЗУЛЬТАТИ ВИЗНАЧЕННЯ ЕКОНОМІЧНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ВІД ВИКОРИСТАННЯ РОЗРОБЛЕНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ РЕСУРСІВ ДЛЯ СІМЕЙНИХ МОЛОЧНИХ ФЕРМ

Оцінювання економічної ефективності впровадження інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів ґрунтується на порівнянні загальних витрат ферми до та після використання розробленого програмного рішення. Логіка розрахунків базується на тому, що точніший прогноз витрат дає змогу оптимізувати структуру собівартості, зменшити перевитрати кормів, енергії та послуг, а також краще планувати навантаження на персонал. У цьому розділі застосовано просту методику, яка спирається на розрахунок річної економії та періоду окупності інвестицій.

Позначимо через ΔZ загальні річні витрати ферми до впровадження інформаційної системи, а через Z_1 відповідні витрати після її впровадження. Тоді річна економія ΔZ визначається як різниця між цими величинами:

$$\Delta Z = Z_0 - Z_1. \quad (5.1)$$

де ΔZ – річна економія коштів, грн/рік.

Капітальні та організаційні витрати на розроблення та впровадження інформаційної системи позначимо як K . Період окупності інвестицій розраховується за класичною формулою:

$$T = \frac{K}{\Delta Z}. \quad (5.2)$$

де T – термін окупності, років.

Для оцінки відносної економічної ефективності використовується коефіцієнт економічної ефективності:

$$E_{ек} = \frac{\Delta Z}{K}. \quad (5.3)$$

Якщо значення $E_{ек}$ перевищує прийняту нормативну величину (наприклад, 0,15–0,2), впровадження рішення вважається економічно доцільним.

Для прикладу розглянемо умовну, але наближену до реальних умов сімейну молочну ферму, на якій до впровадження інформаційної системи середньорічні витрати становили 3000000 грн. Структуру витрат подамо у вигляді таких основних статей: корми, енергоресурси, оплата праці, ветеринарні послуги, інші витрати. При цьому частка витрат на корми становить близько 55 %, на енергоресурси – 15 %, на оплату праці – 18 %, на ветеринарні послуги – 7 %, решта припадає на інші статті. Після впровадження системи прогнозування витрат та використання її рекомендацій щодо планування закупівель кормів, енергоефективного використання обладнання та оптимізації графіків роботи було досягнуто зниження окремих статей витрат: кормів на 5 %, енергоресурсів на 8 %, оплати праці на 2 %, ветеринарних послуг на 5 %. Узагальнені результати розрахунків зведено у таблицю 5.1.

Таблиця 5.1 – Порівняння річних витрат ферми до та після впровадження інформаційної системи

Стаття витрат	До впровадження, грн	Після впровадження, грн	Економія, грн
Корми	1650000	1567500	82500
Енергоресурси	450000	414000	36000
Оплата праці	540000	529200	10800
Ветеринарні послуги	210000	199500	10500
Інші витрати	150000	150000	0
Разом	3000000	2860200	139800

Із таблиці видно, що загальні річні витрати ферми до впровадження системи становили 3000000 грн, тоді як після впровадження – 2860200 грн.

Отже, річна економія коштів завдяки використанню інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів дорівнює:

$$\Delta Z = 3\,000\,000 - 2\,860\,200 = 139\,800 \text{ грн} / \text{рік}.$$

Припустимо, що сумарні витрати на розроблення, адаптацію та впровадження інформаційної системи для конкретної ферми становлять $K = 90\,000 \text{ грн}$. (з урахуванням вартості ліцензійного програмного забезпечення, налаштування, навчання персоналу та початкової технічної підтримки). Тоді період окупності інвестицій визначається за формулою (5.2):

$$T = \frac{90\,000}{139\,800} \approx 0,64 \text{ року}.$$

Отриманий термін менший за один рік, що свідчить про швидке повернення вкладених коштів. Відносний коефіцієнт економічної ефективності становить:

$$E_{ек} = \frac{139\,800}{90\,000} \approx 1,55.$$

Значення $E_{ек} \approx 1,55$ суттєво перевищує умовно прийнятий нормативний рівень 0,15...0,2, що підтверджує економічну доцільність впровадження розробленої інформаційної системи на сімейній молочній фермі. Таким чином, навіть за помірних відсотків зниження витрат за окремими статтями застосування системи дозволяє заощаджувати близько 140 тис.грн/рік, а термін окупності інвестицій не перевищує восьми місяців.

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

Поступове впровадження цифрових технологій, датчиків моніторингу та аналітичних платформ формує нову парадигму управління ресурсами на фермах. У таких умовах роль інформаційних систем, орієнтованих на прогнозування, значно підвищується, що робить їх невід'ємним компонентом сучасного сімейного фермерства.

Нами проаналізовано підходи до планування та обліку ресурсів у тваринництві. Встановлено, що перевагу слід надавати комплексному підходу до планування ресурсів, що охоплює всі складові функціонування молочної ферми. Така структуризація допомагає формувати цілісне бачення використання ресурсів, забезпечує контроль витрат і створює основу для впровадження інтелектуальних систем прогнозування, які можуть автоматично аналізувати дані й рекомендувати оптимальні обсяги ресурсного забезпечення.

Виконаний аналіз методів прогнозування витрат ресурсів показує, що для сімейних молочних ферм найбільш перспективними є гнучкі моделі, здатні поєднувати інтерпретованість із високою точністю. Гібридні підходи, які поєднують економетричні моделі з алгоритмами машинного навчання, відкривають можливості для створення інформаційних систем підтримки прийняття рішень, що адаптуються до змін у зовнішньому середовищі та специфіки конкретного господарства.

Нами виконано аналіз існуючих інформаційних систем та цифрових платформ для підтримки управління фермерськими господарствами. Встановлено, що розроблення інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм є актуальним завданням у напрямі цифрової трансформації аграрного сектору. Сучасні фермерські господарства потребують точних інструментів планування, здатних враховувати сезонність, коливання продуктивності стада та зміну структури витрат. Використання хмарних технологій і можливість інтеграції з датчиками, доїльним обладнанням та електронними системами моніторингу забезпечують новий рівень

автоматизації та прозорості виробничих процесів. Така система стає важливим елементом побудови цифрового двійника ферми, що дозволяє оперативно реагувати на зміни, зменшувати витрати та підвищувати економічну ефективність господарства.

Виконана формалізація задачі прогнозування витрат ресурсів полягає у визначенні релевантних показників, побудові їх математичного опису та підготовці структури даних, які будуть використані для навчання моделі. Чітке визначення цих елементів забезпечує коректність подальших етапів моделювання та високу точність прогнозу, що є основою ефективної роботи системи підтримки прийняття рішень у сімейних молочних фермах.

Вибір математичної моделі для прогнозування витрат ресурсів зводиться до комбінованого підходу, який враховує часову структуру даних, різночинникність впливів і потребу у високій точності прогнозу. Такий підхід забезпечує надійну основу для реалізації системи підтримки прийняття рішень, здатної працювати у реальних умовах виробництва сімейних молочних фермерських господарств.

У системах підтримки прийняття рішень важливе місце займає структура сховища даних. Вона має забезпечувати як швидкий доступ до показників, так і можливість історичного аналізу. На рисунку 2.6 наведено логічну структуру бази даних, яка може використовуватися у системі прогнозування. Для сімейних ферм найбільш зручними є легкі СУБД, такі як SQLite або Firestore, які не потребують складної інфраструктури. Застосування PostgreSQL або TimescaleDB доцільне для більших господарств, де необхідний аналіз великих часових рядів.

Вибір набору технологій забезпечує гнучкість системи, можливість подальшого розширення та адаптації під конкретні умови сімейної молочної ферми. Комплексне використання Python, сучасних ML-фреймворків, реляційних баз даних та легких веб-технологій створює надійну основу для побудови практичної та корисної системи підтримки прийняття рішень, здатної працювати в реальних виробничих умовах.

Для побудови базового набору даних було використано відкриті статистичні матеріали міжнародних та національних організацій, що здійснюють моніторинг стану молочного тваринництва. Зокрема, інформація щодо сезонних коливань надоїв, структури витрат та динаміки цін на корми узята з щорічних звітів FAO та матеріалів «Dairy Market Review». Дані про типову ресурсну структуру сімейних молочних ферм та середні витрати на ветеринарні послуги, енергоресурси й оплату праці узагальнено на основі аналітичних оглядів та публікацій.

Отриманий набір даних є повністю узгодженим та готовим до подальшої обробки – нормалізації, розбиття на навчальну та тестову вибірки та застосування моделей машинного навчання. Коректність побудови початкового DataFrame визначає якість усього подальшого процесу прогнозування, оскільки саме тут закладаються вихідні залежності між структурними елементами витрат та показниками продуктивності сімейної молочної ферми.

У результаті виконання всіх перерахованих процедур отримано структурований та очищений набір даних, оптимізований для застосування моделей машинного навчання. Навчальну частину складає період з 2020 по середину 2022 року, тоді як дані другої половини 2022 року використані для перевірки моделі. Такий підхід дозволяє уникнути змішування тимчасових спостережень та забезпечує об'єктивність оцінювання моделі.

У нашій роботі розглянути чотири підходи, що належать до різних класів моделей: статистичну модель ARIMA(2,1,2), ансамблеві методи Random Forest та Gradient Boosting, а також нейронну мережу прямого поширення (MLP). Отримані результати оцінення метрик їх точності підтверджують, що оптимальними методами прогнозування ресурсних витрат сімейних ферм є ансамблеві моделі – Gradient Boosting та Random Forest. Їх здатність враховувати нелінійні взаємозв'язки між витратами, надоєм, кількістю тварин і сезонними факторами робить ці підходи придатними для впровадження в реальні інформаційні системи управління.

Розроблена архітектура інформаційної системи на основі обраної моделі прогнозування. Інформаційна система побудована таким чином, щоб її компоненти могли взаємодіяти асинхронно, не блокуючи роботу користувача. Така архітектура дозволяє розширювати функціональність у майбутньому – наприклад, додати модуль сезонної декомпозиції, інтегрувати зовнішні джерела метеоданих або реалізувати зберігання історії прогнозів у базі даних.

У процесі реалізації кожен модуль працює автономно, але при цьому система зберігає наскрізний потік даних, що забезпечує стабільність і можливість подальшого масштабування. Така структурована архітектура дозволяє швидко оновлювати моделі, додавати нові джерела даних і адаптувати систему до різних господарств без суттєвих модифікацій коду.

Інтерфейс користувача інформаційної системи DairyFarm DSS побудований так, щоб робота з прогнозним модулем була зручною та зрозумілою навіть для користувачів без спеціальної підготовки. Завдяки використанню Streamlit створено багатосторінковий веб-інтерфейс із інтерактивними графіками та можливістю оперативного оновлення даних. Попри наявність кількох моделей прогнозування, інтерфейс зберігає простоту та логічність, а підтримка перенавчання на власних даних забезпечує адаптивність і високу точність системи в умовах змінного виробничого середовища.

Запропоновані заходи із охорони праці та заходів безпеки у надзвичайних ситуаціях спрямовані на мінімізацію шкідливих чинників, забезпечення безперервності роботи системи та підвищення рівня безпеки користувачів у реальних умовах ферми.

Отримане значення коефіцієнта ефективності $E_{ек} \approx 1,55$, що суттєво перевищує умовно прийнятий нормативний рівень 0,15...0,2, підтверджує економічну доцільність впровадження розробленої інформаційної системи на сімейній молочній фермі. Таким чином, навіть за помірних відсотків зниження витрат за окремими статтями застосування системи дозволяє заощаджувати близько 140 тис.грн/рік, а термін окупності інвестицій не перевищує восьми місяців.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Альошинський Є. С., Царьов Є. І. Інформаційні системи та технології в управлінні. – Львів: Новий Світ-2000, 2021. – 368 с.
2. Баран І. В., Зось-Кіор М. В. Економічна ефективність інновацій в аграрному виробництві: методичні підходи та розрахунки. – Черкаси: ЧДТУ, 2021. – 184 с.
3. Гуменюк Ф. І., Коваль О. В. Управління виробничими ресурсами сільськогосподарських підприємств. – Київ: КНЕУ, 2020. – 312 с.
4. Жидецький В.Ц., Джигирей В.С., Мельников О.В. Основи охорони праці. Підручник. Вид. 5-е, доповнене. Львів: Афіша, 2012. 350с.
5. Лехман С.Д., Рублев В.І., Рябцев Б.І. Запобігання аварійності і травматизму у сільському господарстві. К.: Урожай, 1993. 267 с.
6. Омеляненко В. А., Лаптев С. М. Інноваційні підходи до розвитку аграрного сектору та управління фермерськими господарствами // Вісник аграрної науки. – 2022. – № 5. – С. 45–53.
7. Саблук П. Т., Месель-Веселяк В. Я., Федосєєв В. Г. Інформаційні системи і технології в агропромисловому виробництві. – Київ: ННЦ «ІАЕ», 2020. – 256 с.
8. Тригуба А., Боярчук В., Тригуба І., Фтома О. Прогнозування обсягів заготівлі сировини на території приватних господарств. // Вісник Львівського національного аграрного університету. Серія: Агроінженерні дослідження. – 2020. – № 24. – С. 222–226. – Режим доступу: <https://visnyk.lnau.edu.ua>
9. Тригуба А., Маланчук О., Ратушний А., Паньків О., Коваль Л., Шолудько Р., Андрушків О. Адаптивно-ціннісний підхід до управління проектами розвитку громад та регіонів. Вісник Львівського національного університету природокористування. Серія Агроінженерні дослідження, 2023, 27, С. 113–126. doi: <https://doi.org/10.31734/agroengineering2023.27.113>

10. Тригуба А., Маланчук О., Тригуба І. Вплив сучасних інформаційних технологій на процеси ініціації та планування проєктів розвитку громад та регіонів. Вісник Львівського національного університету природокористування. Серія «Агроінженерія». 2024. № 28. С. 139-144.

11. Тригуба А., Маланчук О., Тригуба І., Мармуляк А., Демчина В., Андрушків О., & Олійник Р. (2024). Вплив сучасних інформаційних технологій на процеси ініціювання та планування проєктів розвитку громад та регіонів. Вісник Львівського національного екологічного університету. Серія Агроінженерні дослідження, (28), 148–158.
<https://doi.org/10.31734/agroengineering2024.28.148>

12. Шиян П. О., Маланчук О. М. Цифровізація аграрного виробництва в Україні: можливості та виклики // Економіка АПК. – 2021. – № 7. – С. 23–32.

13. Шморгун Л. Вступ до штучного інтелекту та машинного навчання. – Київ: КПП ім. Ігоря Сікорського, 2020. – 212 с.

14. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2015. 712с.

15. Bronson K., Knezevic I. Big Data in food and agriculture. Big Data & Society. 2016. Vol. 3, No. 1. P. 1–5.

16. European Dairy Association. Annual Report 2022. Brussels: EDA Publishing, 2022.

17. FAO. Dairy Market Review 2021. Rome : Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2021. 160 с.

18. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow. 2nd ed. – Sebastopol, CA: O'Reilly Media, 2019. – 856 p.

19. Gujarati D., Porter D., Gunasekar S. Basic Econometrics. 5th ed. New York : McGraw-Hill, 2017. 942 с.

20. Kamilaris A., Prenafeta-Boldú F. X. Deep learning in agriculture: a survey. Computers and Electronics in Agriculture. 2018. Vol. 147. P. 70–90.

21. Khan A., Ali S., Shah S. Machine learning-based approaches for forecasting in agriculture: a review. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2022. Vol. 198. P. 107–118.
22. Klerkx L., Jakku E., Labarthe P. A review of social science on digital agriculture, smart farming and agriculture 4.0: new contributions and a future research agenda. *NJAS – Wageningen Journal of Life Sciences*. 2019. Vol. 90–91. P. 1–16.
23. Kostrzewa, S., & Rojek, A. Labour Input in Small Dairy Farming Systems. *Agricultural Systems*, 2023, 205:103–118.
24. Kovács, K., & Rojek, B. Energy Efficiency in Small Dairy Farms: A Comparative Analysis. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 276: 124–136.
25. Liakos K. G., Busato P., Moshou D. et al. Machine learning in agriculture: a review. *Sensors*. 2018. Vol. 18, No. 8. P. 1–29.
26. Mazurenko O., Polishchuk V., Blagitko O. Veterinary Costs and Economic Sustainability of Family Farms. *Ukrainian Journal of Agricultural Economics*. 2021. Vol. 14, No 3. P. 55–63.
27. McKinney W. *Python for Data Analysis*. 2nd ed. – Sebastopol: O'Reilly Media, 2018. – 544 p.
28. Mikuła A., Wojciechowska-Solis J. Application of data-driven methods for cost and resource forecasting on small dairy farms. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, No. 4. P. 1–18.
29. Nikkilä R., Seilonen I., Koskinen K. Software architecture for farm management information systems in precision agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2010. Vol. 70, No. 2. P. 328–336.
30. Raschka S., Mirjalili V. *Python Machine Learning*. 3rd ed. – Birmingham: Packt Publishing, 2019. – 770 p.
31. Rose D. C., Chilvers J. Agriculture 4.0: broadening responsible innovation in an era of smart farming. *Frontiers in Sustainable Food Systems*. 2018. Vol. 2. P. 1–7.

32. Shmorgun L. Вступ до штучного інтелекту та машинного навчання. Київ: КІІ ім. Ігоря Сікорського, 2020. – 212 с.
33. Sorensen C. G., Fountas S., Nash E. et al. Conceptual model of a future farm management information system. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2010. Vol. 72, No. 1. P. 37–47.
34. Tryhuba A. Argumentation of the parameters of the system of purveyance of milk collected from the private farm-steads within a single administrative district. // *Econtechmod: an international quarterly journal on economics in technology, new technologies and modelling processes*. – 2014. – Vol. 4, No. 3. – P. 23-27.
35. Tryhuba A. Computer model of resource demand planning for dairy farms. // *International Journal of Management Projects (IJMP)*. – 2021. – Article ID 1410.
36. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I., Ftoma O., Padyuka R., Rudynets M. Forecasting the Risk of the Resource Demand for Dairy Farms Basing on Machine Learning. // *Proceedings of the 2nd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science (MoMLLeT+DS 2020)*. – 2020. – P. 327–340.
37. Tryhuba A., Ratushny R., Tryhuba I., Koval N., Androshchuk I. The model of projects creation of the fire extinguishing systems in community territories. // *Acta universitatis agriculturae et silviculturae mendelianae brunensis*. – 2020. – Vol. 68, No. 2. – P. 419–431.
38. Tryhuba A., Boyarchuk V., Tryhuba I. Forecasting of a lifecycle of the projects of production of biofuel raw materials with consideration of risks // *2019 International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT)*. – Kyiv, 2019. – P. 420–425.
39. Tryhuba A., Ratushny R., Bashynsky O., Ptashnyk V. Planning of Territorial Location of Fire-Rescue Formations in Administrative Territory Development Projects // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2020. – Vol. 2565. – P. 18–20.

40. Tryhuba A., Tryhuba I., Bashynsky O. Coordination of dairy workshops projects on the community territory and their project environment // 2019 IEEE 14th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT 2019). – Lviv, 2019. – (Section “Project Management and Information Technologies”).
41. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M.-J. Big data in smart farming – a review. *Agricultural Systems*. 2017. Vol. 153. P. 69–80.
42. Yadav S., Chandel A. Hybrid time-series models in agricultural price and yield forecasting: a review. *Agricultural Systems*. 2021. Vol. 192. P. 103–118.

Додатки

Додаток А.

Фрагмент коду створеної інформаційної системи прогнозування витрат ресурсів для сімейних молочних ферм

```
# app.py

%%writefile app.py
import streamlit as st
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import joblib
import os
import base64

from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor, GradientBoostingRegressor
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error, r2_score

# =====
# 0. Налаштування сторінки
# =====
st.set_page_config(
    page_title="DairyFarm DSS",
    page_icon="🐄",
    layout="wide"
)

# =====
# 1. Фон з фото сімейної молочної ферми
# (збережи свою картинку як farm_bg.jpg в цій самій папці)
# =====
def set_farm_background(image_file: str = "farm_bg.jpg"):
    if not os.path.exists(image_file):
        return
    with open(image_file, "rb") as f:
        data = f.read()
    encoded = base64.b64encode(data).decode()

    css = f"""
    <style>
    [data-testid="stAppViewContainer"] {{
        background-image:
            linear-gradient(rgba(255,255,255,0.88), rgba(255,255,255,0.88)),
            url("data:image/jpg;base64,{encoded}");
    }}
    """
```



```

    background-size: cover;
    background-position: center;
    background-repeat: no-repeat;
    background-attachment: fixed;
  }}

[data-testid="stHeader"] {{
  background: rgba(255,255,255,0.75);
  backdrop-filter: blur(6px);
}}

.stSidebar {{
  background: rgba(255,255,255,0.85);
  backdrop-filter: blur(4px);
}}

.block-container {{
  background: transparent;
}}

.block-card {{
  background-color: #ffffff;
  border-radius: 18px;
  padding: 18px 22px;
  margin-bottom: 18px;
  box-shadow: 0 4px 12px rgba(0,0,0,0.08);
}}

.metric-card {{
  background-color: #ffffff;
  border-radius: 14px;
  padding: 12px 16px;
  box-shadow: 0 2px 8px rgba(0,0,0,0.08);
}}

.big-title {{
  font-size: 38px;
  font-weight: 800;
  color: #1f2933;
}}

.sub-title {{
  font-size: 18px;
  color: #4b5563;
}}
</style>
"""

```

```
st.markdown(css, unsafe_allow_html=True)
```

```

set_farm_background("farm_bg.jpg")

# =====
# 2. Константи та допоміжні функції
# =====
MODEL_PATH = "best_farm_cost_forecasting_model.pkl"

DEFAULT_FEATURES = [
    "cows", "milk_yield",
    "feed_cost", "energy_cost", "vet_cost", "labour_cost",
    "total_cost_lag_1", "total_cost_lag_2", "total_cost_lag_3",
    "milk_yield_lag_1", "cows_lag_1"
]

@st.cache_data
def load_csv(file) -> pd.DataFrame:
    df = pd.read_csv(file)
    # очікуємо тижневі дані; колонка може називатись "week" або "date"
    if "week" in df.columns:
        df["week"] = pd.to_datetime(df["week"])
        df = df.set_index("week")
    elif "date" in df.columns:
        df["date"] = pd.to_datetime(df["date"])
        df = df.set_index("date")
    return df

def make_features(df: pd.DataFrame, horizon_weeks: int = 1) -> pd.DataFrame:
    """Формування ознак та цільової змінної (тижневі лаги)."""
    df = df.copy()
    # ціль – total_cost на k тижнів вперед
    df["target"] = df["total_cost"].shift(-horizon_weeks)

    # лаги витрат
    for lag in [1, 2, 3]:
        df[f"total_cost_lag_{lag}"] = df["total_cost"].shift(lag)

    # лаги надоїв і поголів'я
    df["milk_yield_lag_1"] = df["milk_yield"].shift(1)
    df["cows_lag_1"] = df["cows"].shift(1)

    df_ml = df.dropna().copy()
    return df_ml

def evaluate_model(y_true, y_pred):
    mse = mean_squared_error(y_true, y_pred)
    rmse = mse ** 0.5
    mae = mean_absolute_error(y_true, y_pred)
    r2 = r2_score(y_true, y_pred)
    return rmse, mae, r2

```

```

def plot_fact_vs_pred(index, y_true, y_pred, title,
                      color_true="#1f77b4", color_pred="#ff7f0e"):
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 4))
    ax.plot(index, y_true, label="Фактичні", color=color_true, linewidth=2.3)
    ax.plot(index, y_pred, label="Прогноз", color=color_pred, linewidth=2.0)
    ax.set_title(title, fontsize=14)
    ax.set_xlabel("Тиждень")
    ax.set_ylabel("Витрати")
    ax.grid(True, linestyle="--", alpha=0.3)
    legend = ax.legend(frameon=True)
    legend.get_frame().set_edgecolor("black")
    legend.get_frame().set_linewidth(1.0)
    st.pyplot(fig)

....

y_pred = model.predict(X_test_m)
rmse, mae, r2 = evaluate_model(y_test, y_pred)
return model, scaler, X_test.index, y_test, y_pred, rmse, mae, r2

# =====
# 3. Стан сесії
# =====
if "df" not in st.session_state:
    st.session_state.df = None

if "df_ml" not in st.session_state:
    st.session_state.df_ml = None

if "loaded_model" not in st.session_state:
    st.session_state.loaded_model = load_model()

# =====
# 4. Бокове меню
# =====
st.sidebar.title("🐮 DairyFarm DSS")
page = st.sidebar.radio(
    "Навігація",
    ["Головна", "Дані ферми", "Прогнозування", "Перенавчання моделі", "Про систему"]
)

st.sidebar.markdown("---")
st.sidebar.caption("Кваліфікаційна робота: ІС прогнозування витрат ресурсів\nАвтор: _____")

# =====
# 5. Головна
# =====
....

```

```

edited_df = st.data_editor(
    df_template,
    num_rows="dynamic",
    use_container_width=True,
    key="manual_editor_weeks"
)

if st.button("Зберегти тижневі дані ферми"):
    try:
        edited_df["week"] = pd.to_datetime(edited_df["week"])
        edited_df = edited_df.set_index("week")
        st.session_state.df = edited_df
        st.success("Тижневі дані ферми збережено в системі.")
    except Exception as e:
        st.error(f"Помилка обробки дат: {e}")

if st.session_state.df is not None:
    st.write("Поточні збережені тижневі дані:")
    st.dataframe(st.session_state.df.head())

st.markdown("</div>", unsafe_allow_html=True)

# =====
# 7. Прогнозування
# =====
elif page == "Прогнозування":
    st.markdown("<div class='block-card'>", unsafe_allow_html=True)
    st.subheader("2. Прогнозування тижневих витрат ресурсів")

    model_obj = st.session_state.loaded_model
    if model_obj is None:
        st.error("Файл моделі не знайдено. Спочатку навчіть та збережіть модель.")
    elif st.session_state.df is None:
        st.warning("Спочатку введіть або завантажте тижневі дані у вкладці «Дані ферми».")
    else:
        df = st.session_state.df

        required_cols = ["total_cost", "feed_cost", "energy_cost", "vet_cost",
                        "labour_cost", "milk_yield", "cows"]
        if not all(col in df.columns for col in required_cols):
            st.error(f"У наборі даних мають бути колонки: {required_cols}")
        else:
            horizon = st.slider("Горизонт прогнозу (тижнів наперед)", 1, 8, 1)

            df_ml = make_features(df, horizon_weeks=horizon)
            st.session_state.df_ml = df_ml

```

```

features = model_obj.get("features", DEFAULT_FEATURES)
algo_name = model_obj.get("model_name", "Unknown")
model = model_obj["model"]
extra = model_obj.get("extra", {})

X_all = df_ml[features]
if algo_name == "Neural Network (MLP)" and "scaler" in extra:
    scaler: StandardScaler = extra["scaler"]
    X_all_scaled = scaler.transform(X_all)
    y_pred = model.predict(X_all_scaled)
else:
    y_pred = model.predict(X_all)

y_true = df_ml["target"]
rmse, mae, r2 = evaluate_model(y_true, y_pred)

col1, col2, col3 = st.columns(3)
with col1:
    st.metric("RMSE", f"{rmse:.2f}")
with col2:
    st.metric("MAE", f"{mae:.2f}")
with col3:
    st.metric("R²", f"{r2:.3f}")

plot_fact_vs_pred(
    df_ml.index,
    y_true,
    y_pred,
    f"{algo_name}: фактичні vs прогноз тижневих витрат",
    color_true="#1f77b4",
    color_pred="#ff7f0e"
)

res_df = pd.DataFrame({
    "week": df_ml.index,
    "fact_total_cost": y_true,
    "forecast_total_cost": y_pred
}).set_index("week")

st.write("Таблиця фактичних та прогнозних значень (тижні):")
st.dataframe(res_df.tail(20).round(2))

csv = res_df.to_csv().encode("utf-8")
st.download_button(
    "⬇ Завантажити таблицю прогнозу (CSV)",
    data=csv,
    file_name="weekly_forecast_results.csv",
    mime="text/csv"
)
st.markdown("</div>", unsafe_allow_html=True)

```

```

# =====
# 8. Перенавчання моделі
# =====
elif page == "Перенавчання моделі":
    st.markdown("<div class='block-card'>", unsafe_allow_html=True)
    st.subheader("3. Перенавчання моделі на тижневих даних")

    if st.session_state.df is None:
        st.warning("Спочатку введіть або завантажте тижневі дані у вкладці «Дані ферми».")
    else:
        df = st.session_state.df
        required_cols = ["total_cost", "feed_cost", "energy_cost", "vet_cost",
                        "labour_cost", "milk_yield", "cows"]
        if not all(col in df.columns for col in required_cols):
            st.error(f"У наборі даних мають бути колонки: {required_cols}")
        else:
            horizon = st.slider(
                "Горизонт прогнозу для навчання (тижнів наперед)",
                1, 8, 1, key="train_h"
            )
            df_ml = make_features(df, horizon_weeks=horizon)
            st.session_state.df_ml = df_ml

            algo = st.selectbox(
                "Оберіть алгоритм для навчання",
                ["Random Forest", "Gradient Boosting", "Neural Network (MLP)"]
            )

            if st.button(" Навчити модель"):
                with st.spinner("Виконується навчання моделі..."):
                    model, scaler, idx_test, y_test, y_pred, rmse, mae, r2 = retrain_model(df_ml, algo)

                col1, col2, col3 = st.columns(3)
                with col1:
                    st.metric("RMSE", f"{rmse:.2f}")
                with col2:
                    st.metric("MAE", f"{mae:.2f}")
                with col3:
                    st.metric("R²", f"{r2:.3f}")

                plot_fact_vs_pred(
                    idx_test,
                    y_test,
                    y_pred,
                    f"{algo}: фактичні vs прогноз (тижні)",
                    color_true="#1f77b4",
                    color_pred="#2ca02c"
                )

```

```

save_obj = {
    "model_name": algo,
    "model": model,
    "features": DEFAULT_FEATURES,
    "extra": {}
}
if scaler is not None:
    save_obj["extra"]["scaler"] = scaler

bytes_model = joblib.dumps(save_obj)
st.download_button(
    "Завантажити навчану модель (.pkl)",
    data=bytes_model,
    file_name="dairyfarm_weekly_trained_model.pkl",
    mime="application/octet-stream"
)

st.info("За потреби ви можете замінити файл best_farm_cost_forecasting_model.pkl на новий.")

st.markdown("</div>", unsafe_allow_html=True)

```