

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

другого (магістерського) рівня вищої освіти

на тему: «Розробка інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади»

Виконав: студент групи Іт-61

Спеціальності 126 «Інформаційні системи та технології»

(шифр і назва)

Рудий Андрій Миколайович

(Прізвище та ініціали)

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

(Прізвище та ініціали)

Рецензент: к.т.н., доцент Кригуль Р.Є.

(Прізвище та ініціали)

ДУБЛЯНИ-2024

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

« ____ » _____ 2023 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу студенту

Рудому Андрію Миколайовичу

1. Тема роботи: «Розробка інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади»

Керівник роботи Тригуба Анатолій Миколайович, професор
затверджені наказом по університету від 28.04.2023 року № 133/к-с.

2. Строк подання студентом роботи 10.01.2024 р.

3. Вихідні дані до роботи: дані для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; методика використання технологій обчислювального інтелекту.

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

Вступ.

Аналіз стану заготівлі молока та завдання кваліфікаційної роботи

Вибір засобів вирішення задачі та проектування інформаційної технології оперативного планування заготівлі молока на території громад

Результати розробки інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях

Ефективність використання інтелектуальної інформаційної системи

Висновки та пропозиції.

Список використаної літератури.

5. Перелік ілюстраційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових слайдів): аналіз стану заготівлі молока та аналіз інформаційних систем планування заготівлі молока; вибір засобів прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; збір даних та вибір інструментарію для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; підготовка даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; результати навчання рекурентних нейромережесвих моделей; результати прогнозування; архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; 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 фізики, інженерної механіки та безпеки виробництва</i>		

7. Дата видачі завдання

28 квітня 2023 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Терміни виконання етапів роботи	При-мітка
1	<i>Написання першого розділу</i>	<i>28.04-20.05.23</i>	
2	<i>Виконання другого розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>21.05-14.08.23</i>	
3.	<i>Виконання третього розділу та аркушів ілюстраційного матеріалу до нього</i>	<i>15.08-10.11.23</i>	
4.	<i>Написання розділу «Охорона праці та безпека у надзвичайних ситуаціях»</i>	<i>11.11-30.11.23</i>	
5.	<i>Оцінення ефективності запропонованої системи</i>	<i>01.12-20.12.23</i>	
6.	<i>Завершення оформлення розрахунково-пояснювальної записки та аркушів ілюстраційного матеріалу</i>	<i>21-31.12.23</i>	
7.	<i>Завершення роботи в цілому</i>	<i>01-10.01.24</i>	

Студент _____ Рудий А.М.
(підпис)

Керівник роботи _____ Тригуба А.М.
(підпис)

УДК 004.93 : 631.432.3

Розробка інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Рудий А.М. Кафедра інформаційних технологій – Дубляни, ЛНУП, 2024.

Кваліфікаційна робота: 75 с. текст. част., 45 рис., 5 табл., 10 арк. ілюстраційного матеріалу, 56 джерел.

Виконано аналіз стану заготівлі молока та аналіз інформаційних систем планування заготівлі молока. Подано існуючі особливості заготівлі молока та проектування інформаційних систем її планування. Сформульовано завдання кваліфікаційної роботи.

Здійснено вибір засобів прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Подано особливості інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Обґрунтовано функціональні моделі оперативного планування заготівлі молока на території громад.

Виконано аналіз даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Виконана підготовка даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Проведено навчання рекурентних нейромережових моделей. Подано результати прогнозування на основі багатовимірного часового ряду, точкове прогнозування та інтервального прогнозування. Запропонована архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Запропоновано заходи щодо забезпечення охорони праці та безпеки в надзвичайних ситуаціях. Визначено ефективність використання інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СТАНУ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА ТА ЗАВДАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ.....	9
1.1. Аналіз стану заготівлі молока.....	9
1.2. Аналіз інформаційних систем планування заготівлі молока.....	12
1.3. Існуючі особливості заготівлі молока та проектування інформаційних систем її планування.....	16
1.4. Завдання кваліфікаційної роботи.....	17
РОЗДІЛ 2. ВИБІР ЗАСОБІВ ВИРШЕННЯ ЗАДАЧІ ТА ПРОЕКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПЕРАТИВНОГО ПЛАНУВАННЯ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА НА ТЕРИТОРІЇ ГРОМАД.....	19
2.1. Вибір засобів прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.....	19
2.2. Особливості інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.....	25
2.3. Обґрунтування функціональних моделей оперативного планування заготівлі молока на території громад.....	27
РОЗДІЛ 3. РЕЗУЛЬТАТИ РОЗРОБКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА НА ТЕРИТОРІЇ ГРОМАДИ.....	31
3.1. Аналіз даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.....	31
3.2. Підготовка даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.....	35
3.3. Навчання рекурентної нейромережевої моделі.....	40
3.4. Результати прогнозування на основі багатовимірною часового ряду.....	45
3.4.1. Точкове прогнозування.....	46
3.4.2. Інтервальне прогнозування.....	48

3.5. Архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади	51
--	----

РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	53
---	----

4.1. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих чинників та розробка заходів щодо покращення умов праці	53
--	----

4.2. Розробка логічно-імітаційної моделі процесу виникнення травм під час монтажу інтелектуальної інформаційної системи	53
---	----

4.3. Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях.....	57
--	----

РОЗДІЛ 5. ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ	59
---	----

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ.....	63
----------------------------	----

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	68
---------------------------------	----

ВСТУП

Розвиток інформаційних технологій в останнє десятиліття відкриває безмежні можливості для вдосконалення сільськогосподарського виробництва та оптимізації ресурсів. Однією з останніх галузей аграрної сфери є галузь тваринництва, зокрема, виробництво молочної продукції. Важливим завданням для господарів є точне та передбачливе прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади, що дозволяє оптимізувати виробництво та забезпечити стійку ефективність господарства.

У зв'язку з цим розробка інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока стає актуальною та перспективною задачею. Ця система має на меті використовувати сучасні методи аналізу даних, машинного навчання та штучного інтелекту для покращення процесів вирощування та збирання молока, забезпечуючи фермерам необхідну інформацію для прийняття стратегічних рішень щодо свого господарства.

У нашій роботі розглянемо необхідність такої інформаційної системи, її переваги та важливість для підвищення ефективності молочного виробництва в сільських громадах. Також ми розглянемо ключові аспекти розробки та впровадження цієї системи, а також наявні виклики та перешкоди, з якими можуть стикнутися фермери та дослідники в цьому процесі.

Отже, розробка інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади має практичну цінність та забезпечує покращення управління заготівлею молока на території громади.

Об'єктом дослідження є молочне тваринництво на території громади, моделі машинного навчання для прогнозування обсягів заготівлі молока.

Предмет дослідження є вплив виробничих умов на точність прогнозування обсягів заготівлі молока та архітектуру інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка інтелектуальної інформаційної системи, яка забезпечуватиме збір та аналіз великого обсягу даних про виробництво молока, включаючи історичні дані, погодні умови, стан тварин, рік та інші чинники, що впливають на обсяги виробництва та заготівлі молока, а також розробка прогностичних моделей на основі машинного навчання, які дозволяють передбачати обсяги молока, які можуть бути зібрані в майбутньому, враховуючи різноманітні впливи та фактори.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІЗ СТАНУ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА ТА ЗАВДАННЯ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ

1.1. Аналіз стану заготівлі молока

За відомими даними Держкомстату, станом на 01.10.2022 року в Україні налічується близько 1 млн 391,1 тис. корів, що на 15,4% менше порівняно із минулим роком. При цьому, 80,3% усього стада (1117,6 тис. корів) розосереджена у районах, де не ведуться бойові дії. У воєнних зонах утримується орієнтовно 19,7% від усього стада (211,2 тис. голів).

Цей рік поголів'я корів у великих сільськогосподарських підприємствах зменшилось орієнтовно на 9,7%, або ж на 380,9 тис. голів, а у господарствах населення цей показник становить 17,4%, або ж 1010,2 тис. голів.

Так, за наявними статистичними даними за 9 місяців 2022 року виробництво молока сировини становить 5803,8 тис. тон, що орієнтовно на 14,8% менше, порівняно із попереднім роком. Також слід зазначити, що 79,2% молока (або ж 4 млн 594 тис. тон) вироблено на територіях, де немає бойових дій.

Великі молочні господарства надоїли близько 1937,6 тис. тон молока, що характеризує зменшення на 6,8% порівняно із минулим роком, а водночас особисті селянські господарства – 3866,2 тис. тон, що на 18,3% менше порівняно із минулим роком.

Станом на 10.10.2022 року середня ціна закупівлі молока становила 11,60 грн/кг, що характеризує зростання її орієнтовно на 62 коп. у кінці вересня цього року (рис. 1.1). Ціна залежить від гатунку молока і коливається у межах 10,20...12 грн/кг.

Спостерігається зростання ціни на молоко сировину екстра-якості, що можна пояснити тенденцією до зростання попиту на цю сировину молокопереробним підприємствами, які постачання молочні продукти у країні

ЄС. Для цього зазначеним підприємствам необхідно мати якісне молоко сировину.

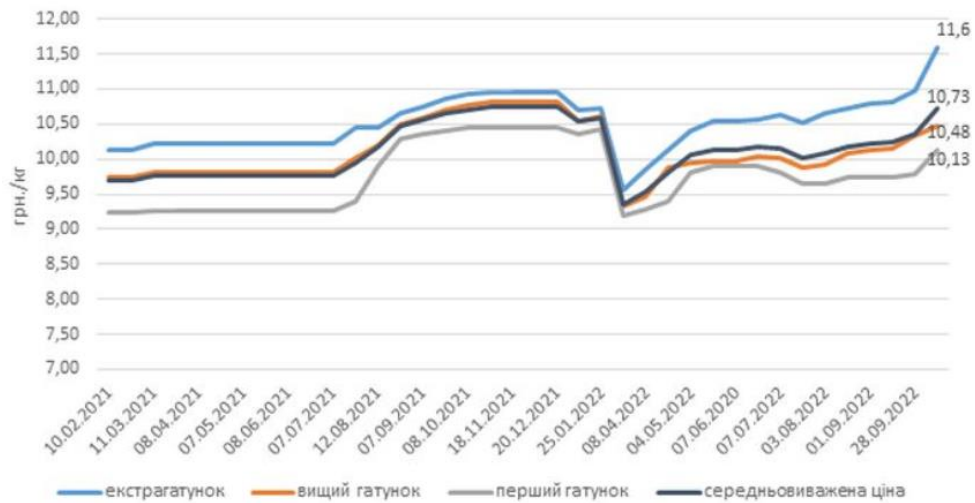


Рис. 1.1. Тенденції зміни закупівельних цін на молоко в Україні

Перший клас молока сировини дорожчає на 35коп. та відповідно становить 10,13грн/кг. Ціна такого молока коливається в межах 9,16...11,0 грн/кг. Середня ціна із взятих трьох сортів молока також зросла на 37 коп. і становить 10,73 грн/кг.

Однак, на підставі врахування падіння світових цін на молоко, впродовж осені 2022 року, очікується прогнозоване падіння цін, у коротко строківій перспективі ціни на молоко сировину не матимуть зростання. Водночас, спостерігається зниження сезонних обсягів виробництва молока.

За відомими даними Держкомстату у січні-вересні 2022 року експорт молока та молочних продуктів у перерахунку на молоко становив 347,3тис.тонн що орієнтовно на 39,4% порівняно із минулим роком. У фінансовому звіті це відповідно становить 252,7 млн. \$, що на 66,2 млн. \$ більше за минулий рік.

Імпорт молока та молочних продуктів становив 313,4тис.тон, що орієнтовно на 46,2% менше за показники минулого року. Ця вартість склала 172,8 млн.\$, що на 98,4 млн.\$ менше, ніж за 2021 рік.

У вересні 2022 року було зафіксовано рекордне значення виручки від експорту молочних продуктів. Загалом продано товарів на 35,9 млн.\$, що

орієнтовно на 9,2% більше за липень місяць, і орієнтовно на 145% порівнюючи із минулим роком (рис. 1.2).



Рис. 1.2. Тенденції зміни експорту Україною молочних продуктів

До основної категорії експорту належить сухе молоко – 4,9 тис. тон (+51% до серпня). Його експортовано на 15,8 млн.\$., що свідчить про зростання на +39,8%. Окрім того, експорт незбираного молока та вершків у вересні 2022 року впав на чверть, що відповідно становить 2,65 тис. тон, або ж -25,7% та у вартісному виразі це становить 1,37 млн.\$, або ж -28,14%.

Величезною проблемою в Україні є заготівля молока сировини від населення. На даний час зруйновано стару систему заготівлі молока – посередницьку, тому що скупники молока фактично займаються здирництвом у населення. Системної роботи щодо покращення якості молока вони не проводять.

Сьогодні заготівлею займаються в основному підприємці або керівництво дрібних молокопереробних підприємств, які створили додаткові організації (про які не знають навіть власники цих підприємств), які збирають молоко самостійно.

Для вирішення непростієї ситуації із заготівлею молока спочатку слід провести атестацію підприємств, які збирають молоко від населення, вимоги до них потрібно чітко розписати. Необхідно кардинально змінити спосіб закупівлі

молока у населення. Для цього розробка інформаційних систем планування заготівлі молока дасть можливість частково вирішити існуючі задачі щодо заготівлі молока у дрібних його виробників.

Отже, заготівля молока відіграє важливе значення у ефективності виробництва молочних продуктів та їх якості. Для підвищення ефективності заготівлі молока слід використовувати інформаційні системи, що забезпечать точне планування відповідної діяльності. Це свідчить про доцільність розробки інформаційні системи планування заготівлі молока, що є досить актуальним сьогодні для молокопереробних цехів та підприємств.

1.2. Аналіз інформаційних систем планування заготівлі молока

На даний час у світі спостерігається тенденція до діджиталізації усіх процесів виробничої діяльності, у тому числі і заготівлі молока. Зокрема, у світі створюються молочна кооперативи. Кількість молока, яку заготовляє кооператив «Молочний союз», є одним із найважливіших факторів у його загальному плануванні діяльності. Діяльність із закупівлі молока розповсюджена на великі географічні території та включає велику кількість незалежних молочних кооперативів (DCS) на рівні села та тисячі фермерів, які є членами цих товариств.

Молочний союз може впливати на рівень закупівель через ціну, яку він сплачує своїм асоційованим товариствам, а також ціну та доступність основних технічних ресурсів, які він їм надає, а саме постачання кормів для великої рогатої худоби, послуги штучного осіменіння та ветеринарні послуги.

Географічна інформаційна система (ГІС) – це програма інформаційних технологій, яка включає набір інструментів ГІС із сильним ефектом візуалізації для моніторингу вищезазначених дій, швидкої діагностики проблемних областей, прийняття рішень щодо втручання, необхідних для подолання проблем, з якими стикаються, і для бізнес-планування.

ГІС для молочних союзів була задумана та розроблена виключно для використання кооперативними молочними союзами (рис. 1.3).



Рис. 1.3. Складові ГІС для молочних кооперативів

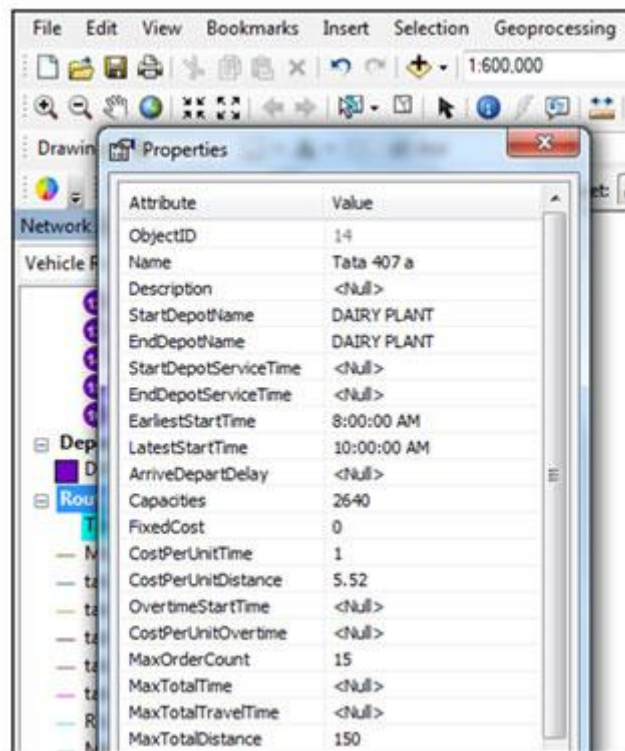
Однією із складових ГІС для молочних кооперативів є управління транспортуванням молока/експлуатацією автопарку від DCS до холодильного центру/молочного заводу.

Маршрути закупівлі молока для «Молочної спілки» зазвичай плануються з подвійною метою: максимізувати обсяг закупленого молока і в той же час мінімізувати вартість закупівлі молока відповідно до набору поточних обмежень. Крім того, сезонні чи економічні обмеження можуть призвести до змін у цих молочних маршрутах.

У пропонованій ГІС-програмі можна зобразити ці молочні шляхи на оцифрованих картах, і процес візуалізації альтернативних молочних шляхів стане простішим у порівнянні з ручними процесами.

Більшість молочних спілок мають комп'ютеризовану систему виставлення рахунків за молоко для обробки даних про закупівлю молока для здійснення платежів DCS. Молочний союз може використовувати наявну інформацію для створення карти молочних маршрутів на основі своїх існуючих

молочних маршрутів між DCS та охолоджуючим центром/молочним заводом, які потрібно змінювати, коли відповідні зміни будуть внесені на місці.



Attribute	Value
ObjectID	14
Name	Tata 407 a
Description	<Null>
StartDepotName	DAIRY PLANT
EndDepotName	DAIRY PLANT
StartDepotServiceTime	<Null>
EndDepotServiceTime	<Null>
EarliestStartTime	8:00:00 AM
LatestStartTime	10:00:00 AM
ArriveDepartDelay	<Null>
Capacities	2640
FixedCost	0
CostPerUnitTime	1
CostPerUnitDistance	5.52
OvertimeStartTime	<Null>
CostPerUnitOvertime	<Null>
MaxOrderCount	15
MaxTotalTime	<Null>
MaxTotalTravelTime	<Null>
MaxTotalDistance	150

Рис. 1.4. Вхідні дані для маршрутизації транспортного засобу

Наявність оновленої мережі доріг на рівні села є головним вузьким місцем, оскільки це є вирішальним входом для програмного забезпечення для оптимізації маршруту. Хоча намір полягав у тому, щоб використати всю можливу мережу доріг для оптимізації, визначення маршрутів виконується лише для мереж доріг, які могли бути зафіксовані керівниками на рівні села.

Фермерські організації стикаються з більш вираженими проблемами щодо найму та утримання співробітників з досвідом ІТ. Проте збір даних на рівні окремих господарств за допомогою GPS не є складним завданням, оскільки існуючі наглядчі на рівні села можуть легко використовувати портативний пристрій GPS.

Використання програмного забезпечення для оптимізації маршрутів саме по собі є невеликою частиною проблеми, більшою проблемою є організація належної бази даних і її оновлення для аналізу в режимі реального часу.

Route Name	Vehicle type	Trip distance (km)	Trip cost
1	TATA 407	119	657
2	MAX 207	91	521
3	TATA 407	108	596
4	TATA 407	156	874
5	TATA 407	114	645
6	TATA 407	141	835
7	TATA 407	143	847
8	RIKSHAW	24	112
9	Max Mah	102	574
10	TATA 407	114	612
11	TATA 207	100	588
12	Max Mah	173	862
13	MINI DOR	60	358
	TOTAL	1445	8080

Рис. 1.5. Формування бази даних і її оновлення в режимі реального часу

Результати планування маршрутів представлено на рис. 1.6.

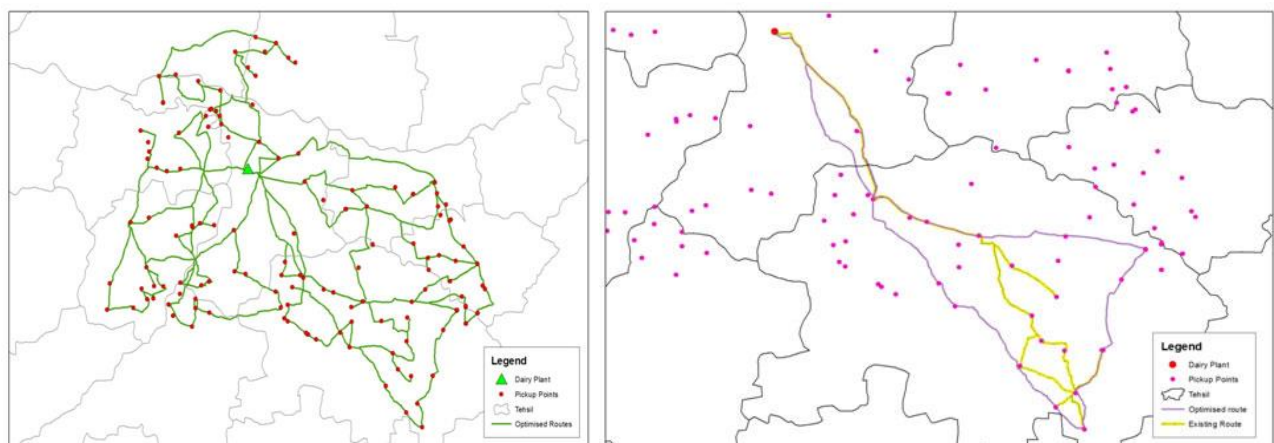


Рис. 1.6. Результати планування маршрутів

Впровадження ГІС-технології в фермерських організаціях було б досить корисним, враховуючи поточний сценарій доступності економічного апаратного та програмного забезпечення, а також враховуючи, що надається належна підтримка та навчання. Потрібна також початкова взаємодія з виконавцями та представниками господарств виробників молока, а також забезпечення розгортання зручного програмного забезпечення.

Фермерські організації можуть ефективно використовувати технологію ГІС для перевірки ефективності та візуалізації своїх існуючих маршрутів збору молока, а також для виявлення можливостей для вдосконалення.

Таким чином, використання технології ГІС для оптимізації маршруту закупівлі молока значно сприятиме цим молочним підприємствам з точки зору економії грошей і часу.

1.3. Існуючі особливості заготівлі молока та проектування інформаційних систем її планування

На сьогодні в Україні існує реальна проблема збору сирого молока, з якою зіткнулася громади та цехи з виробництва молочних продуктів. Заготівельники повинні збирати молоко з ряду ферм-виробників, розташованих у великій географічній зоні, і транспортувати його на молокопереробний завод. Все вироблене молоко має бути зібрано, оскільки всі ферми належать до однієї системи.

Оскільки різні ферми виробляють одну з трьох можливих якостей молока, його збір автоцистернами зазвичай здійснюється або різними транспортними засобами різної якості, або одними транспортними засобами з відокремленими відсіками. Передбачається, що молоко різної якості можна змішувати в одному відсіку або одній вантажівці. Після надходження на завод змішаний продукт класифікується відповідно до найнижчої якості молока, що міститься в ньому, таким чином знижуючи його комерційну цінність і тому дохід від кінцевої продукції. З іншого боку, поєднання різних якостей молока таким чином значно знижує витрати на транспортування, тим самим збільшуючи прибуток.

Найпростіший спосіб збору молока – відвідування вантажівками кожного виробника безпосередньо на фермі (забір молока від дверей до дверей). Якщо маршрут збору довгий і має кілька зупинок, транспортні витрати будуть, як

правило, високими. Таким чином, пряме транспортування вантажівкою може бути неефективним, якщо є багато дрібних виробників, розташованих далеко від заводу з переробки молока. Особливо це стосується розділеного збору молока різної якості. У таких ситуаціях процес збору можна було б полегшити шляхом створення пунктів збору, де продукція дрібних виробників, розташованих далеко від заводу, могла б зберігатися в резервуарах. Таким чином, вантажівки можуть зібрати загальну молока від групи таких виробників, незалежно від якості молока, за одну поїздку, таким чином скорочуючи час і вартість транспортування.

Отже, для вирішення задач громад, які займаються виробництвом молока слід створювати інформаційні системи планування заготівлі. Під час проектування інформаційних систем планування слід враховувати особливості заготівлі молока на території громад.

1.4. Завдання кваліфікаційної роботи

На підставі вище означеного та із врахування теми кваліфікаційної роботи «Розробка інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади» нами сформульовано наступні завдання, які потрібно виконати у цій роботі:

1. Зібрати та систематизувати наявні джерела даних про виробництво молока на території обраної громади, включаючи історичні дані, статистику, погодні умови, а також дані щодо заготівлі молока та стану тварин.

2. Розробити інтелектуальну інформаційну систему, яка включає в себе базу даних для зберігання та обробки інформації, а також інструменти для збору нових даних, модулі обробки даних, навчання моделі та комунікації із користувачами, які забезпечить якісне прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

3. Розробити алгоритми та моделі машинного навчання, які будуть використовуватися для прогнозування обсягів заготівлі молока на основі наявних даних та враховуючи вплив різноманітних факторів.
4. Провести тестування та валідацію розробленої системи на реальних даних, щоб переконатися в її ефективності та точності передбачено.
5. Зробити аналіз отриманих результатів та винести рекомендації для громад щодо оптимізації заготівлі молока та підвищення ефективності господарства.
6. Розробити заходи щодо охорони праці та безпеки у надзвичайних ситуаціях.
7. Визначити ефективність від використання інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

РОЗДІЛ 2.

ВИБІР ЗАСОБІВ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ТА ПРОЕКТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ОПЕРАТИВНОГО ПЛАНУВАННЯ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА НА ТЕРИТОРІЇ ГРОМАД

2.1. Вибір засобів прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Прогнозування обсягів заготівлі молока є важливою задачею для оптимізації управління сільськогосподарськими процесами та підтримки прийняття рішень. Для виконання зазначеного процесу нами використано інструменти та технології, які забезпечують створення прогностичних моделей за допомогою Jupyter та бібліотеки TensorFlow.

Jupyter – це інтерактивне середовище для програмування, яке дозволяє об'єднати код, текст та графіку в одному документі. Його можна використовувати для вивчення даних, виконання аналізу та розробки моделей машинного навчання (рис. 2.1).

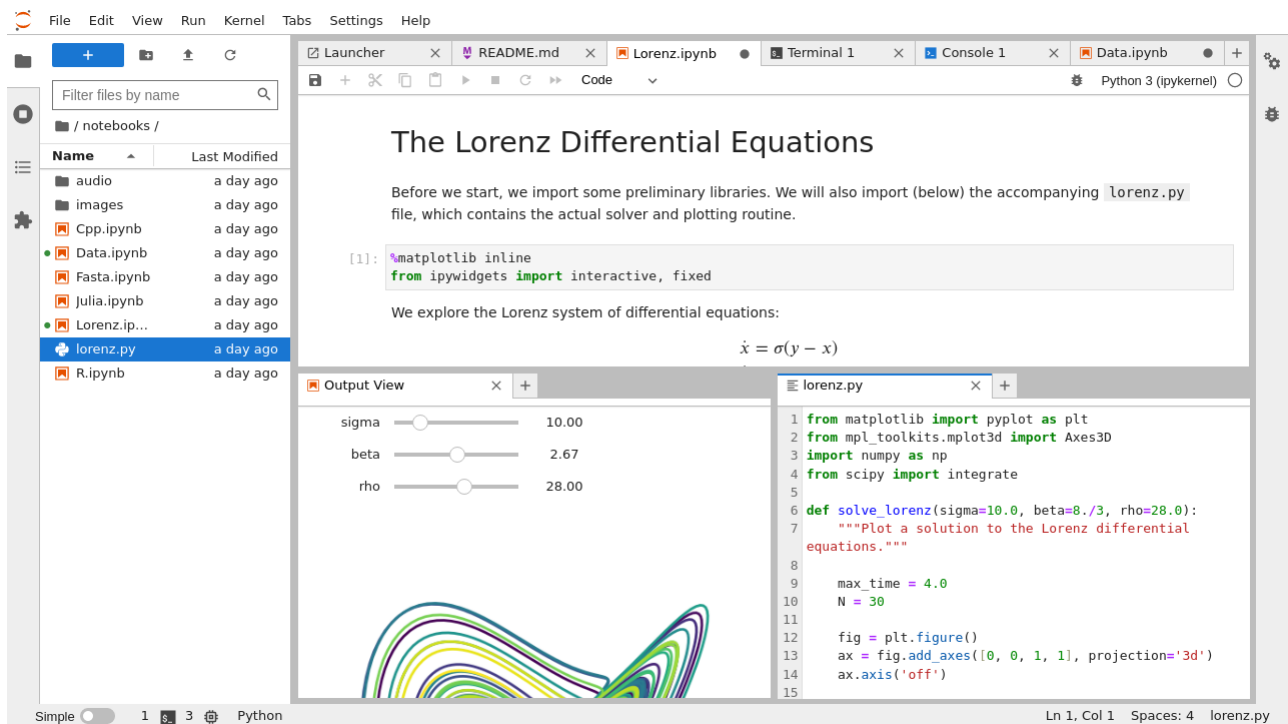


Рисунок 2.1 – Вікно інтерактивного середовища для програмування Jupyter

Сьогодні доступні численні цифрові інструменти та програмні пакети, як комерційні, так і з відкритим кодом. Отже, дослідники у галузі ІТ повинні вибрати найбільш підходящі для використання під час створення спеціалізованих модулів. Цікавим прикладом цифрового інструменту для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади є так званий Jupyter Notebook, який можна визначити як інтерактивну структуру, яка містить текст, рівняння, інтерактивні графіки та відео. Це веб-середовище з відкритим вихідним кодом для інтерактивних обчислень, яке може працювати із різними комп'ютерні мови, такі як Python, R, LaTeX, Javascript та багато інших. Це дозволяє включати теоретичні пояснення, комп'ютерні коди, результати моделювання та графіки в одному файлі, створюючи робочий простір, де дослідники можуть вивчати концепції заданого напрямку, навіть якщо вони не знайомі з мовами програмування.

Іншою важливою особливістю Jupyter є те, що дослідники можуть отримувати доступ до коду та редагувати його, на відміну від інших комерційних інструментів, які представляють інтерфейс, який не дозволяє переглядати та редагувати математичні моделі, стаючи «чорними скриньками». Jupyter можна використовувати онлайн, а також офлайн, якщо це потрібно, і ними можна легко ділитися з іншими користувачами електронною поштою, через службу хмарного зберігання (наприклад, Dropbox або Google Drive), через інтернет-хостинг, а також сервісами надання послуг для розробки програмного забезпечення, наприклад GitHub™, або безпосереднього використання Jupyter Notebook Viewer.

В останні роки використання Jupyter значно зросло завдяки їх простоті, активній спільноті підтримки та наявності бібліотек чисел і графіків, які широко використовуються для цілей навчання, особливо у створенні моделей із використанням обчислювального інтелекту.

TensorFlow – це бібліотека для машинного навчання та глибинного навчання. Вона надає інструменти для побудови та навчання різноманітних моделей, включаючи нейронні мережі. TensorFlow дозволяє легко створювати

складні моделі прогнозування та оптимізувати їх для отримання кращих результатів.

Завдяки неймовірній та різноманітній спільноті TensorFlow став однією з найулюбленіших і найпоширеніших платформ машинного навчання у світі. Ця спільнота включає:

- ✓ Дослідників (наприклад, для прогнозування процесів у різних галузях).
- ✓ Розробників (наприклад, для створення програм для виявлення хворих рослин тощо).
- ✓ Компанії (наприклад, eBay, Dropbox і AirBnB для покращення взаємодії з клієнтами).
- ✓ І багато інших.

Зараз TensorFlow вміщує багато функцій, додані протягом багатьох років. Заслуговує на увагу TensorFlow 2.0. TensorFlow 2.0 зосереджується на простоті та зручності використання, включаючи такі оновлення, як:

- ✓ Легке створення моделі за допомогою Keras і завзяте виконання.
- ✓ Надійне розгортання моделі у виробництві на будь-якій платформі.
- ✓ Потужний експеримент для дослідження.
- ✓ Спрощення API шляхом очищення застарілих API і зменшення дублювання.

За останні кілька років додано низку компонентів до TensorFlow. З TensorFlow 2.0 вони будуть об'єднані в комплексну платформу, яка підтримує робочі процеси машинного навчання від навчання до розгортання. Давайте поглянемо на нову архітектуру TensorFlow 2.0 за допомогою спрощеної концептуальної діаграми, як показано на рис. 2.2.

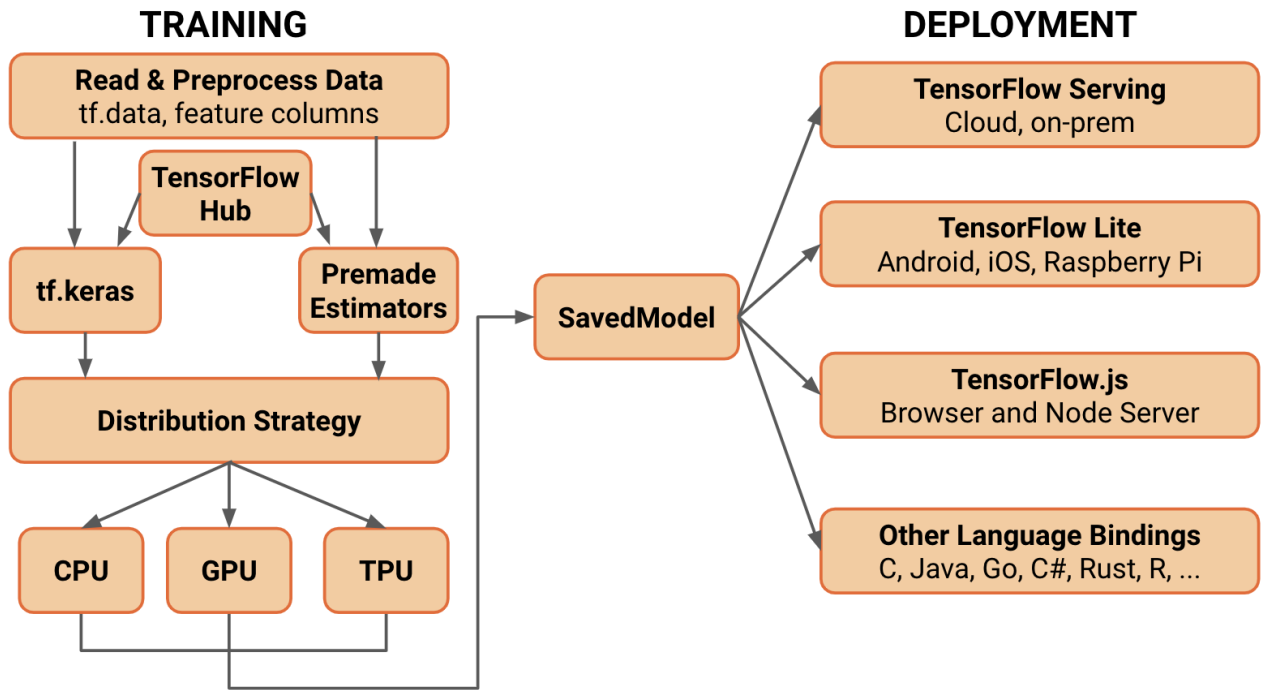


Рисунок 2.2 – Концептуальна діаграма архітектури TensorFlow 2.0

TensorFlow 2.0 буде доступний для загальнодоступної попередньої версії. Можна розробляти TensorFlow 2.0 tf.keras, використовуючи готові моделі та бібліотеки для розгортання. API стратегії розповсюдження також частково доступний сьогодні. TensorFlow виріс із програмної бібліотеки для глибокого навчання до цілої екосистеми для всіх типів машинного навчання. TensorFlow 2.0 є простим і легким у використанні для всіх користувачів на всіх платформах.

TensorFlow – це основа для створення моделей машинного навчання, включаючи глибокі нейронні мережі (DNN).

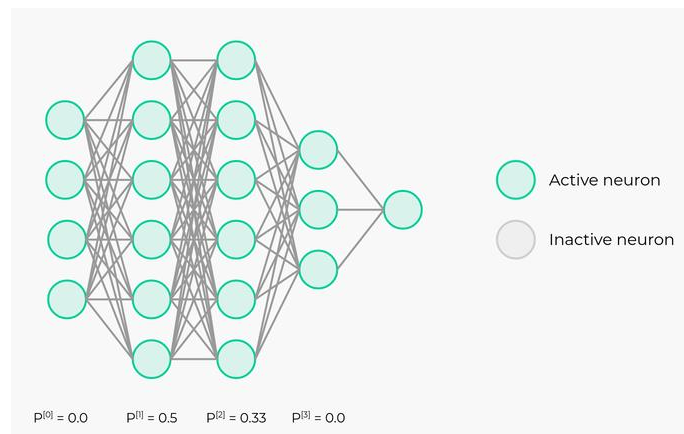


Рисунок 2.3 – Глибока нейронна мережа з використанням TensorFlow

Matplotlib – це бібліотека для візуалізації даних у вигляді графіків та діаграм (рис. 2.4).

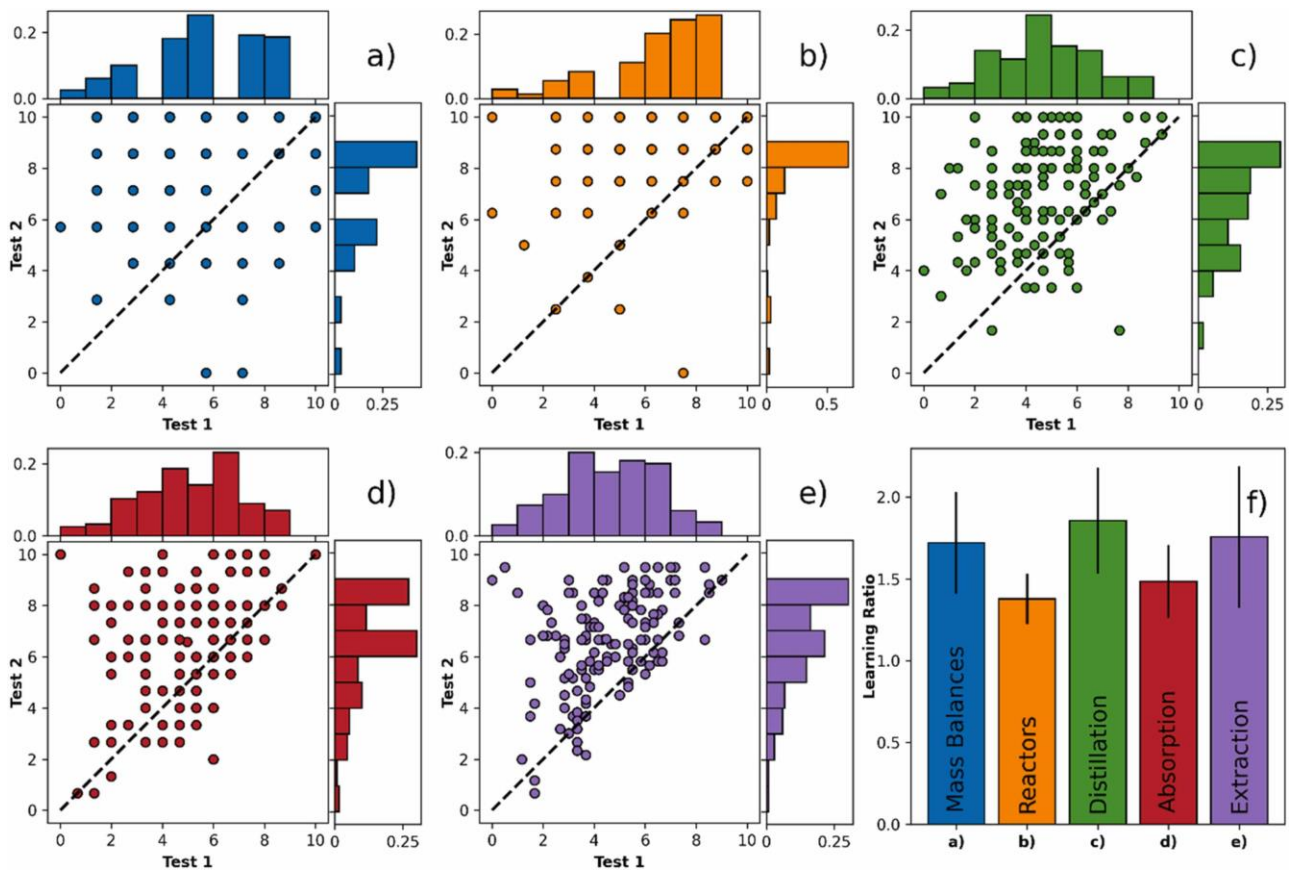


Рисунок 2.4 – Різні типи графіків, створених у Matplotlib

Візуалізація даних спрямована на представлення даних у більш простому вигляді, наприклад на діаграмі розсіювання, щільності, гістограмі тощо. Також корисно надати читачам або аналітикам загальну картину своїх даних.

Візуалізуючи свої дані, ви можете виявити потенційні викиди. У Python ви можете використовувати різні модулі або бібліотеки для візуалізації даних. Одним із основних модулів є Matplotlib. Ви можете візуалізувати дані за допомогою Matplotlib у різних стилях побудови. Але Matplotlib не може показати вам графік динаміки. Якщо ви хочете створити приголомшливий динамічний сюжет, ви можете використовувати Dash із plotly.

NumPy – це бібліотека для роботи з числовими даними у вигляді масивів. Ці бібліотеки використовуються для аналізу та візуалізації результатів прогнозування (рис. 2.5).

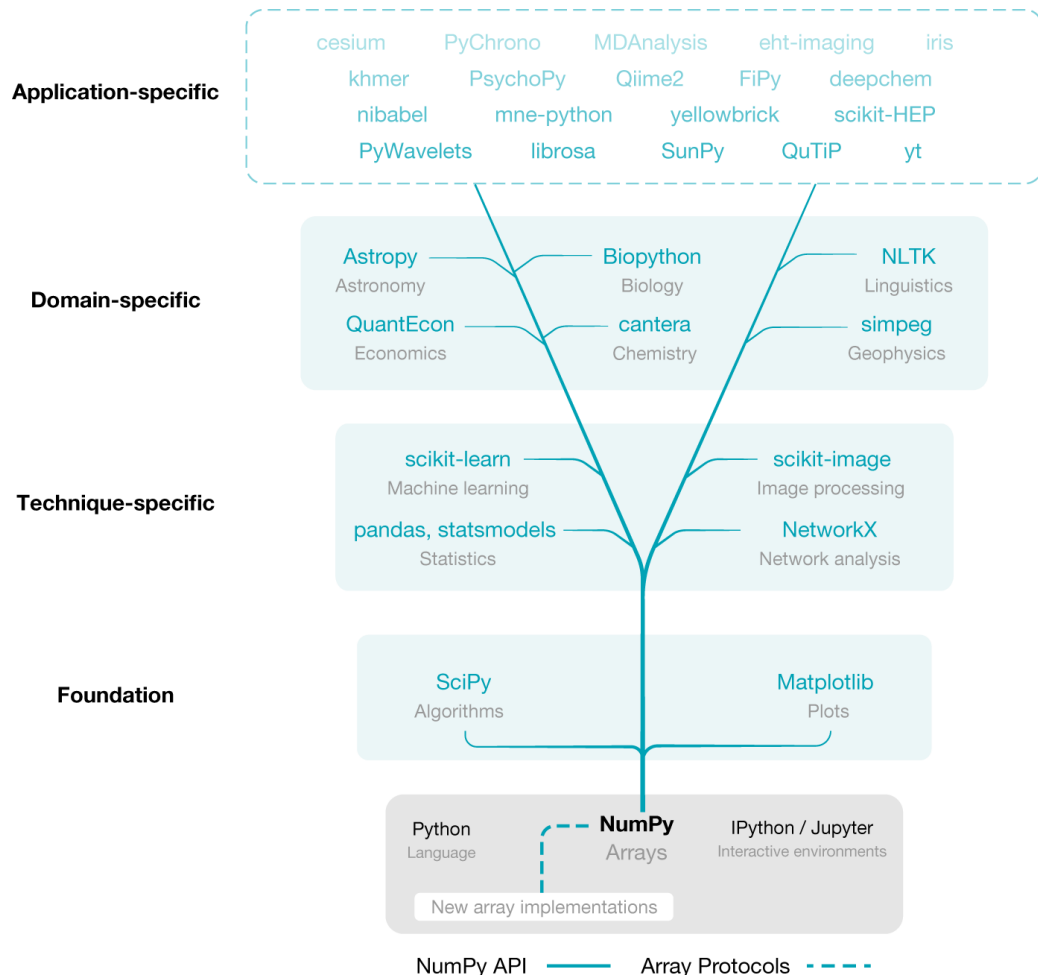


Рисунок 2.5 – NumPy базова бібліотека для наукової екосистеми Python

Два пакети масиву Python існували до NumPy. Пакет Numeric був розроблений у середині 1990-х років і надавав об'єкти масиву та функції з підтримкою масивів у Python. Він був написаний на C і пов'язаний зі стандартними швидкими реалізаціями лінійної алгебри. Одним із найперших застосувань було керування додатками C++ для досліджень термоядерного синтезу в інерційному конфайнменті в Ліверморській національній лабораторії Лоуренса.

Для роботи з великими астрономічними зображеннями, отриманими з космічного телескопа Хаббл, була оновлена версія Numeric під назвою Numarray,

додана підтримка структурованих масивів, гнучке індексування, відображення пам'яті, варіанти порядку байтів, більш ефективне використання пам'яті, гнучка обробка помилок за стандартом IEEE 754 можливості та кращі правила приведення типів.

Хоча Numarray був дуже сумісний із Numeric, ці два пакети мали достатньо відмінностей, що розділило спільноту. Однак у 2005 році NumPy з'явився як «найкраще з обох світів» об'єднання – поєднання функцій Numarray із продуктивністю Numeric у малих масивах і його багатим C API.

2.2. Особливості інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Проектована інтелектуальна інформаційна система прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади базується на основі нейромережевої моделі та алгоритму, що забезпечують виконання:

- процесів збирання і обробки інформації про кліматичні та виробничі умов заготівлі молока на території громади;
- прогнозування обсягів заготівлі молока на основі історичних даних.

Пропонована інтелектуальна інформаційна система прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади дасть можливість забезпечити підвищення точності управлінських рішень щодо створення оперативних планів заготівлі молока.

Основне завдання планування громадської заготівлі молока зводиться до обґрунтування відповідної конфігурації задіяного технічного обладнання та способу його використання. Водночас вважаємо відомим: компоненти системи збору молока в масштабах громади, включаючи пункти збору молока (P_{mp}), транспортні засоби (A_{ve}), які транспортують молоко від домогосподарств до переробних підприємств у масштабах громади, і домогосподарства (H_{po}), які виробляють сире молоко:

$$P_{mp} = \{p_i\}, A_{ve} = \{a_i\}, H_{po} = \{h_i\}, i = \overline{1, n}, \quad (2.1)$$

де $\{p_i\}$, $\{a_i\}$, $\{h_i\}$ – відповідно елементи, що стосуються збору молока, транспортних засобів для його транспортування від господарств населення до цеху переробки та господарств, що виробляють молоко-сировину; n – кількість компонентів системи збору молока на території громад, од.

Кількість можливих варіантів $\{j\}$ сценаріїв ($Alternative_{mps}$) збору молока є обмеженою для конкретної громади та її природно-виробничих умов. Це обмеження обумовлене різними можливостями комбонування елементів системи збору молока:

$$Alternative_{mps} = \{j\}, j = \langle p_v, a_v, h_v \rangle, \quad (2.2)$$

де j – варіант сценарію заготівлі молока; p_v, a_v, h_v – відповідно можливості, може різна кількість способів впорядкування елементів системи збору молока, а також транспортних засобів для перевезення молока від господарств населення до цеху переробки і виробництва молоко-сировини.

Сукупність критеріїв для оцінки альтернативних сценаріїв збору молока $\{k\}$:

$$Criteria_{mps} = \{k\}, k = \overline{1, m}, \quad (3)$$

де k – критерій оцінювання сценаріїв збору молока; m – кількість критеріїв оцінювання сценаріїв збору молока.

Під час визначення оптимальної конфігурації використаного технічного обладнання та його режимів слід враховувати вищезазначені компоненти системи збору молока на території громади, а також можливі варіанти сценаріїв та критерії їх оцінювання. Для цього рекомендується використовувати методологію системного підходу, аналізу та синтезу впливу факторів проектного середовища на обсяги збору сировини на території громади.

Оперативне планування збору молока на території громади включає чотири взаємопов'язаних етапи. На першому етапі проводиться прогнозування обсягів збору молока. На другому етапі проводиться оцінка та аналіз функціональних показників кожного альтернативного сценарію збору молока.

Це включає в себе оцінювання ефективності використання технічного обладнання, затрат та можливостей оптимізації процесів.

Третій етап включає в себе прийняття рішення щодо оптимального сценарію збору молока на основі проведеного аналізу та оцінювання. Враховуючи критерії оцінювання та розглядаючи можливості оптимізації, можна визначити оптимальні варіанти конфігурації технічного оснащення та режимів його використання для збору молока на території громади.

Цей процес базується на використанні системного підходу до аналізу та врахуванні комплексу факторів, що впливають на процес збору молока. Використання вищезазначених етапів та методів дозволяє не лише ефективно планувати збір молока, а й забезпечує оптимальні умови для функціонування системи збору молока на території громади.

2.3. Обґрунтування функціональних моделей оперативного планування заготівлі молока на території громад

Розробка структурно-функціональних моделей для процесу оперативного планування збору молока на території громади була проведена шляхом використання методів структурного аналізу та функціонального моделювання інформаційних систем.

Проведення обґрунтування функціональних моделей процесів, які відбуваються під час оперативного планування збору молока на території громади, передбачено за допомогою методології SADT, зокрема за використанням її нотацій IDEF0 та IDEF3. Це дозволяє створити функціональні моделі для процесів збору, передачі та зберігання інформації, а також для аналізу отриманих даних, оперативного планування збору молока на території громади, визначення функціональних та вартісних показників системи збору молока, а також прийняття управлінських рішень щодо використання наявних ресурсів в умовах природно-виробничих умов громади [9].

Контекстна діаграма процесу оперативного планування збору молока на території громади, виконана в нотації IDEF0, наведена на рисунку 2.6.

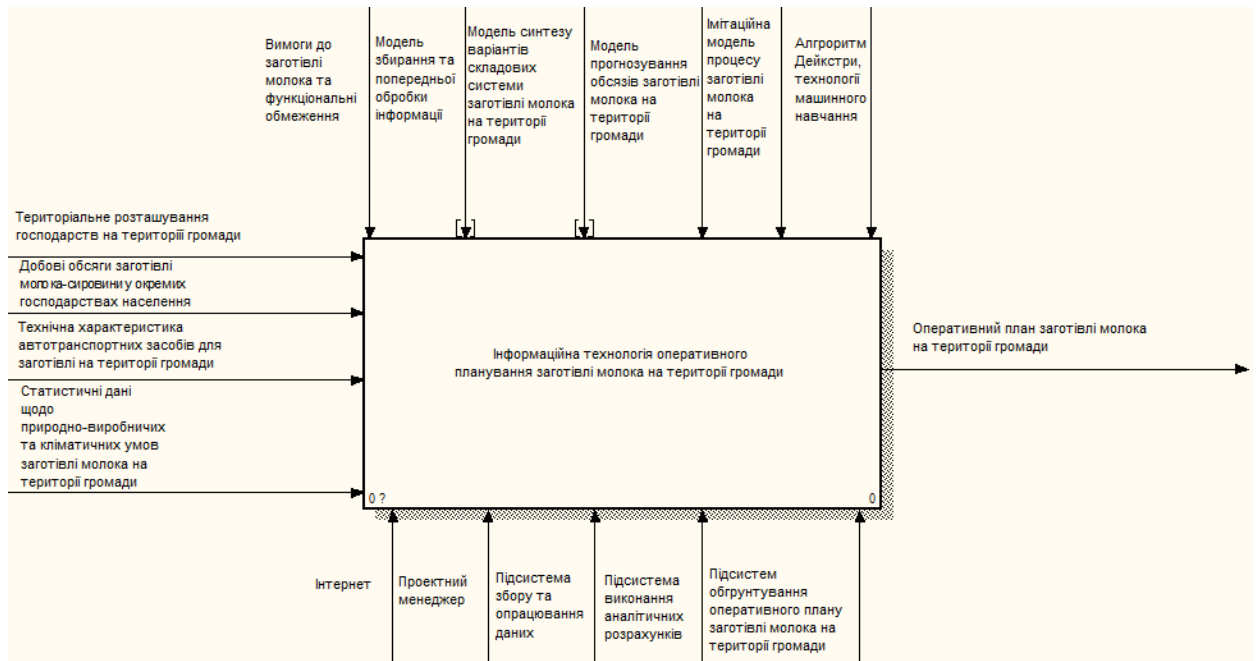


Рисунок 2.6 – Контекстна діаграма оперативного планування збору молока на території громади

Розроблена контекстна діаграма оперативного планування збору молока на території громади включає п'ять взаємопов'язаних етапів та представлена на рисунку 2.6.

Наведена діаграма оперативного планування збору молока на території громади дозволяє здійснювати збір, обробку та зберігання даних, які використовуються для управлінського процесу планування. Цей процес є основою для прийняття якісних управлінських рішень щодо формування раціональної конфігурації використаного технічного обладнання та його режимів.

Процес створення бази даних про стан природно-виробничих та кліматичних умов включає функції збору інформації про розташування господарств-виробників молока, статистичні дані щодо умов середовища, добові обсяги молока, а також технічні характеристики автотранспортних засобів для його транспортування. Ці дані перевіряються та передаються для зберігання в базу даних за допомогою Інтернету. На основі цих даних

синтезуються різні варіанти компонентів системи збору молока на території громади, використовуючи відповідну модель та аналізуючи чинні вимоги до збору молока. Під час перевірки отриманих даних на коректність використовується підсистема збору та обробки даних, і також в процесі цього залучаються проектні менеджери.

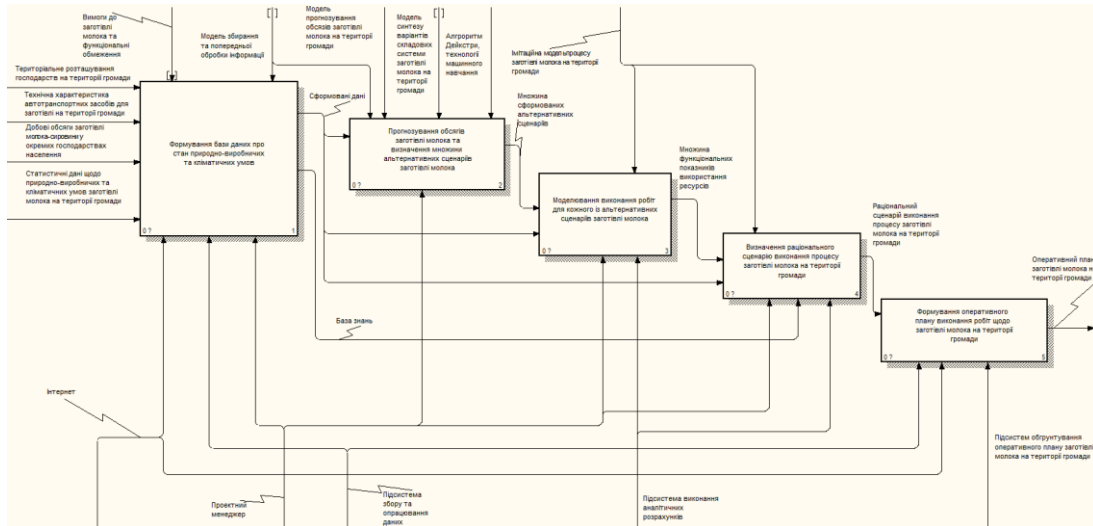


Рисунок 2.7 – Функціональна модель оперативного планування збору молока на території громади

Зібрані дані про природно-виробничі та кліматичні умови використовуються для створення бази знань, яка забезпечує функціонування інших процесів та сприяє прийняттю ефективних управлінських рішень. Схема процесу формування бази даних про стан природно-виробничих та кліматичних умов представлена на рис. 2.8.

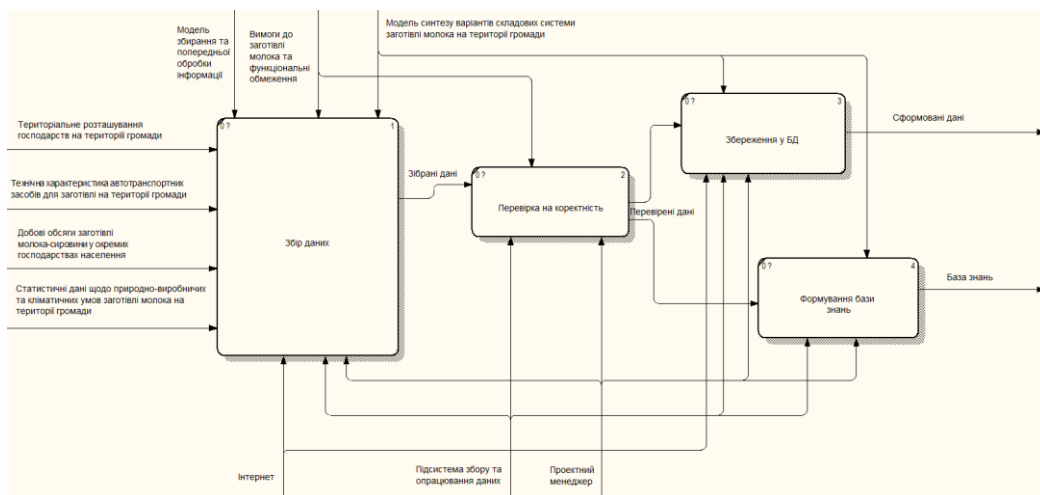


Рисунок 2.8 – Діаграма процесу створення бази даних про природно-виробничі та кліматичні умови

Процес збору даних виконується за допомогою моделі та попередньо обробленої інформації. Інформацію отримують зі звітної документації цехів переробки молока на території громад, мап громад, а також веб-сайтів із погодними даними та інформації виробників техніки та обладнання для збору молока. Отримані та перевірені дані реєструються у відповідних таблицях бази даних та передаються на сервер для подальшого зберігання та можливого використання за необхідністю.

РОЗДІЛ 3.

РЕЗУЛЬТАТИ РОЗРОБКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ОБСЯГІВ ЗАГОТІВЛІ МОЛОКА НА ТЕРИТОРІЇ ГРОМАДИ

3.1. Аналіз даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади необхідно зібрати та підготувати дані, які будуть використовуватися для побудови прогнозної моделі. Ці дані можуть включати наступну інформацію:

✓ Дані про кількість поголів'я молочної худоби в громаді. Ці дані можна отримати з державних статистичних органів, а також з місцевих органів самоврядування.

✓ Дані про середні надої на корову в громаді. Ці дані також можна отримати з державних статистичних органів, а також з місцевих органів самоврядування.

✓ Дані про ціни на молоко на внутрішньому та зовнішньому ринках. Ці дані можна отримати з фінансових аналітичних агентств.

✓ Дані про погодні умови в громаді. Ці дані можна отримати з метеорологічних служб.

Для виконання прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади взято дані із Лопатинської селищної громади Червоноградського району Львівської області, на території якої заготовлюється молоко із 01.01.2019 до 01.03.2023. Це молоко переробляється на виробничих потужностях ТМ «Галичина», що розташовано на західній Україні місті Радехів Львівської області.

Із зібраного нами набору даних виділені наступні атрибути, які впливають на обсяги заготівлі молока на території громади:

1. Month – дата заготівлі молока;

2. MilkProduction – обсяги заготівлі молока;
3. Temperature(оС) – температура повітря;
4. Pressure(mm) – атмосферний тиск.

Після того, як дані було зібрані, виконали їх підготовку до подальшого аналізу. Це включає в себе наступні етапи:

- Очищення даних від помилок і неточностей.
- Заповнення пропусків у даних.
- Нормалізація даних.

Очищення даних від помилок і неточностей включає в себе перевірку даних на наявність помилок у записах, а також на наявність невідповідностей між різними джерелами даних. Заповнення пропусків у даних може бути здійснено шляхом застосування різних методів, таких як інтерполяція або екстраполяція. Нормалізація даних полягає в тому, щоб привести дані до одного масштабу, щоб вони були порівнянні між собою.

Після того, як дані будуть підготовлені, їх можна використовувати для побудови прогнозної моделі. Для прогнозування обсягів заготівлі молока можна використовувати різні методи, в тому числі і нейронні мережі та інші.

Використали Jupyter Notebook для підготовки завдань та аналізу даних для прогнозування обсягів заготівлі молока. Jupyter – це проект, призначений для якого є забезпечення розробки програмного забезпечення з відкритим кодом на основі використання відкритих стандартів і послуг для забезпечення інтерактивних обчислень широкими мовами програмування. Ми завантажили наданий набір даних прогнозування обсягів заготівлі молока в Jupyter Notebook. Для цього ми імпортуємо потрібні бібліотеки, показано як на рис. 3.1.

```
import tensorflow as tf

import matplotlib as mpl
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import os
import pandas as pd

mpl.rcParams['figure.figsize'] = (8, 6)
mpl.rcParams['axes.grid'] = False
```

Рисунок 3.1 – Імпорт бібліотек прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади


```
In [7]: df.head()
```

```
Out[7]:
```

	Month	MilkProduction	Temperature(oC)	Pressure(mm)
0	2019-01-01 07:00:00	348.0	6	728
1	2019-01-02 07:00:00	451.0	2	727
2	2019-01-03 07:00:00	471.0	4	724
3	2019-01-04 07:00:00	587.0	5	724
4	2019-01-05 07:00:00	473.0	2	725

Рисунок 3.2 – Виведення фрагменту масиву початкових даних

Наведена нижче функція (рис. 3.3) повертає тимчасові інтервали для навчання моделі. Аргумент `history_size` – це розмір останнього часового інтервалу, `target_size` – аргумент, що визначає, наскільки далеко в майбутнє модель повинна навчитися прогнозувати. Іншими словами, `target_size` – це цільовий вектор, який потрібно спрогнозувати.

```
In [8]: def univariate_data(dataset, start_index, end_index, history_size, target_size):
data = []
labels = []

start_index = start_index + history_size
if end_index is None:
    end_index = len(dataset) - target_size

for i in range(start_index, end_index):
    indices = range(i-history_size, i)
    # Reshape data from (history_size,) to (history_size, 1)
    data.append(np.reshape(dataset[indices], (history_size, 1)))
    labels.append(dataset[i+target_size])
return np.array(data), np.array(labels)
```

Рисунок 3.3 – Функція для повернення тимчасових інтервалів для навчання моделі

Наступний код (рис. 3.4) використовує бібліотеку Matplotlib для побудови лінійного графіка обсягів виробництва молока в залежності від часу на основі даних у стовпці "MilkProduction" з нашого DataFrame `df`.

Основні кроки його наступні. `plt.figure(figsize=(18, 6))` – встановлює розміри фігури для майбутнього графіка. У цьому випадку, ширина – 18 одиниць, висота – 6 одиниць.

`plt.plot(df.MilkProduction)` – буде лінійний графік, де по осі X розташовані індекси рядків вашого DataFrame, а по осі Y – значення стовпця "MilkProduction". Це представляє обсяг виробництва молока в залежності від часу.

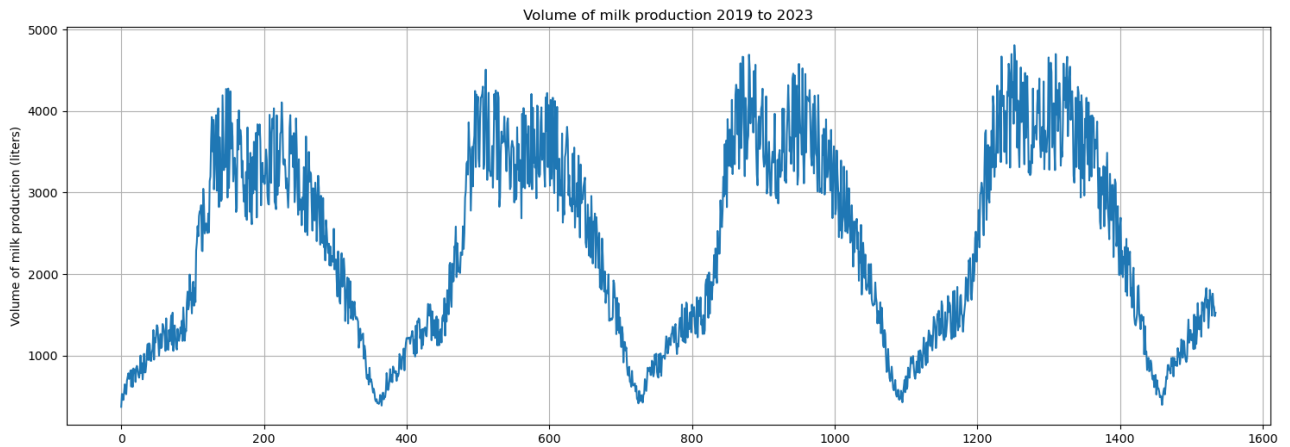


Рисунок 3.4 – Графік зміни обсягів виробництва молока в залежності від часу

У результаті отримано лінійний графік обсягів виробництва молока протягом періоду від 2019 до 2023 року. Окрім того нами побудовано розподіл зміни обсягів заготівлі молока на території громади впродовж досліджуваного періоду (рис. 3.5).

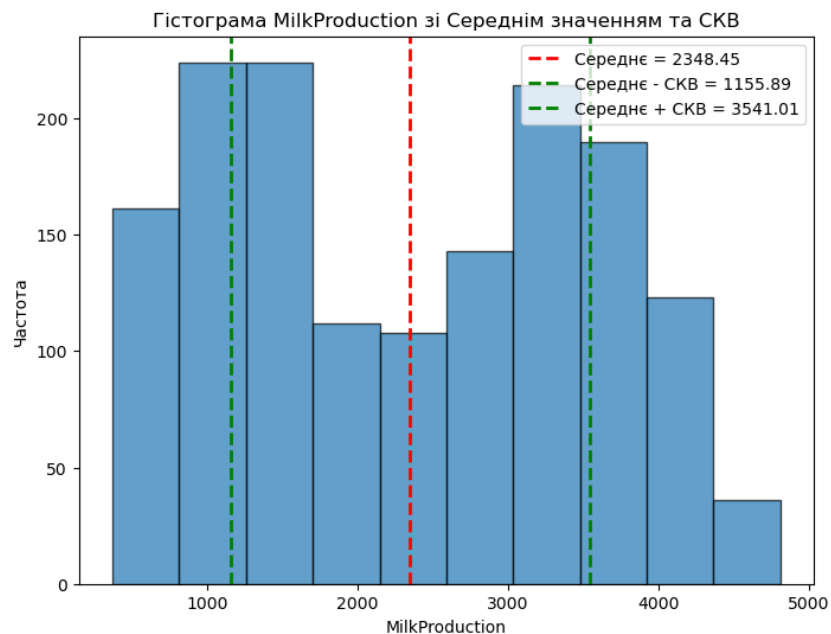


Рисунок 3.5 – Розподіл зміни обсягів заготівлі молока на території громади впродовж досліджуваного періоду

Аналіз даних є важливим етапом процесу прогнозування. Це дає можливість зрозуміти закономірності в даних та виявити фактори, які впливають на обсяги заготівлі молока.

При цьому аналіз часових рядів дозволяє виявити закономірності в даних, які змінюються з часом. Результати аналізу даних можуть бути використані для покращення прогнозної моделі. Наприклад, якщо аналіз даних покаже, що на обсяги заготівлі молока впливає певний фактор, то цей фактор можна включити в модель.

3.2. Підготовка даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Підготовка та аналіз даних є важливими етапами процесу прогнозування обсягів заготівлі молока. Ці етапи дозволяють зібрати та підготувати дані, які будуть використовуватися для побудови прогнозної моделі, а також зрозуміти закономірності в даних та виявити фактори, які впливають на обсяги заготівлі молока.

Виконаний процес підготовки даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади є основою для навчання нейромережевої моделі.

Рекурентні нейромережі (RNN) є потужним інструментом для роботи з послідовними даними, такими як часові ряди, мовний текст, аудіо та інші. Нами запропоновано процес навчання рекурентної нейромережевої моделі для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади із використанням TensorFlow та Keras.

Рекурентні нейромережі працюють з послідовністю даних. Отже, ми повинні перетворити наші дані в такий формат. Перед навчанням штучної нейронної мережі важливим кроком є масштабування даних. Одним із поширених способів виконання масштабування є стандартизація (standardization), що виконується шляхом віднімання середнього значення та поділу на стандартне відхилення для кожної ознаки. При цьому нами запропоновано використовувати метод `tf.keras.utils.normalize`, який масштабує значення діапазон $[0,1]$ (рис. 3.6).

```
In [15]: uni_data = uni_data.values

In [16]: uni_train_mean = uni_data[:TRAIN_SPLIT].mean()
uni_train_std = uni_data[:TRAIN_SPLIT].std()
```

Рисунок 3.6 – Фрагмент коду для стандартизації даних

У цьому коді (рис. 3.6) вибирається колонка `uni_data` з даних (виділеної з об'єкту `DataFrame`) і перетворюється в масив `numpy` за допомогою `.values`. Потім визначається середнє значення (`uni_train_mean`) та стандартне відхилення (`uni_train_std`) для частини даних від початку до значення `TRAIN_SPLIT`. Це використовується для нормалізації даних перед використанням їх у моделі машинного навчання. Нормалізація допомагає моделі ефективніше навчатись та вирішувати задачі.

Стандартизація повинна виконуватись лише з використанням навчальних даних (рис. 3.7).

```
In [17]: uni_data = (uni_data-uni_train_mean)/uni_train_std
```

Рисунок 3.7 – Фрагмент коду стандартизації даних

У цьому коді (рис. 3.7) відбувається нормалізація даних з використанням значень середнього значення (`uni_train_mean`) та стандартного відхилення (`uni_train_std`). Кожен елемент у `uni_data` віднімається від середнього значення, і отримане значення ділиться на стандартне відхилення. Цей процес допомагає привести дані до діапазону, який дозволяє ефективніше тренувати модель і підвищити її стабільність під час навчання.

Далі підготуємо дані для моделі з одновимірним входом. На вхід у модель подаватимуться останні 20 зареєстрованих спостережень за обсягом молока, і модель необхідно навчити прогнозувати обсягом молока на наступному кроці за часом (рис. 3.8).

```
In [18]: univariate_past_history = 20
         univariate_future_target = 0

         x_train_uni, y_train_uni = univariate_data(uni_data, 0, TRAIN_SPLIT,
                                                  univariate_past_history,
                                                  univariate_future_target)
         x_val_uni, y_val_uni = univariate_data(uni_data, TRAIN_SPLIT, None,
                                               univariate_past_history,
                                               univariate_future_target)
```

Рисунок 3.8 – Фрагмент коду стандартизації даних

У цьому коді (рис. 3.8) визначаються змінні `univariate_past_history` та `univariate_future_target`, що представляють собою кількість попередніх часових кроків для використання у вибірці (`univariate_past_history`) та кількість майбутніх кроків, які вам потрібно передбачити (`univariate_future_target`).

Далі викликаються функції `univariate_data`, які створюють вибірки для тренування та валідації (`x_train_uni`, `y_train_uni`, `x_val_uni`, `y_val_uni`). При цьому `univariate_data` призначена для створення вхідно-вихідних даних для навчання одновимірної моделі.

Параметри функції включають `uni_data` (дані, з якими працюємо), індекс початку та кінця для розділення між тренувальним та валідаційним наборами даних, кількість попередніх та майбутніх кроків, які слід використовувати для створення вибірок.

Отже, `x_train_uni` буде містити вхідні дані для тренування, а `y_train_uni` буде містити відповідні цільові значення для цих вхідних даних. Аналогічно, `x_val_uni` та `y_val_uni` представляють вхідні дані та цільові значення для валідації.

Результати застосування функції `univariate_data` представлено на рис. 3.9.

```
In [19]: print ('Single window of past history')
print (x_train_uni[0])
print ('\n Target milk production to predict')
print (y_train_uni[0])

Single window of past history
[[-1.69253309]
 [-1.7319613 ]
 [-1.687276 ]
 [-1.7021711 ]
 [-1.5470868 ]
 [-1.49977295]
 [-1.57074373]
 [-1.49451585]
 [-1.50327768]
 [-1.50415386]
 [-1.55760099]
 [-1.35783138]
 [-1.43143071]
 [-1.30788898]
 [-1.32979354]
 [-1.50327768]
 [-1.38674541]
 [-1.52605842]
 [-1.43055453]
 [-1.32804118]]

Target milk production to predict
-1.4664780110310645
```

Рисунок 3.9 – Результати застосування функції `univariate_data`

При цьому `Single window of past history` (Історія минулого вікна) представляється одним вікном даних про виробництво молока у минулому. Кожен рядок містить дані про виробництво молока в конкретний час. Здійснено нормалізацію даних, оскільки значення знаходяться у масштабі, який дозволяє зберігати їхню структуру та швидкість навчання моделі.

`Target milk production to predict` (Цільове виробництво молока для передбачення) вказує на значення виробництва молока, яке потрібно передбачити моделі. Значення також нормалізоване для відповідності однаковому масштабу.

Цей вивід є прикладом першого вікна даних і відповідної цільової змінної для навчання рекурентної нейронної мережі. Нормалізація допомагає забезпечити стабільніше і ефективне навчання моделі.

Нами написано код (рис. 3.10), який представляє дві функції для побудови графіків часових рядів і використовує їх для побудови графіку для прикладу даних.

```
In [20]: def create_time_steps(length):
         return list(range(-length, 0))

In [21]: def show_plot(plot_data, delta, title):
         labels = ['History', 'True Future', 'Model Prediction']
         marker = ['.-', 'rx', 'go']
         time_steps = create_time_steps(plot_data[0].shape[0])
         if delta:
             future = delta
         else:
             future = 0

         plt.title(title)
         for i, x in enumerate(plot_data):
             if i:
                 plt.plot(future, plot_data[i], marker[i], markersize=10,
                          label=labels[i])
             else:
                 plt.plot(time_steps, plot_data[i].flatten(), marker[i], label=labels[i])
         plt.legend()
         plt.xlim([time_steps[0], (future+5)*2])
         plt.xlabel('Time-Step')
         return plt

In [22]: show_plot([x_train_uni[0], y_train_uni[0]], 0, 'Sample Example')
```

Рисунок 3.10 – Код функцій для побудови графіків часових рядів

Функція створення часових кроків для поданої довжини `length` використовується для визначення часових моментів у минулому (історії) для побудови графіку.

(`show_plot(plot_data, delta, title)`) – функція для побудови графіка з трьома лініями: історією, правильним майбутнім значенням та прогнозом моделі.

`plot_data` – список з двох елементів - історії та правильного майбутнього значення.

`delta` – кількість майбутніх кроків, які має передбачити модель.

`title` – назва графіка.

Після цього виконується побудова графіка для прикладу даних – `show_plot([x_train_uni[0], y_train_uni[0]], 0, 'Sample Example')`

`x_train_uni[0]` – історичні дані (минулі значення виробництва молока).

`y_train_uni[0]` – правильне майбутнє значення (цільове значення для передбачення моделі).

`0` – кількість майбутніх кроків (прогнозуються в тому ж часовому ряді).

Отриманий графік (рис. 3.11) допомагає візуалізувати, як модель передбачає майбутнє значення, порівняно з історією та фактичним майбутнім значенням.

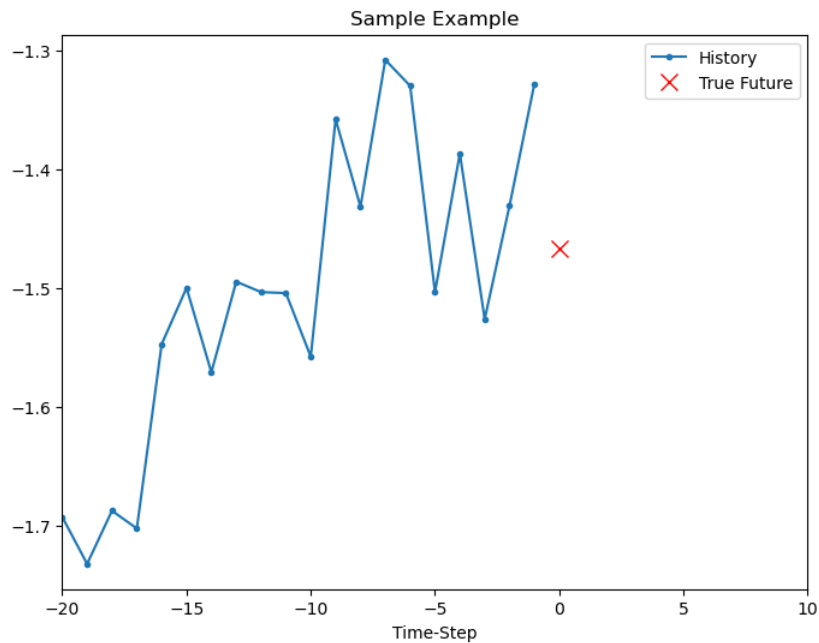


Рисунок 3.11 – Візуалізація прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

3.3. Навчання рекурентної нейромережевої моделі

Перш ніж розпочати навчання моделі, встановимо просте базове рішення (baseline). Воно полягає в наступному: для заданого вхідного вектора метод базового рішення «переглядає» всю історію та прогнозує наступне значення як середнє з останніх 20 спостережень.

```
In [23]: def baseline(history):
return np.mean(history)

In [24]: show_plot([x_train_uni[0], y_train_uni[0], baseline(x_train_uni[0])], 0,
'Baseline Prediction Example')
```

Рисунок 3.12 – Код функцій для простого базового рішення та його реалізації

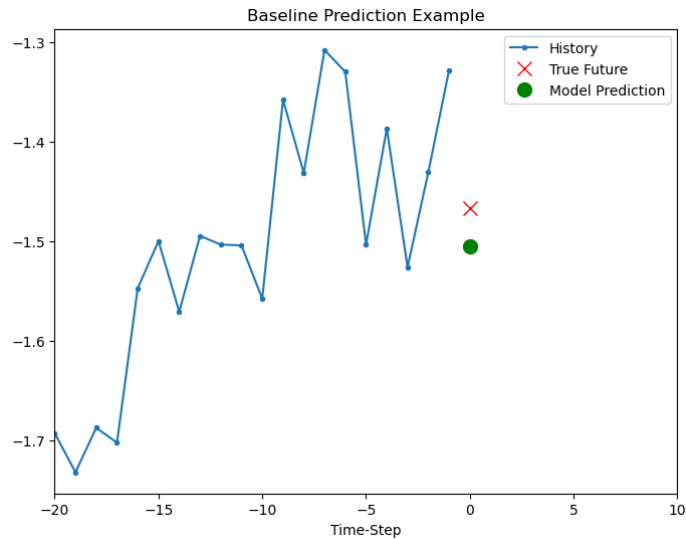


Рисунок 3.13 – Візуалізація простого базового рішення під час прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Рекурентна нейронна мережа – це тип ШНМ, яка добре підходить для вирішення завдань, пов'язаних із часовими рядами. Рекурентна нейронна мережа крок за кроком обробляє тимчасову послідовність даних, перебираючи її елементи та зберігаючи внутрішній стан, отриманий при обробці попередніх елементів. При цьому пропонується використовувати спеціалізований шар рекурентної нейронної мережі, що називається «Довга короткострокова пам'ять» (англ. Long Short-Term Memory, LSTM).

Далі за допомогою `tf.data` виконаємо перемішування (`shuffle`), пакетування (`batch`) та кешування (`cache`) набору даних.

```
In [25]: BATCH_SIZE = 256
         BUFFER_SIZE = 10000

         train_univariate = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train_uni, y_train_uni))
         train_univariate = train_univariate.cache().shuffle(BUFFER_SIZE).batch(BATCH_SIZE).repeat()

         val_univariate = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_val_uni, y_val_uni))
         val_univariate = val_univariate.batch(BATCH_SIZE).repeat()
```

Рисунок 3.14 – Код функцій для простого базового рішення та його реалізації

У цьому коді (рис. 3.14):

`tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train_uni, y_train_uni))` – створює датасет, використовуючи дані з навчального набору.

`train_univariate.cache()` – кешує дані для швидшого доступу.

`train_univariate.shuffle(BUFFER_SIZE)` – перемішує дані для кращого тренування моделі.

`train_univariate.batch(BATCH_SIZE)` – формує партії даних заданого розміру.

`train_univariate.repeat()` – дозволяє ітерувати датасет нескінченну кількість разів.

Аналогічно для валідаційного датасету `val_univariate`.

Видно, що LSTM вимагає певної форми введення даних, які подаються (рис. 3.15).

```
In [26]: simple_lstm_model = tf.keras.models.Sequential([
        tf.keras.layers.LSTM(5, input_shape=x_train_uni.shape[-2:]),
        tf.keras.layers.Dense(1)
    ])
simple_lstm_model.compile(optimizer='adam', loss='mae')
```

Рисунок 3.15 – Код створення простої рекурентної нейромережевої моделі для прогнозування на основі даних, отриманих з однієї змінної

Цей код створює просту рекурентну нейромережеву модель для прогнозування на основі даних, отриманих з однієї змінної. Основні етапи коду наступні:

`tf.keras.models.Sequential([...])` – створення моделі типу `Sequential`, яка є лінійним стеком шарів.

`tf.keras.layers.LSTM(5, input_shape=x_train_uni.shape[-2:])` – додавання шару LSTM до моделі з 5 нейронами (одиницями) та вказанням форми вхідних даних за допомогою параметра `input_shape`. `x_train_uni.shape[-2:]` вказує, що модель отримує вхідні дані з останніх двох осей форми `x_train_uni`.

`tf.keras.layers.Dense(1)` – додавання повністю з'єднаного шару з однією одиницею, що відповідає за вивід прогнозу.

`simple_lstm_model.compile(optimizer='adam', loss='mae')` – компіляція моделі з використанням оптимізатора Adam і середньої абсолютної похибки (MAE) як функції втрат для навчання.

Отже, цей код (рис. 3.15) створює просту рекурентну нейромережеву модель для завдання прогнозування, і його можна використовувати для тренування та прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади на даних.

У загальному плані рекурентні нейронні мережі працюють із послідовностями (sequences). Це означає, що дані моделі, що подаються на вхід, повинні мати таку форму – [спостереження, часовий інтервал, кількість ознак].

Форма навчальних даних для моделі з одномірним входом має такий вигляд, який представлено на рис. 3.16.

```
In [28]: print(x_train_uni.shape)
(980, 20, 1)
```

Рисунок 3.16 – Код представлення форми навчальних даних

Наступний код (рис. 3.17) використовує модель `simple_lstm_model`, побудовану за допомогою TensorFlow/Keras, для навчання нейромережевої моделі на основі даних та оцінює її ефективність на валідаційних даних.

```
In [29]: EVALUATION_INTERVAL = 200
EPOCHS = 10

simple_lstm_model.fit(train_univariate, epochs=EPOCHS,
                    steps_per_epoch=EVALUATION_INTERVAL,
                    validation_data=val_univariate, validation_steps=50)
```

Рисунок 3.17 – Код навчання нейромережевої моделі на основі даних та оцінює її ефективність на валідаційних даних

Основні параметри навчання нейромережевої моделі на основі даних наступні:

`train_univariate` – навчальні дані у форматі датасету TensorFlow.

`EPOCHS` – кількість епох навчання. У цьому випадку, модель буде навчатися протягом 10 епох.

`steps_per_epoch` – кількість кроків (батчів), які модель буде використовувати на кожній епосі під час навчання. У цьому випадку, використовується значення `EVALUATION_INTERVAL`, яке дорівнює 200.

validation_data – дані для валідації моделі.

validation_steps – кількість кроків (батчів) під час оцінки моделі на валідаційних даних. У цьому випадку, використовується значення 50. Отримані результати навчання представлено на рис. 3.18.

```

200/200 [=====] - 5s 11ms/step - loss: 0.4355 - val_loss: 0.3273
Epoch 2/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2676 - val_loss: 0.2446
Epoch 3/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2378 - val_loss: 0.2227
Epoch 4/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2301 - val_loss: 0.2145
Epoch 5/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2270 - val_loss: 0.2110
Epoch 6/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2252 - val_loss: 0.2086
Epoch 7/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2242 - val_loss: 0.2071
Epoch 8/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2235 - val_loss: 0.2070
Epoch 9/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2231 - val_loss: 0.2068
Epoch 10/10
200/200 [=====] - 2s 8ms/step - loss: 0.2228 - val_loss: 0.2065

```

Рисунок 3.18 – Результати навчання простої рекурентної нейромережевої моделі

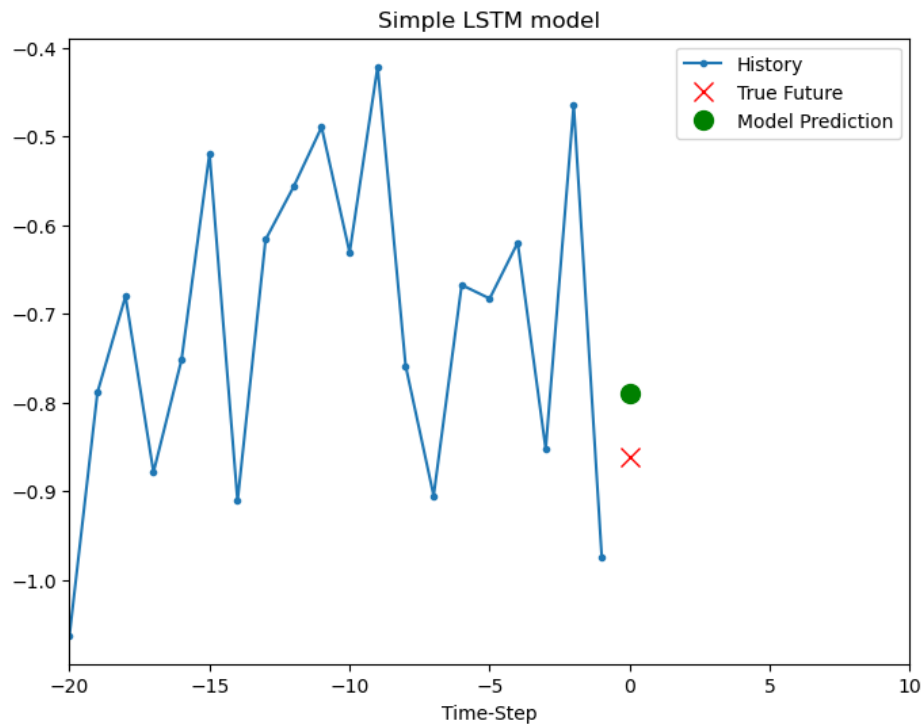


Рисунок 3.19 – Візуалізація результатів навчання простої рекурентної нейромережевої моделі

Отримані результати навчання простої рекурентної нейромережевої моделі виглядають кращими ніж базовий рівень. На наступному етапі досліджень перейдемо до роботи з багатовимірним тимчасовим рядом.

3.4. Результати прогнозування на основі багатовимірного часового ряду

Як було зазначено вище, вихідний набір даних містить окремі метеорологічні показники. Для простоти та зручності виконання досліджень розглядаються лише два з них:

1. Temperature(oC) – температура повітря;
2. Pressure(mm) – атмосферний тиск.

Щоб використати більше ознак, їх назви потрібно додати до списку `feature_considered` (рис. 3.20).

```
In [31]: features_considered = ['MilkProduction', 'Temperature(oC)', 'Pressure(mm)']

In [32]: features = df[features_considered]
         features.index = df['Month']
         features.head()
```

Out[32]:

	MilkProduction	Temperature(oC)	Pressure(mm)
Month			
2019-01-01 07:00:00	487.0	6	728
2019-01-02 07:00:00	372.0	2	727
2019-01-03 07:00:00	554.0	4	724
2019-01-04 07:00:00	574.0	5	724
2019-01-05 07:00:00	549.0	2	725

Рисунок 3.20 – Код та результати представлення набору даних із врахуванням метеорологічних показників

Подивимося, як ці показники змінюються у часі (рис. 3.21).

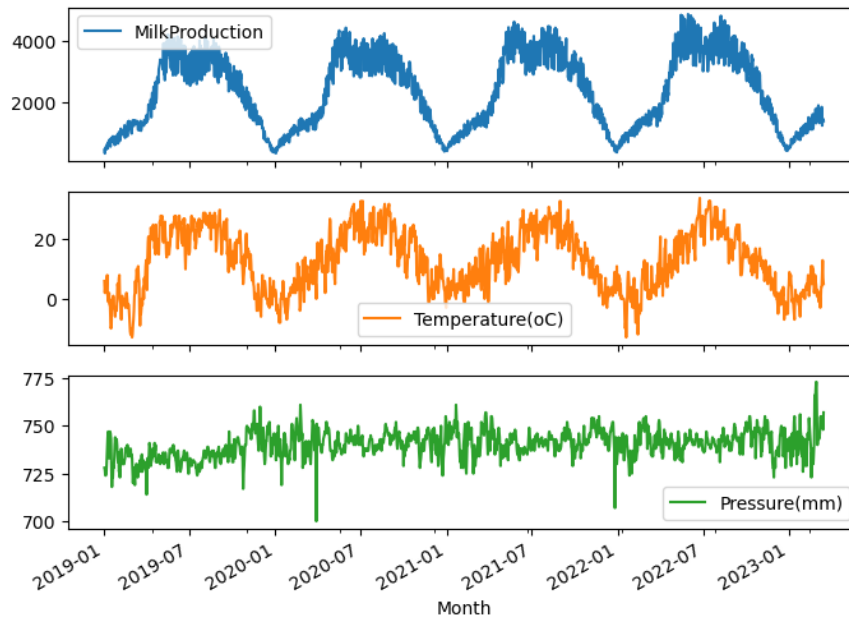


Рисунок 3.21 – Візуалізація набору даних із врахуванням метеорологічних показників

3.4.1. Точкове прогнозування

В даному випадку модель навчається прогнозування одного значення в майбутньому на основі відомої історії. Наведена нижче функція виконує те саме завдання організації тимчасових інтервалів лише з тією відмінністю, що вона відбирає останні спостереження з урахуванням заданого розміру кроку.

```
In [36]: def multivariate_data(dataset, target, start_index, end_index, history_size,
        target_size, step, single_step=False):
    data = []
    labels = []

    start_index = start_index + history_size
    if end_index is None:
        end_index = len(dataset) - target_size

    for i in range(start_index, end_index):
        indices = range(i-history_size, i, step)
        data.append(dataset[indices])

        if single_step:
            labels.append(target[i+target_size])
        else:
            labels.append(target[i:i+target_size])

    return np.array(data), np.array(labels)
```

Рисунок 3.22 – Код підготовки навчальних та тренувальних даних для моделі RNN

Функція `multivariate_data` призначена для створення вікон даних та відповідних міток (labels) для навчання моделей рекурентних нейронних мереж (RNN) на основі багатовимірних (multivariate) часових рядів.

Функція створює та повертає два масиви NumPy: `data` (вікна даних) та `labels` (відповідні мітки). Загальний сценарій використання цієї функції полягає в тому, щоб використовувати її для підготовки навчальних та валідаційних даних для моделей RNN. Вона враховує історичні дані та мітки відповідно до заданих параметрів.

У нашому випадку ШНМ оперує даними протягом останніх тридцять (30) днів. Отже, історію останніх тридцяти днів становлять 30 спостережень. Для моделі, яка виконує точкове прогнозування, метою є значення обсягу молока на наступну добу. У цьому випадку цільовий вектор складатиме обсяг молока у 3 спостереження.

```
In [37]: past_history = 100
future_target = 10
STEP = 1

x_train_single, y_train_single = multivariate_data(dataset, dataset[:, 0], 0,
                                                  TRAIN_SPLIT, past_history,
                                                  future_target, STEP,
                                                  single_step=True)
x_val_single, y_val_single = multivariate_data(dataset, dataset[:, 0],
                                              TRAIN_SPLIT, None, past_history,
                                              future_target, STEP,
                                              single_step=True)
```

Перевіримо часовий інтервал.

```
In [38]: print ('Single window of past history : {}'.format(x_train_single[0].shape))

Single window of past history : (100, 3)
```

```
In [39]: train_data_single = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train_single, y_train_single))
train_data_single = train_data_single.cache().shuffle(BUFFER_SIZE).batch(BATCH_SIZE).repeat()

val_data_single = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_val_single, y_val_single))
val_data_single = val_data_single.batch(BATCH_SIZE).repeat()
```

```
In [40]: single_step_model = tf.keras.models.Sequential()
single_step_model.add(tf.keras.layers.LSTM(32,
                                           input_shape=x_train_single.shape[-2:]))
single_step_model.add(tf.keras.layers.Dense(1))

single_step_model.compile(optimizer=tf.keras.optimizers.RMSprop(), loss='mae')
```

Рисунок 3.23 – Код визначення та компілювання моделі рекурентної нейронної мережі (RNN) з одним кроком

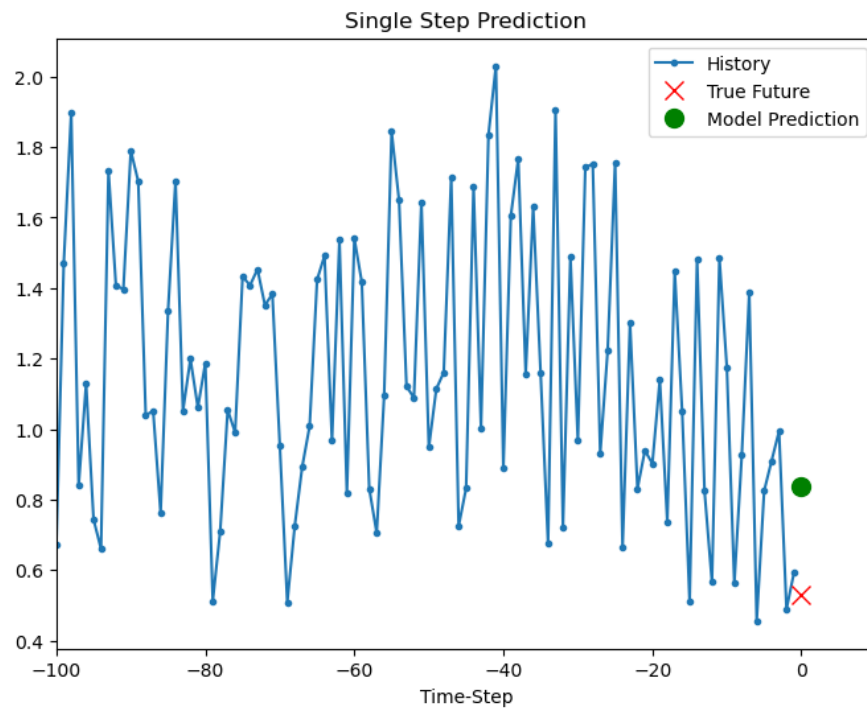


Рисунок 3.24 – Візуалізація результатів навчання простої рекурентної неймережевої моделі для точкового прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

3.4.2. Інтервальне прогнозування

У цьому випадку на основі історичних даних модель навчається прогнозуванню інтервалу майбутніх значень. Таким чином, на відміну від моделі, що прогнозує лише одне значення у майбутньому, дана модель прогнозує послідовність значень у майбутньому.

Допустимо, як і у випадку з моделлю, яка виконує точкове прогнозування, для моделі, що виконує інтервальне прогнозування, навчальними даними є обсяги заготівлі молока та погодинні дані останніх днів (30 днів). Однак у цьому випадку модель необхідно навчити прогнозувати обсяг заготівлі молока на наступну добу. Оскільки спостереження реєструються кожну добу, вихід моделі повинен складатися із прогнозів на наступні 5 днів щодо обсягів заготівлі молока. Для виконання цього завдання необхідно підготувати набір даних наново, але з іншим цільовим інтервалом.


```
In [46]: future_target = 5
x_train_multi, y_train_multi = multivariate_data(dataset, dataset[:, 0], 0,
                                                TRAIN_SPLIT, past_history,
                                                future_target, STEP)
x_val_multi, y_val_multi = multivariate_data(dataset, dataset[:, 0],
                                             TRAIN_SPLIT, None, past_history,
                                             future_target, STEP)

Перевіримо вибірку.

In [47]: print ('Single window of past history : {}'.format(x_train_multi[0].shape))
print ('\n Target milk productivity to predict : {}'.format(y_train_multi[0].shape))

Single window of past history : (100, 3)

Target milk productivity to predict : (5,)

In [48]: train_data_multi = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_train_multi, y_train_multi))
train_data_multi = train_data_multi.cache().shuffle(BUFFER_SIZE).batch(BATCH_SIZE).repeat()

val_data_multi = tf.data.Dataset.from_tensor_slices((x_val_multi, y_val_multi))
val_data_multi = val_data_multi.batch(BATCH_SIZE).repeat()
```

Рисунок 3.25 – Код підготовки навчальних та тренувальних даних для моделі інтервального прогнозування

Нами написано код функції `multi_step_plot`, яка призначена для візуалізації багатокрокових прогнозів на основі історії та істинного майбутнього часового ряду. Також, за допомогою цієї функції, виводиться графік для першого прикладу з навчального набору даних.

Це дало можливість виконати візуалізацію графіка, який дозволяє порівнювати історію, істинне майбутнє та прогноз для багатокрокового завдання прогнозування на основі часового ряду (рис. 3.26).

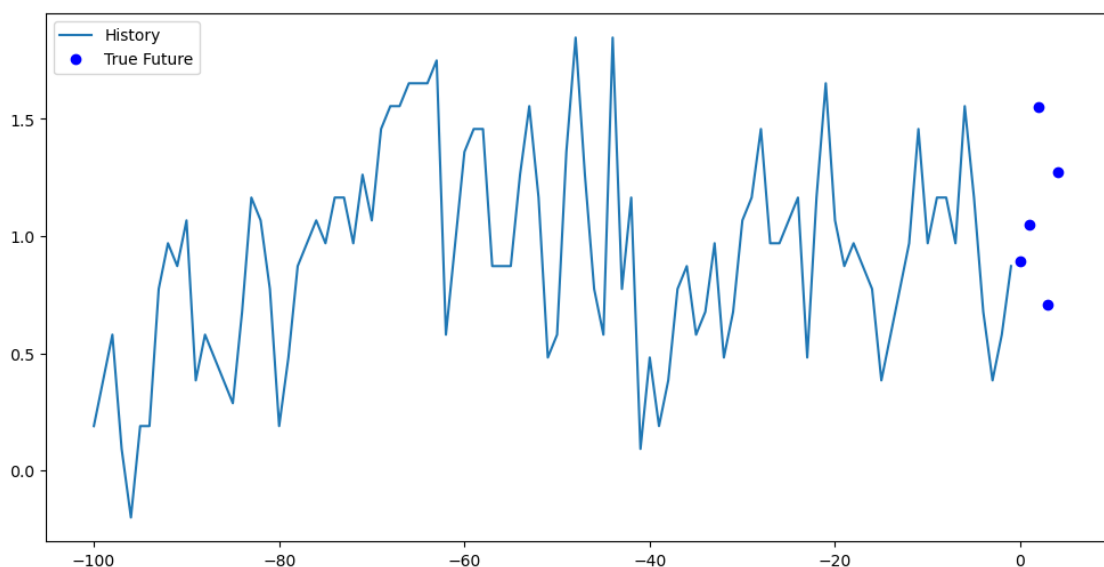


Рисунок 3.26 – Графіка прогнозу обсягів заготівлі молока на території громади для багатокрокового завдання на основі часового ряду

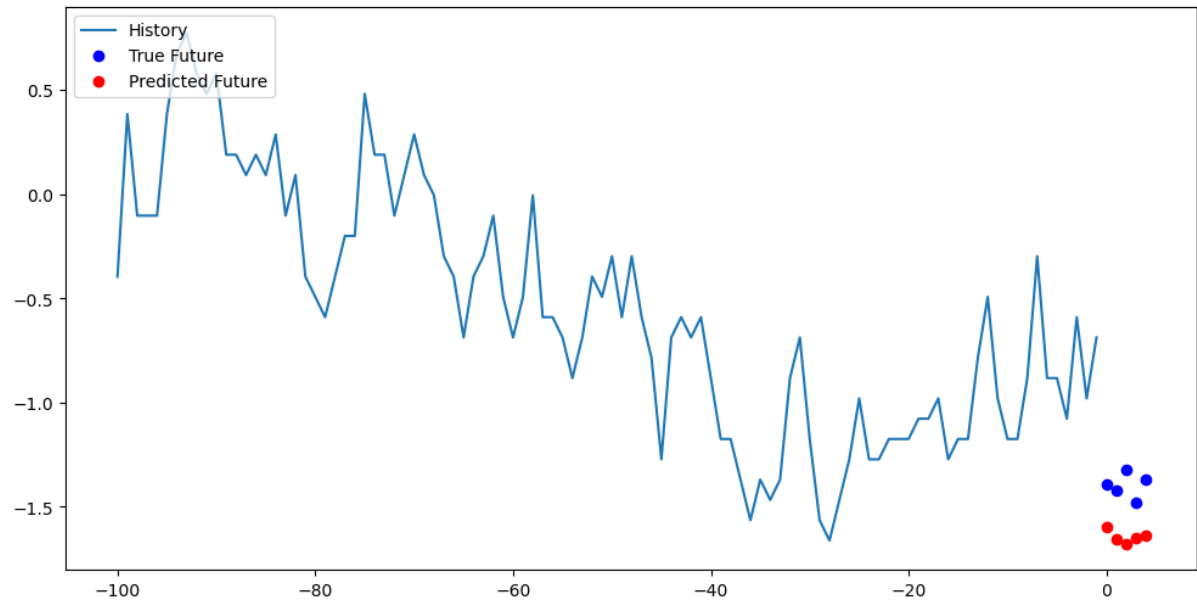


Рисунок 3.27 – Візуалізація результатів навчання простої рекурентної нейромережевої моделі для інтервального прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Аналіз графіків втрат та вихідних прикладах під час валідації рекурентної нейромережевої моделі допомагає зрозуміти, наскільки ефективно модель навчилася прогнозувати обсяги заготівлі молока на заданий інтервал часу.

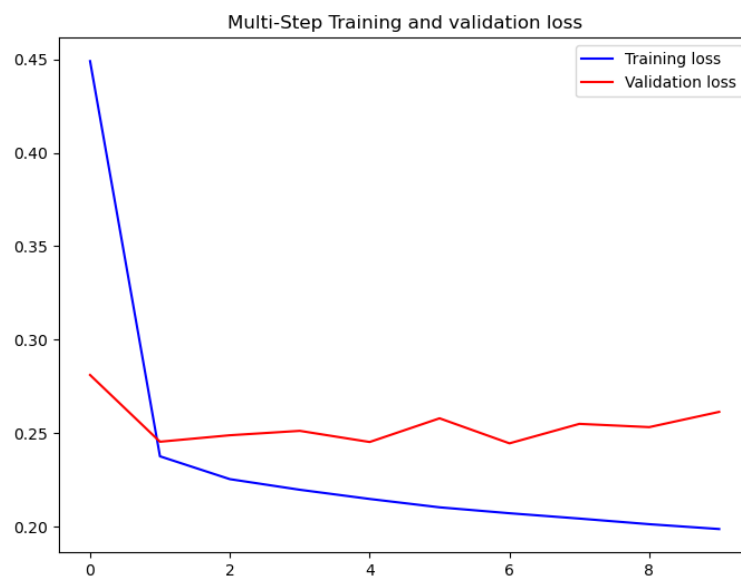


Рисунок 3.28 – Візуалізація результатів навчання багатошарової рекурентної нейронної мережі (multi-step model) із втратами на тренувальному та валідаційному наборах даних для кожної епохи

Встановлено, що модель навчилася на тренувальних даних, і втрата на тренувальному датасеті зменшилася. Однак втрата на валідаційному датасеті трошки коливається, що може свідчити про можливу перенавчання або нестабільність моделі на нових даних. Важливо враховувати збалансованість між тренуванням та валідацією, щоб уникнути перенавчання і забезпечити здатність моделі узагальнювати на нові дані.

Встановлено, що використання рекурентної нейромережевої моделі за інтервального прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади дає найточніші результати порівняно із простим середнім значенням та точкових прогнозуванням за використання рекурентної нейромережевої моделі.

3.5. Архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Запропоновані моделі є основою для розроблення архітектури інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Функціональні можливості цієї інформаційної системи реалізовані за допомогою сукупності програмних додатків, розроблених за допомогою мови програмування Python. Дані, які обробляє відповідна інформаційна система, зберігаються у базі даних, яку керує система керування базами даних Microsoft SQL Server.

Інтелектуальна інформаційна система прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади складається з взаємопов'язаних підсистем (рис. 3.29).

Підсистема введення даних та їх попереднього опрацювання збирає дані про прогнозовані обсяги заготівлі молока, стан кліматичних та виробничих умов, доступні автотранспортні засоби та їх характеристики, а також можливі сценарії транспортування молока та режими його заготівлі. Отримані дані зберігаються в SQL таблицях для використання в інших модулях системи.

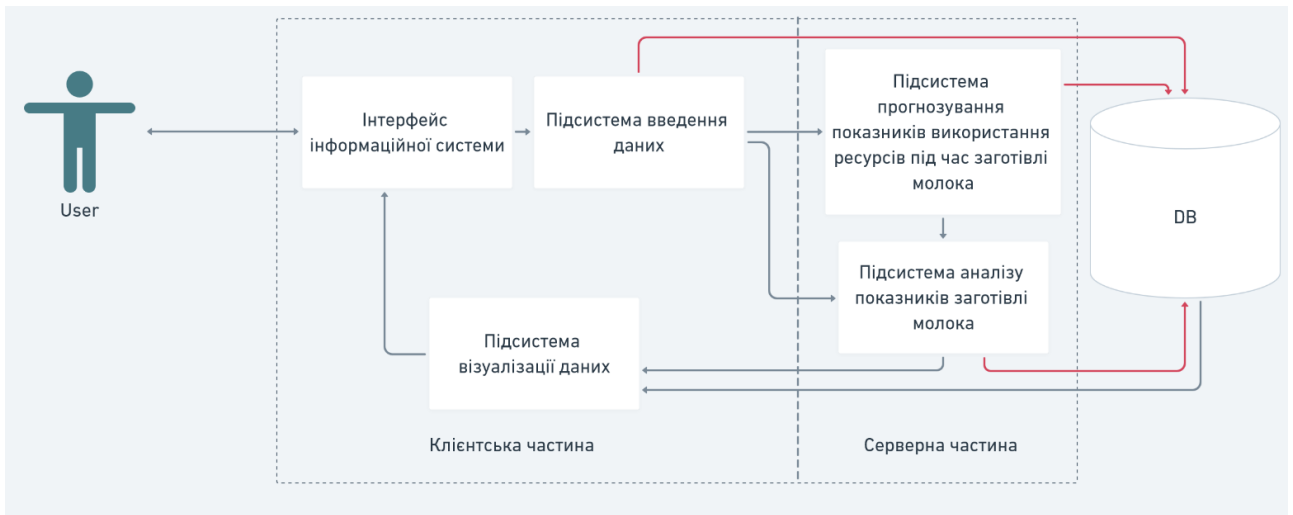


Рисунок 3.29 – Загальна архітектура інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Підсистема прогнозування показників використання ресурсів аналізує вхідні дані для отримання прогнозованих функціональних показників, які виникають в результаті обґрунтування маршрутів збору молока від господарств до цехів переробки та формування звітності для надання нарядів на виконання робіт.

Підсистема аналізу показників заготівлі молока виконує аналіз даних, наданих користувачами (виробниками молока) щодо обсягів заготівлі молока. Здійснюється перевірка коректності та відсутність пропусків. При їх відсутності за допомогою технологій машинного навчання прогноуються обсяги заготівлі молока на поточний день. Отримані результати використовуються для обґрунтування маршрутів збору молока та формування звітності для надання нарядів на виконання робіт.

РОЗДІЛ 4.

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА У НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих чинників та розробка заходів щодо покращення умов праці

Аналіз небезпечних і шкідливих виробничих чинників, а також розробка заходів щодо покращення умов праці є важливим етапом в управлінні охороною праці та забезпеченні безпеки на робочому місці. Такий аналіз дозволяє виявити потенційні небезпеки та шкідливі впливи на працюючих та оточуюче середовище, а розробка заходів спрямована на усунення чи мінімізацію цих ризиків.

Перелік небезпечних та шкідливих виробничих чинників наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1. Небезпечні та шкідливі виробничі чинники

Фізичні	Електронебезпека, пожежа, шум, мікроклімат
Хімічні	Відсутні
Біологічні	Відсутні
Психофізіологічні	Відсутні

В приміщенні кабінету особи, яка приймає управлінські рішення, присутні небезпечні чинники, та за умов дотримання заходів безпеки, вони не є критичним.

4.2. Розробка логічно-імітаційної моделі процесу виникнення травм під час монтажу інтелектуальної інформаційної системи

Розробка логічно-імітаційної моделі процесу виникнення травм під час монтажу інтелектуальної інформаційної системи є важливим завданням для

оцінки та запобігання потенційним небезпекам на робочому місці. Ця модель дозволяє аналізувати та прогнозувати ризики травматичних ситуацій, а також розробляти ефективні заходи з покращення безпеки праці під час монтажу інформаційних систем.

Для побудови логіко-імітаційної моделі процесу, формування і виникнення аварії та травми під час монтажу інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади складемо список базових подій. Вони лежатимуть у основі даної моделі. Кожному пункту списку присвоюємо певне значення ймовірності виникнення. Нижче подано сам список:

- | | |
|--|-------------------------------------|
| 1. Стан контролю з охорони праці | $P_1 = 0,2$; |
| 2. Несерйозне відношення до проходження ТО інструменту | $P_2 = 0,1$; |
| 3. Відсутність комплектуючих установки..... | $P_3 = 0,2$; |
| 4. Невисока міцність | $P_4 = 0,03$; |
| 5. Використання застарілого обладнання..... | $P_6 = 0,02$; |
| 6. Попадання сторонніх предметів | $P_7 = 0,4$; |
| 7. Досвід роботи виконавця | $P_{12} = 0,35$. |
| 8. Професійний рівень виконавця | $P_{13} = 0,5$; |
| 9. Психофізіологічний стан виконавця..... | $P_{14} = 0,083$; |

На основі даного списку будуємо матрицю логічних взаємозв'язків між окремими пунктами, графічне представлення якої зображено на рис. 4.1.

Розрахуємо ймовірності виникнення подій, що входять у дану логіко-імітаційну модель процесу монтажу інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади (на прикладі ймовірності отримання травми виконавця).

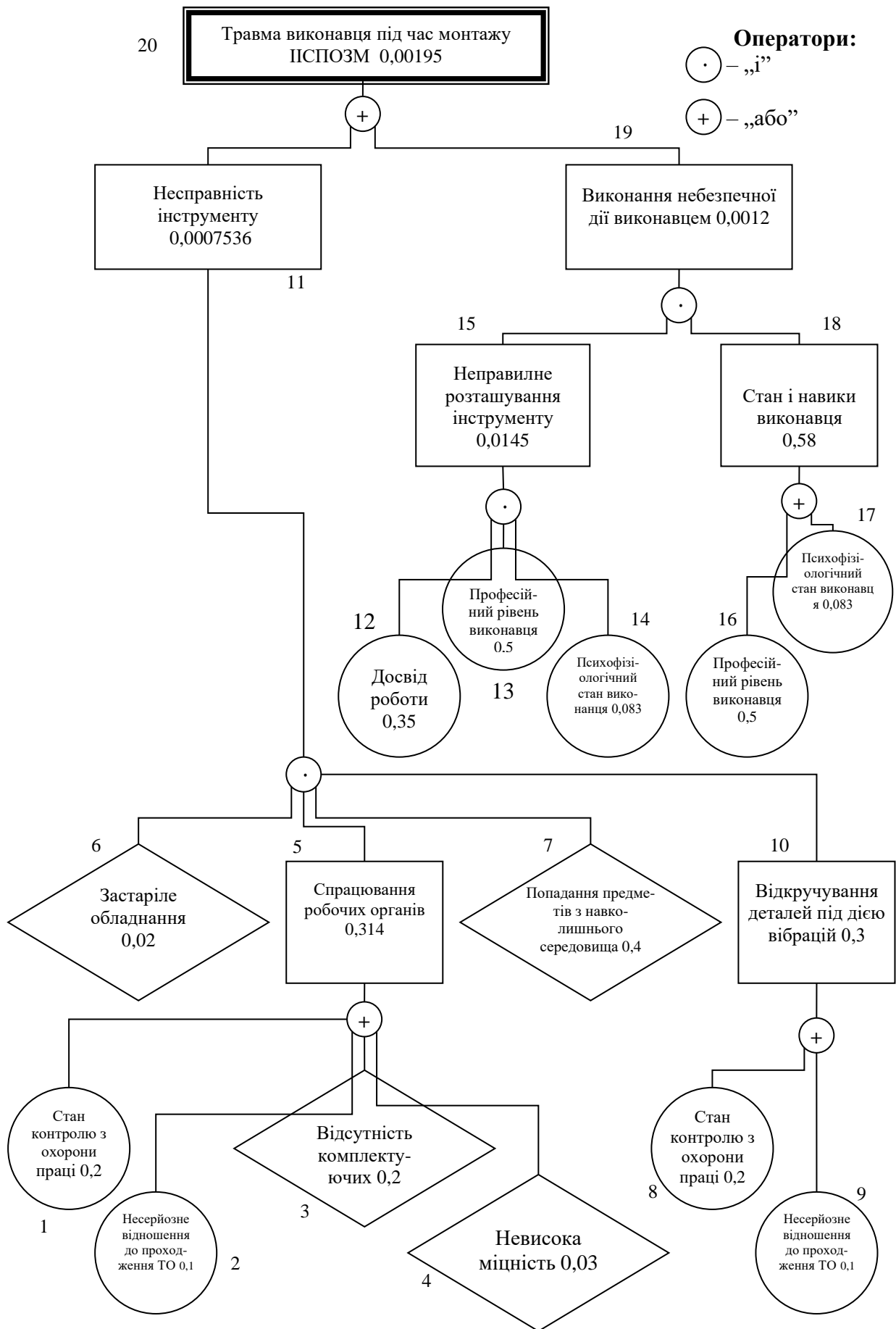


Рис. 4.1. Логіко-імітаційна модель процесу формування та виникнення аварії та травми під час монтажу інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

Ймовірність виникнення події P_5 визначаємо наступним чином:

$$P_5 = 0,2 + 0,1 + 0,2 + 0,003 - 0,2 \cdot 0,1 - 0,2 \cdot 0,03 - 0,2 \cdot 0,03 - 0,1 \cdot 0,2 - 0,1 \cdot 0,03 - \\ - 0,2 \cdot 0,03 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 + 0,1 \cdot 0,2 \cdot 0,03 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 + 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,03 - \\ - 0,2 \cdot 0,1 \cdot 0,2 \cdot 0,03 = 0,314$$

Ймовірність виникнення події P_{10} визначаємо так:

$$P_{10} = 0,2 + 0,1 = 0,3.$$

Ймовірність виникнення події P_{11} визначаємо:

$$P_{11} = 0,02 \cdot 0,314 \cdot 0,4 \cdot 0,3 = 0,00075.$$

Ймовірність виникнення події P_{15} визначаємо наступним чином:

$$P_{15} = 0,35 \cdot 0,5 \cdot 0,083 = 0,0145.$$

Ймовірність події P_{18} :

$$P_{18} = 0,5 + 0,083 = 0,58.$$

Ймовірність події P_{19} :

$$P_{19} = 0,0145 \cdot 0,083 = 0,0012.$$

Ймовірність події P_{20} :

$$P_{20} = 0,00075 + 0,0012 = 0,00195.$$

Ймовірність травми рівна ймовірності виникнення аварії, бо остання можлива лише за умови монтажу інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади людиною.

Логіко-імітаційні моделі аварій і травм допомагають зменшити ймовірність виникнення аварійних та травмонебезпечних ситуацій. Якщо необхідно оцінити рівень небезпеки будь-якого робочого місця, слід уважно вивчити і побудувати логічні моделі можливих небезпечних ситуацій, які охоплюють як стан обладнання і самого робочого місця, так і поведінку працюючого і обчислити ймовірність виникнення травми.

Після аналізу результатів моделювання ймовірність виникнення травми можна звести до дуже малої величини – достатньо зменшити вплив ймовірностей вихідних факторів, які до неї призводять.

4.3. Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях

Розробка заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях – це процес створення плану дій, який буде застосовуватися у разі виникнення надзвичайної ситуації. Цей план має бути розроблений з урахуванням конкретних потреб та загроз, які існують у районі.

Етапи розробки заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях:

1. *Оцінка загроз*

Першим кроком у розробці заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях є оцінка загроз, які існують у районі. Це допоможе вам визначити, які типи надзвичайних ситуацій є найбільш імовірними та які заходи необхідно вжити для їх подолання.

2. *Визначення цілей та завдань*

Після того, як ви оцінили загрози, необхідно визначити цілі та завдання плану заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях. Ці цілі та завдання повинні бути конкретними, вимірними, досяжними, актуальними та обмеженими за часом.

3. *Розробка плану дій*

Наступний крок – розробка плану дій, який буде застосовуватися у разі виникнення надзвичайної ситуації. Цей план повинен містити інформацію про те, що робити до, під час і після надзвичайної ситуації.

4. *Тренування та навчання*

Важливо, щоб план заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях був добре зрозумілий усіма, хто може бути залучений до його виконання. Тому необхідно проводити регулярні тренування та навчання з персоналом, щоб вони знали, що робити в разі надзвичайної ситуації.

5. *Перевірка та оцінка*

Нарешті, важливо періодично перевіряти та оцінювати план заходів щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях, щоб переконатися, що він все ще

актуальний і ефективний. Це допоможе внести будь-які необхідні зміни, щоб план був готовий до будь-якої надзвичайної ситуації.

Заходи щодо безпеки у надзвичайних ситуаціях можуть бути розроблені для будь-якого типу організації або підприємства, незалежно від його розміру чи галузі. Вони є важливим елементом будь-якої програми з безпеки та можуть допомогти врятувати життя та майно у разі надзвичайної ситуації.

РОЗДІЛ 5.

ЕФЕКТИВНІСТЬ ВИКОРИСТАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ

Економічний ефект від використання запропонованої інтелектуальної інформаційної системи досягається за рахунок точного прогнозування обсягів збору молока на території громади, що забезпечує зменшення втрат від неефективного планування використання ресурсів на заготівлю молока. Вихідні дані для розрахунку економічного ефекту від використання запропонованої інтелектуальної інформаційної системи взято із попередніх розділів цієї роботи. Вартість програмно-технічних засобів інтелектуальної інформаційної системи прогнозування виробництва молока на території громади вимагає витрат на розробку програмного продукту, закупівлю основних технічних компонентів та виконання монтажних робіт. Згідно з розрахунками, вартість програмно-технічних засобів інтелектуальної інформаційної системи прогнозування виробництва молока на території громади становить 38900 грн.

З метою забезпечення прибутковості запропонованої інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади, при умові рентабельності (P_m) на рівні 10%, визначається вартість цієї системи за формулою:

$$C_m = C_n + C_n \cdot (P_m / 100). \quad (5.1)$$

Підставивши відповідні значення у (5.1) отримаємо:

$$C_m = 38900 + 38900 \cdot (10 / 100) = 42790 \text{ грн.}$$

Балансова вартість розробленої інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади визначається за формулою:

$$C_{\text{бал}} = C \cdot K_{mn}, \quad (5.2)$$

де C – вартість складових інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади; K_{mn} – коефіцієнт витрат ($K_{mn} = 1.05$).

Підставивши відповідні значення у формулу, отримуємо вартість інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади:

$$C_{\text{обл}} = 42790 \cdot 1,05 = 44930 \text{ грн.}$$

Експлуатація створеної інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади вимагає фінансування для покриття щорічних витрат на її утримання. Ці витрати включають оплату праці, амортизаційні відрахування, витрати на електроенергію та обслуговування.

Таблиця 5.1. Результати розрахунку економічної ефективності від використання інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади

№ з/п	Назва показника	Одиниці виміру	Отримані значення
1	Вартість інтелектуальної інформаційної системи	грн	44930
2	Експлуатаційні витрати	грн	32250
3	Вартість розробки програмного забезпечення та виконання тестування	грн	45200
4	Собівартість запропонованої інформаційної системи	грн	90130
5	Приведені витрати на функціонування інформаційної системи	грн / рік	41263
6	Економічний ефект	грн / рік	59167
7	Термін окупності капітальних вкладень	років	0,7

Витрати на операційне утримання інформаційної системи складають 32250 грн. Розробка необхідного програмного забезпечення для інформаційної системи та проведення його тестування обійшлися у 45200 грн. Загальна собівартість інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока для окремої територіальної громади становить 90130 грн.

Економічна ефективність інтелектуальної інформаційної системи для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади обчислюється за допомогою визначеної формули:

$$E_{ICSPR} = (P_1 - P_2) - Z_{ICSPR}, \quad (5.3)$$

де P_1 – обсяг втрат коштів громадою із інтелектуальною інформаційною системою прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади, грн.; P_2 – обсяг втрат коштів громадою без інтелектуальною інформаційною системою прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади, грн.; Z_{ICSPR} – річні приведені затрати на інформаційну систему прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Річні приведені затрати на інформаційну систему прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади становлять:

$$Z_{ICSPR} = E_n \cdot C_{\text{бал}} + B_p. \quad (5.4)$$

Підставивши значення у формулу (5.4) отримаємо річні приведені затрати на функціонування інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади:

$$Z_{ICSPR} = 0,1 \cdot 90130 + 32250 = 41263 \text{ грн.}$$

Підставивши відповідні значення у (5.3) отримаємо економічну ефективність від функціонування системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади:

$$E_{ICSPR} = (190560 - 90130) - 41263 = 59167 \text{ грн.}$$

Тривалість окупності інвестицій у розроблену інтелектуальну інформаційну систему для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади розраховується за допомогою формули:

$$T_{ок} = \frac{Z_{ІСПР}}{E_{ІСПР}}. \quad (5.5)$$

Підставивши відповідні значення у (5.5) отримаємо тривалість окупності інвестицій:

$$T_{ок} = \frac{41263}{59167} = 0,7 \text{ року.}$$

ВИСНОВКИ І ПРОПОЗИЦІЇ

Розвиток інформаційних технологій в останнє десятиліття відкриває безмежні можливості для вдосконалення сільськогосподарського виробництва та оптимізації ресурсів. Однією з останніх галузей аграрної сфери є галузь тваринництва, зокрема, виробництва молочної продукції.

Нами виконано аналіз стану заготівлі молока. Встановлено що заготівля молока відіграє важливе значення у ефективності виробництва молочних продуктів та їх якості. Для підвищення ефективності заготівлі молока на території громад слід використовувати інформаційні системи, що забезпечать точне планування відповідної діяльності. Це свідчить про доцільність розробки інформаційні системи планування заготівлі молока, що є досить актуальним сьогодні для молокопереробних цехів та підприємств.

Проаналізовано існуючі інформаційні системи планування заготівлі молока та встановлено, що не завжди вони враховують усі фактори, які впливають на виробництво. Це може призвести до неточних прогнозів та втрат ресурсів.

Нами представлені основні особливості процесу заготівлі молока, включаючи погодні умови, окремі періоди календарного року та стан виробничих умов. Також було розглянуто методи та підходи до проектування інформаційних систем для оптимізації цього процесу.

У результаті виконаних спостережень та аналізу існуючого стану щодо розробки інформаційних систем нами сформульовано завдання кваліфікаційної роботи, що включає збір та аналіз даних, на їх основі розробку алгоритмів машинного навчання та розробку інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Нами виконано вибір засобів прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. Для виконання зазначеного процесу нами використано інструменти та технології, які забезпечують створення прогностичних моделей за допомогою Jupyter та бібліотеки TensorFlow. TensorFlow – це основа для

створення моделей машинного навчання, включаючи глибокі нейронні мережі (DNN). Для візуалізації даних та результатів використано один із основних модулів Python – Matplotlib. Також використано базову бібліотеку NumPy для наукової екосистеми Python.

Нами здійснено обґрунтування функціональних моделей оперативного планування заготівлі молока на території громад. Для цього використовували методологію SADT, зокрема її нотацій IDEF0 та IDEF3. Це дозволило створити функціональні моделі для процесів збору, передачі та зберігання інформації, а також для аналізу отриманих даних, оперативного планування збору молока на території громади.

Для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади необхідно зібрати та підготувати дані, які будуть використовуватися для побудови прогнозної моделі.

Для виконання прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади взято дані із Лопатинської селищної громади Червоноградського району Львівської області, на території якої заготовлюється молоко із 01.01.2019 до 01.03.2023. Це молоко переробляється на виробничих потужностях ТМ «Галичина», що розташовано на західній Україні місті Радехів Львівської області.

Із зібраного нами набору даних виділені наступні атрибути, які впливають на обсяги заготівлі молока на території громади: 1) Month – дата заготівлі молока; 2) MilkProduction – обсяги заготівлі молока; 3) Temperature(°C) – температура повітря; 4) Pressure(mm) – атмосферний тиск.

Використали Jupyter Notebook для підготовки завдань та аналізу даних для прогнозування обсягів заготівлі молока. Ми завантажили наданий набір даних прогнозування обсягів заготівлі молока, для цього ми імпортуємо потрібні бібліотеки, показано як на рис. 3.1.

Наступний код (рис. 3.4) використовує бібліотеку Matplotlib для побудови лінійного графіка обсягів виробництва молока в залежності від часу на основі даних у стовпці "MilkProduction" з нашого DataFrame df. У результаті отримано

лінійний графік обсягів виробництва молока протягом періоду від 2019 до 2023 року. Окрім того нами побудовано розподіл зміни обсягів заготівлі молока на території громади впродовж досліджуваного періоду (рис. 3.5).

Виконаний процес підготовки даних для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади є основою для навчання нейромережевої моделі. Нами запропоновано процес навчання рекурентної нейромережевої моделі для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади із використанням TensorFlow та Keras.

Далі підготуємо дані для моделі з одновимірним входом. На вхід у модель подаватимуться останні 20 зареєстрованих спостережень за обсягом молока, і модель необхідно навчити прогнозувати обсягом молока на наступному кроці за часом (рис. 3.8).

Нами написано код (рис. 3.10), який представляє дві функції для побудови графіків часових рядів і використовує їх для побудови графіку для прикладу даних.

Нами виконано навчання рекурентної нейромережевої моделі для прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. При цьому пропонується використовувати спеціалізований шар рекурентної нейронної мережі, що називається «Довга короткострокова пам'ять» (англ. Long Short-Term Memory, LSTM). Отримані результати дали можливість виконати візуалізацію прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади за середнім значенням.

Основні параметри навчання нейромережевої моделі на основі даних наступні: 1) модель буде навчатися протягом 10 епох; 2) кількість кроків (батчів), які модель буде використовувати на кожній епосі під час навчання становить 200; 3) кількість кроків (батчів) під час оцінки моделі на валідаційних даних становить – 50. Отримані результати навчання представлено на рис. 3.18. Результати навчання простої рекурентної нейромережевої моделі свідчать про те, що вони є кращими ніж базовий рівень.

На наступному етапі досліджень перейшли до роботи з багатовимірним тимчасовим рядом. Як було зазначено вище, вихідний набір даних містить окремі метеорологічні показники. Для простоти та зручності виконання досліджень розглядаються лише два з них: 1) Temperature(oC) – температура повітря; 2) Pressure(mm) – атмосферний тиск. Нами здійснено візуалізацію набору даних із врахуванням метеорологічних показників (рис. 3.21).

Нами обґрунтовано модель RNN для виконання точкового прогнозування. В даному випадку модель навчається прогнозуванню одного значення в майбутньому на основі відомої історії. У нашому випадку нейромережева модель оперує даними протягом останніх тридцяти (30) днів. Для моделі, яка виконує точкове прогнозування, метою є значення обсягу молока на наступну добу. Нами здійснено візуалізацію результатів навчання простої рекурентної нейромережевої моделі для точкового прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

Нами розроблено нейромережеву модель та здійснено інтервальне прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади. На відміну від моделі точкового прогнозування, що модель інтервального прогнозування на виході дає послідовність значень обсягів заготівлі молока на території громади на задану кількість діб. У нашому дослідженні прийнято 5 діб.

Обробка наявних даних дала можливість виконати візуалізацію графіка, який дозволяє порівнювати історичні дані та прогноз для багатокрокового завдання прогнозування на основі часового ряду (рис. 3.26). Встановлено, що модель навчилася на тренувальних даних, і втрата на тренувальному датасеті зменшилася.

Встановлено, що використання рекурентної нейромережевої моделі за інтервального прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади дає найточніші результати порівняно із простим середнім значенням та точкових прогнозуванням за використання рекурентної нейромережевої моделі.

Запропоновані моделі є основою для розроблення архітектури інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока

на території громади. Функціональні можливості цієї інформаційної системи реалізовані за допомогою сукупності програмних додатків, розроблених за допомогою мови програмування Python. Дані, які обробляє відповідна інформаційна система, зберігаються у базі даних, яку керує система керування базами даних Microsoft SQL Server.

Запропоновані заходи охорони праці та техніки безпеки в надзвичайних ситуаціях створюють безпечні умови праці під час використання інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади.

На підставі розрахунку економічної вигоди встановлено, що використання запропонованої інтелектуальної інформаційної системи прогнозування обсягів заготівлі молока на території окремих громад дає можливість заощадити кошти на суму 59167 грн. Термін окупності інвестицій у запропоновану інтелектуальну інформаційну систему прогнозування обсягів заготівлі молока на території громади становить 0,7 року.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Алгоритм Беллмана-Форда [Електронний ресурс]. Wikipedia. 2022. Режим доступу до ресурсу: https://en.wikipedia.org/wiki/Bellman-Ford_algorithm
2. Брацький, В. О., М'якшило, О. М. Дослідження особливостей застосування реляційних і нереляційних баз даних на прикладі SQL Server та MongoDB. Наукові праці Національного університету харчових технологій, 2016. 22, № 5, С. 15-24.
3. Бродкевич В. М., Ремесло В. Я. Алгоритми машинного навчання та глибокого навчання і їх використання в прикладних додатках. Інтернаука. 2018. №11. С. 65-71.
4. Використання інформаційно-комунікаційних технологій на підприємствах [Електронний ресурс]. Державна служба статистики України. Режим доступу: https://ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2018/zv/ikt/arh_ikt_u.html (дата звернення 01.09.2022).
5. Жидецький В.Ц., Джигирей В.С., Мельников О.В. Основи охорони праці. Підручник. Вид. 5-е, доповнене. Львів: Афіша, 2012. 350с.
6. Засоби технічного забезпечення управління інформаційними ресурсами. URL: <http://um.co.ua/8/8-12/8-127157.html> (дата звернення:19.10.2022).
7. Інформаційна система та програмне забезпечення інформаційної. URL: <http://www.kievoit.ippo.kubg.edu.ua/kievoit/2013/95/95.html> (дата звернення:19.10.2023).
8. Коваль Н., Кисіль С., Тригуба А. Розробка бази даних інформаційної системи планування заготівлі молока. Інформаційна безпека та інформаційні технології: збірник тез доповідей V Всеукраїнської науково-практичної конференції молодих учених, студентів і курсантів, м. Львів, 26 листопада 2021 року. Львів, ЛДУ БЖД, 2021, С.137-139.
9. Коваль, Н. Особливості створення інформаційної технології оперативного планування заготівлі молока на території громад. Вісник

Львівського державного університету безпеки життєдіяльності, 2021. 24, С. 48-56. <https://doi.org/https://doi.org/10.32447/20784643.24.2021.06>

10. Коваль, Н. Функціональні моделі інформаційної технології та архітектура інформаційної системи оперативного планування заготівлі молока на території громад. Вісник Львівського національного аграрного університету. Агроінженерні дослідження, 2021. 25, С. 157–166. <https://doi.org/10.31734/agroengineering2021.25.157>

11. Кормен, Чарльз, Лейзерсон та ін. Алгоритми. Побудова та аналіз. USA: MIT Press, «Вільямс», 2019. 1296 с.

12. Лехман С.Д., Рублев В.І., Рябцев Б.І. Запобігання аварійності і травматизму у сільському господарстві. К.: Урожай, 1993. 267 с.

13. Лехман С.Д., Рублев В.І., Рябцев Б.І. Запобігання аварійності і травматизму у сільському господарстві. К.: Урожай, 1993. 267 с.

14. Мельник, К. В. Моделювання процесу інтелектуальної обробки медичних даних. Системи обробки інформації, 2017. (4), С. 237-244.

15. Міжнародні вантажоперевезення онлайн Lardi-Trans [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. Електронні дані. Режим доступу: <https://lardi-trans.com/>(дата звернення 01.11.2023)

16. Обсяги перевезених вантажів за видами транспорту за 2021 рік [Електронний ресурс]. Державна служба статистики України. Режим доступу: https://ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2022/tr/tr_rik/opvvt_22_ue.xlsx (дата звернення 22.08.2022).

17. Опис стандарту IDEF0. URL: <http://easy-code.com.ua/2011/03/opis-standartu-idef> (дата звернення:19.10.2023).

18. Опис стандарту IDEF3. URL: <https://www.conceptdraw.com/examples/> (дата звернення:19.10.2023).

19. Основні поняття баз даних. Відомості про інформаційні системи URL: <https://sites.google.com/view/ddkbmta-info/лекції/системи> (дата звернення:19.10.2023).

20. Офіційна документація Google Maps JavaScript API. Google. 2022.
Режим доступу до ресурсу:
<https://developers.google.com/maps/documentation/javascript>.
21. Плєскач В.Л., Рогущина Ю.В., Кустова Н.П. Інформаційні технології та системи. К.: Книга, 2004. 519 с.
22. Про затвердження Змін до Правил планування перевезень вантажів :Наказ; Мінтрансв'язку України від 21.06.2007 №552 [Електронний ресурс] // База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/go/z0787-07> (дата звернення 10.10.2022)
23. Про схвалення Національної транспортної стратегії України на період до 2030 року : Розпорядження Кабінету Міністрів України; Стратегія від 30.05.2018 № 430-р[Електронний ресурс]. База даних «Законодавство України» / Верховна Рада України. Режим доступу: <https://zakon.rada.gov.ua/go/430-2018-%D1%80> (дата звернення: 01.09.2023).
24. Програмне забезпечення та послуги в галузі вантажних перевезень [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. Електронні дані. Режим доступу: <http://kpd-uz.com/ua/products/arm.php> (дата звернення 21.10.2023)
25. Система GPS-моніторингу транспорту та вантажів [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. Електронні дані. Режим доступу: <https://smartgps.com> (дата звернення 11.10.2023)
26. Тригуба А.М., Коваль Н.Я. Алгоритм прогнозування добових обсягів молока на території громад. Вчені Львівського національного аграрного університету виробництву: каталог інноваційних розробок. За заг. ред. В. В. Снітинського, І. Б. Яціва. Вип. 21. Львів: Львів. нац. аграр. ун-т, 2021. С. 51.
27. Тригуба А.М., Коваль Н.Я., Татомир А.В., Тригуба І.Л. Інформаційна підтримка прийняття рішень під час планування проєктів заготівлі сировини. Інформаційні технології в енергетиці та агропромисловому комплексі: матеріали конференції XI-ї міжнародної наукової конференції Львівського НУП. Львів-Дубляни, 2022, С. 111–113.

28. Тригуба А.М., Коваль Н.Я., Тригуба І.Л., Кисіль С.Р. Архітектура інформаційної системи оперативного планування заготівлі молока на території громад. Інформаційні технології в енергетиці та агропромисловому комплексі: матеріали конференції X-ї міжнародної наукової конференції присвяченої 165-річчю університету. Львів-Дубляни, 2021, С. 111–113.
29. Функціональні можливості системи «ТМкарта» [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. Електронні дані. Режим доступу: <http://tmkarta.com/uk/about/long.php> (дата звернення 01.10.2023)
30. Ashokkumar, P., Arunkumar, N., & Don, S. Intelligent optimal route recommendation among heterogeneous objects with keywords. *Computers & Electrical Engineering*, 2018. 68, 526-535.
31. Chen, X., Zhou, Y., Tang, Z., & Luo, Q. A hybrid algorithm combining glowworm swarm optimization and complete 2-opt algorithm for spherical travelling salesman problems. *Applied Soft Computing*, 2017. 58, 104-114.
32. Definition - What does IntelliJ IDEA mean? URL: <https://www.conceptdraw.com/examples/idef3-diagram-software> (дата звернення: 19.10.2022).
33. Duque, D., Lozano, L., Medaglia, A. L. An exact method for the biobjective shortest path problem for large-scale road networks. *European Journal of Operational Research*, 2015. 242(3), 788-797.
34. Goyal A et al 2014 Path Finding: A* Or Dijkstra's? *Int.J. of Innovative Trends in Engineering*, 2, 1, pp. 1-15.
35. Kairanbay M, and Mat Jani H. A Review And Evaluations Of Shortest Path Algorithms. *Int. J. of Sci. & Tech.Res.* 2013, 2. 6. P. 99.
36. Malinin A., Korovko Y. How to Start ReactJS Development Fast: 3 Solid Tools and Best Practices. *Codica blog*. 2019. Режим доступу до ресурсу: <https://www.codica.com/blog/how-to-start-reactjs-development-fast-3-solid-tools-and-best-practices>.

37. Maulana, G. G. Pembelajaran Dasar Algoritma dan Pemrograman Menggunakan Elgoritma Berbasis Web. *Jurnal Teknik Mesin Mercu Buana*, 2017. 6(2), 69-73.
38. Nazari M., Oroojlooy A., Snyder L. V., Takác M. Reinforcement Learning for Solving the Vehicle Routing Problem. 18015. 2019. Режим доступу до ресурсу: <https://papers.nips.cc/paper/8190-reinforcement-learning-for-solving-the-vehicle-routing-problem.pdf>.
39. Nugroho, A., & Afandi, R. T. Application of Broadcast Position Android-Based Tourist Group Using Google API. *Int J Comput Neural Eng*, 2018. 5(1), 98-104.
40. Patel, V., & Bagar, C. A survey paper of Bellman-Ford algorithm and Dijkstra algorithm for finding shortest path in GIS application. *International Journal of P2P Network Trends and Technology*, 2014. 5, 1-4.
41. Sedenó-Noda, A., & Raith, A. A Dijkstra-like method computing all extreme supported non-dominated solutions of the biobjective shortest path problem. *Computers & Operations Research*, 2015. 57, 83-94.
42. Sharma P, and Khurana N. Study of Optimal Path Finding Techniques. *Int. J. of Adv.in Tech.* 2013, 4, 2, P. 124.
43. Smilkov D., Thorat N. Tensorflow.js: machine learning for the web and beyond. Режим доступу до ресурсу: <https://mlsys.org/Conferences/2019/doc/2019/154.pdf>.
44. Talan K, and Bamnote G.R. Shortest Path Finding Using a Star Algorithm and Minimum Weight Node First Principle. *Int. J. of Innovative Res. in Computer and Communication Engineering*, 2015, 3, p. 1258.
45. Thombre, Multi-objective Path Finding Using Reinforcement Learning [Електронний ресурс] / Thombre, Prashant // Master's Projects. 2018. 643. Режим доступу до ресурсу: <https://doi.org/10.31979/etd.2ntb-4j8q>, https://scholarworks.sjsu.edu/etd_projects/643.
46. Tryhuba A., Tryhuba I., Bashynsky O., Kondysiuk I., Koval N., Bondarchuk L., Conceptual Model of Management of Technologically Integrated

Industry Development Projects. IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT-2020, IEEE, Lviv, 2020, pp. 155–158. doi: 10.1109/CSIT49958.2020.9321903.

47. Koval N., Tryhuba A., Kondysiuk I., Tryhuba I., Boiarchuk O., Rudynets M., Grabovets V., Onyshchuk V. Forecasting the fund of time for performance of works in hybrid projects using machine training technologies. 3rd International Workshop on Modern Machine Learning Technologies and Data Science Workshop, MoMLLeT and DS 2021, CEUR Workshop Proceedings 2917, Lviv-Shatsk, 2021, pp. 196–206.

48. Tryhuba A., Boyarchuk V., Koval N., Tryhuba I., Boiarchuk O., Pavlikha N. Risk-adapted model of the lifecycle of the technologically integrated programs of dairy cattle breeding. IEEE 16th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT-2021, IEEE, Lviv, 2021, pp. 307–310. doi: 10.1109/CSIT52700.2021.9648672. (0,625 д. а.).

49. Tryhuba A., Koval N., Shevchuk V., Tryhuba I., Bashynsky O. System Model of Formation of the Value of Projects of Digital Transformation in Rural Communities. IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT-2021, IEEE, Lviv, 2022, pp. 398–401. doi: 10.1109/CSIT56902.2022.

50. Tryhuba A., Koval N., Tryhuba I., Boiarchuk O. Application of Sarima Models in Information Systems Forecasting Seasonal Volumes of Food Raw Materials of Procurement on the Territory of Communities. CEUR Workshop Proceedings, 2022, 3295, pp. 64–75.

51. Tryhuba A., Kondysiuk I., Tryhuba I., Koval N., Boiarchuk O., Tatomyr A. Intellectual information system for formation of portfolio projects of motor transport enterprises, in: I Workshop Information Technologies in Energy and Agro-industrial Complex, ITEA-WS 2021, CEUR Workshop Proceedings 3109, Dubliany, Lviv region, 2021, pp. 44–52.

52. Tryhuba A. M., Koval N. Ya., Ratushnyi A. R., Tryhuba I. L., Shevchuk V. V. Algorithm for the routes formation of food raw materials procurement on the

community territory taking into account the production conditions during emergency situations. *Applied Aspects of Information Technology*, 2023; Vol.6 No.1. pp. 60–73.

53. Victor Teixeira de Almeida. Using Dijkstra's Algorithm to Incrementally Find the K-Nearest Neighbors in Spatial Network Databases. *Praktische Informatik IV Fernuniversitat Hagen*, D-58084 Hagen, Germany.

54. Wahyuningsih D and Syahreza E. Shortest Path Search Futsal Field Location With Dijkstra Algorithm. *Indonesian J. of Computing and Cybernetics Systems*. 2018, 12, 2. pp. 161-170.

55. What is REST. Guiding Principles of REST. URL: <https://restfulapi.net> (дата звернення: 19.10.2022).

56. Windarto, S. W. Indratno, N. Nuraini, and E. Soewono. A comparison of binary and continuous genetic algorithm in parameter estimation of a logistic growth model *AIP Conf. Proc.* 2019, 1587. pp. 139–142 doi: 10.1063/1.4866550.