

Міністерство освіти і науки України
Луцький національний технічний університет

КОТЕНКО В.І.

**УДОСКОНАЛЕННЯ ВАНТАЖНИХ
ПЕРЕВЕЗЕНЬ МЕТОДАМИ
МАШИННОГО НАВЧАННЯ**

Монографія



Видавничий дім
«Гельветика»
2025

Рецензенти:

Біліченко Віктор Вікторович доктор технічних наук, професор, ректор Вінницького національного технічного університету;

Попович Павло Васильович доктор технічних наук, професор завідувач кафедри транспорту і логістики, Західноукраїнський національний університет;

Маяк Микола Михайлович доктор технічних наук, професор кафедри автомобілів і транспортних технологій, Луцький національний технічний університет

*Рекомендовано до друку рішенням вченої ради
Луцького національного технічного університету
(протокол № 10 від 31.05.2025 р.)*

Котенко В.І.

К 73 Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання :
монографія / В.І. Котенко. – Одеса : Видавничий дім "Гельветика",
2025. – 202 с.

ISBN 978-617-554-614-7

Монографія присвячена розробці раціональної моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами. У роботі реалізовано метод та система підтримки прийняття рішень щодо вибору раціональних транспортних засобів для виконання вантажних перевезень на основі машинного навчання.

Видання має стати у пригоді працівникам автотранспортних підприємств, а також здобувачам вищої освіти та аспірантам спеціальності Транспортні технології (на автомобільному транспорті) закладів вищої освіти.

УДК 656.135:656.073

ЗМІСТ

ВСТУП	5
1 АНАЛІЗ СТАНУ ПЛАНУВАННЯ ПРОЦЕСУ ПЕРЕВЕЗЕННЯ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР В ТЕОРІЇ ТА ПРАКТИЦІ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	9
1.1 Сучасний стан та проблеми організації транспортного процесу під час доставки зернових культур	9
1.2 Аналіз застосування моделей машинного навчання під час доставки вантажів.....	15
1.3 Аналіз існуючих підходів щодо вибору раціональних транспортних засобів.....	32
Висновки до розділу	41
2 ПЛАНУВАННЯ ПРОЦЕСУ ПЕРЕВЕЗЕННЯ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	44
2.1 Дослідження особливостей процесу доставки зернових культур до елеватора.....	44
2.2 Формування попиту та особливості моделювання процесу доставки зернових культур.....	51
2.3 Інтелектуальний підхід до прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур на основі машинного навчання	59
2.4 Обґрунтування даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур на основі машинного навчання	62
Висновки до розділу	82
3 МОДЕЛЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛЬНОГО ТРАНСПОРТНИМИ ЗАСОБАМИ ПІД ЧАС ДОСТАВКИ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР.....	85

3.1 Обґрунтування алгоритмічних моделей машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур	85
3.1.1 Модель GLM узагальненої лінійної регресії.....	87
3.1.2 Модель NN штучної нейронної мережі	91
3.1.3 Модель DT дерева рішень	94
3.1.4 Модель RF випадкового лісу	97
3.2 Обґрунтування раціональної моделі прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора	100
Висновки до розділу	102
4 МЕТОД, КОМП'ЮТЕРНА МОДЕЛЬ ТА РЕЗУЛЬТАТИ ВИБОРУ РАЦІОНАЛЬНИХ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ДОСТАВКИ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ.....	104
4.1 Метод вибору раціональних транспортних засобів для доставки зернових культур на основі машинного навчання	104
4.2 Алгоритм та комп'ютерна модель вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур на основі машинного навчання.....	114
4.3 Результати моделювання використання транспортних засобів під час виконання замовлень із доставки зернових культур на основі машинного навчання	125
4.4 Економічна ефективність впровадження моделі вибору раціональних транспортних засобів для доставки зернових культур на основі машинного навчання	140
Висновки до розділу	146
ВИСНОВКИ.....	148
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	152
ДОДАТКИ.....	169

ВСТУП

Зростання попиту на сільськогосподарську продукцію у світі сприяє розвитку аграрної галузі України. Перед суб'єктами ринку сільськогосподарської продукції постає проблема підвищення ефективності доставки вантажів на етапі перевезення «поле/склад– елеватор».

При цьому однією із специфічних задач, яку вирішують автотранспортні підприємства, що займаються доставкою сільськогосподарської продукції, є вибір раціональних транспортних засобів для виконання існуючих замовлень. Вирішення цього завдання має свої особливості, порівняно із задачами, що стосуються доставки інших видів вантажів.

З року в рік інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень у автотранспортних логістичних системах набувають більшого застосування. Проведений аналіз існуючих досліджень засвідчив наявність фундаментальних праць у напрямку використання обчислювального інтелекту із застосування методів машинного навчання для розуміння функціональності та розширення можливостей вантажних перевезень, ланцюгів постачання та логістичних систем, проте що стосується розроблення інтелектуальних систем вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, то такі дослідження відсутні.

Задачі вибору транспортних засобів для виконання замовлень із доставки переважно вирішуються менеджерами інтуїтивно, що призводить до прийняття не завжди раціональних рішень. Окрім того, транспортні процеси доставки зернових культур відрізняються своєю специфікою, яка описується множиною чинників. Переважно їх ідеалізують та не враховують через необхідність виконання трудомістких розрахунків.

Розв'язання науково-прикладної задачі прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора можливе на підставі

створення узагальненої моделі із врахуванням виявлених чинників. Оскільки методи машинного навчання забезпечують виявлення складних взаємозв'язків між підготовленими даними, розробка методу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора із застосуванням машинного навчання є актуальною задачею.

Мета дослідження полягає в удосконаленні організації транспортного процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора методами машинного навчання з урахуванням функціональних та вартісних показників виконання замовлень.

Для досягнення мети роботи необхідно вирішити наступні *завдання*:

1. Проаналізувати теоретичні засади та практичні особливості організації транспортного процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, а також провести дослідження застосування алгоритмічних моделей машинного навчання під час доставки вантажів та існуючих підходів щодо вибору раціональних транспортних засобів.

2. Провести обґрунтування даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

3. Обґрунтувати раціональну модель прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

4. Удосконалити метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, що базується на обґрунтованій моделі прогнозування витрат палива транспортними засобами.

5. Розробити алгоритм та комп'ютерну програму, які базуються на розробленому методі та обґрунтованих моделях, а також із їх використанням

виконати моделювання процесу доставки зернових культур транспортними засобами.

6. Визначити економічний ефект від застосування методу та комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Об'єктом дослідження є транспортний процес доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Предметом є закономірності зміни параметрів транспортного процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора залежно від особливостей його організації.

Методи дослідження – використання теорії транспортних процесів, математичної статистики, математичного моделювання, методів машинного навчання, методу ієрархічного кластерного аналізу та комп'ютерного експерименту. Дослідження виконувалися із застосуванням сучасного програмного забезпечення, а також із використанням прикладних пакетів програм STATISTICA, MATLAB, електронні таблиці Mito. Для виконання моделювання та оптимізаційних розрахунків розроблено прикладне програмне забезпечення на мові Python 3.9 із використанням бібліотеки Scikit-Learn.

Наукова новизна одержаних результатів:

– вперше розроблено модель прогнозування витрат палива транспортними засобами під час виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, яка базується на машинному навчанні та використанні сформованої бази даних за результатами попередньо виконаних транспортних процесів із врахуванням виробничих умов;

– удосконалено метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, що передбачає виконання трьох етапів із

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

використанням моделі RF випадкового лісу для прогнозування витрат палива транспортними засобами; цей метод системно враховує особливості організації транспортного процесу та специфіку окремих замовлень, і на відміну від існуючих методів передбачає використання досвіду попередньо реалізованих транспортних процесів, включає особливості виробничих умов та характеристики доступних транспортних засобів, що забезпечує вибір раціональних транспортних засобів.

1 АНАЛІЗ СТАНУ ПЛАНУВАННЯ ПРОЦЕСУ ПЕРЕВЕЗЕННЯ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР В ТЕОРІЇ ТА ПРАКТИЦІ НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

1.1 Сучасний стан та проблеми організації транспортного процесу під час доставки зернових культур

Підвищення попиту на сільськогосподарську продукцію у світі сприяє розвитку аграрної галузі України. Перед суб'єктами ринку сільськогосподарської продукції постає проблема підвищення ефективності доставки вантажів, як на етапі перевезення «поле – склад/елеватор», так і «елеватор – підприємство-виробник готової продукції».

Проведений аналіз на основі офіційної статистичної інформації [1] обсягів перевезення сільськогосподарських вантажів за 2017-2021 роки дозволив встановити, що найбільші обсяги вантажу транспортуються залізничним транспортом. При цьому автомобільний транспорт посідає друге місце у структурі та із рисунку 1.1 бачимо тенденцію до зростання обсягів перевезення саме цим видом транспорту.

Активний розвиток аграрного сектору в Україні, зокрема вирощування зернових культур, сприяє активізації його суб'єктів. Сьогодні ми бачимо не лише розвиток агрохолдингів, а й значну частку фермерських господарств (рис. 1.2). Так, станом на 1 липня 2021 року кількість фермерських господарств становить 48,4 тис., що менше, ніж у 2013 році – 49,1 тис. (рекордна кількість фермерів в Україні). Проте з 2015 по 2021 рік спостерігається лише позитивна динаміка зростання господарств, загалом на 11% [2].

Разом із розвитком фермерства в Україні перед аграріями постає проблема вибору місця для зберігання продукції, виду транспорту, виду зерна та нових технологій збирання врожаю. Усі ці фактори, як окремо, так і в сукупності, впливають на рентабельність господарства. Тому раціональна

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

оцінка витрат, які беруть участь у ланцюзі поставок зернових продуктів, має практичне значення і становить інтерес для господарства.

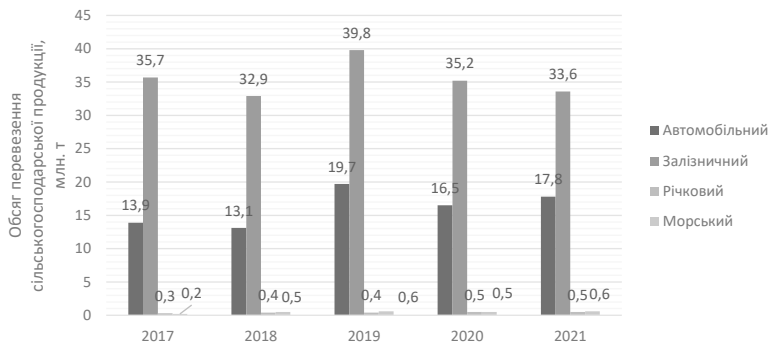


Рисунок 1.1 – Обсяги внутрішніх перевезень сільськогосподарської продукції (за видами транспорту)

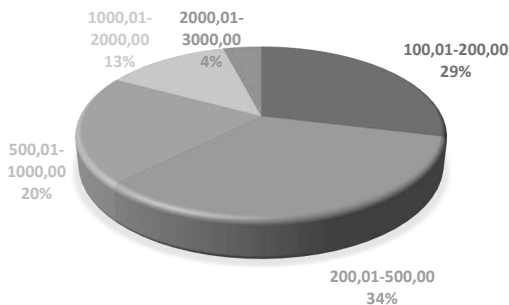


Рисунок 1.2 – Групування підприємств за обсягом зібраної площі (га) зернових культур у 2024 р.

Розглянувши основні тенденції в аграрному секторі України, які прямо чи опосередковано впливають на діяльність сільськогосподарського підприємства, необхідно виділити наступне:

1. Вплив агрохолдингових компаній

Аграрна промисловість України характеризується наявністю агрохолдингів. Хоча агрохолдинги обробляють лише 10% орних земель, їхній політичний вплив поширюється на всю країну. Вихід на нові експортні ринки, будівництво елеваторів, поступове скуповування орендованої землі, прагнення мінімізувати залучення працівників та закупівлю сучасного обладнання – усі ці явища притаманні українським агрохолдингам [3].

2. Врожайність зернових культур.

Збільшення індексу врожайності зерна з 27,4 ц/га до 50,6 ц/га [4], що можна пояснити використанням високопродуктивних видів зерна, а також поєднанням кращих видів і домінуючих систем землеробства в сільському господарстві. У розрізі зернових культур спостерігаємо таку картину: врожайність пшениці виросла на 39,1%, ячменю – 60,2%, жита – 93,8%. Більші врожаї вимагають більших вимог до послуг та інфраструктури в логістичних ланцюгах поставок зерна: зберігання зерна на фермі, транспортування, зберігання зерна в країні, зберігання зерна та перевалка в портах.

3. Використання сучасної збиральної техніки

Поєднання підвищення врожайності та обсягів вирощування зернових стимулює аграріїв використовувати більш ефективну збиральну техніку. Підвищення ефективності збирально-транспортного комплексу дозволяє скоротити тривалість збирання врожаю, що в свою чергу може призвести до додаткових витрат на зберігання зерна.

4. Спосіб зберігання зерна.

Сьогодні в Україні налічується понад 1200 елеваторів і зерносховищ. Більшість із них мають розвинену інфраструктуру, власні лабораторії для аналізів, залізничні колії. Також спостерігається тенденція до активного будівництва лінійних елеваторів та підвищення енергоефективності існуючих зерносховищ шляхом їх модернізації. Варто додати, що попит на елеватори значно перевищує їх пропозицію [5]. Особливо це стосується малих і середніх підприємств, які через відсутність зерносховищ потребують зберігання зерна для перепродажу.

Крім того, незважаючи на зниження обсягів виробництва зернових культур через повномасштабне вторгнення у 2022–2024 роках порівняно з 2021 роком, рівень урожайності залишається стабільно високим, що свідчить про підвищення ефективності використання земельних ресурсів та потребу нових зерносховищ. (рис. 1.3).

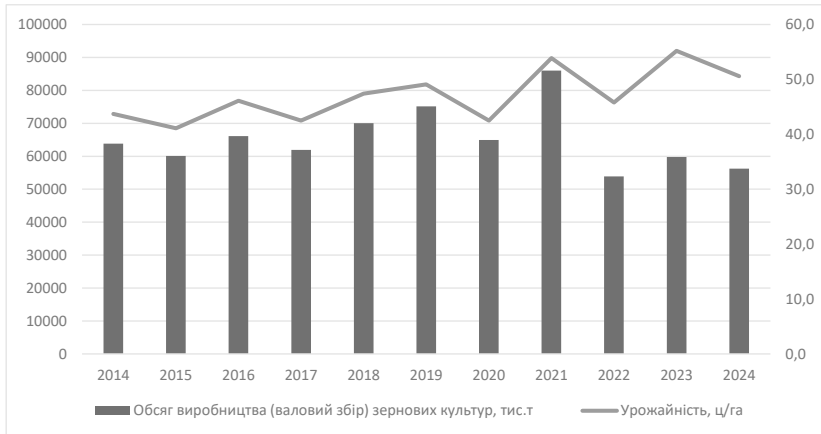


Рисунок 1.3 – Динаміка обсягу виробництва (валового збору) та урожайності зернових культур

5. Спосіб транспортування

Переміщення зерна від сільськогосподарського підприємства до місця зберігання зазвичай здійснюється вантажним автотранспортом. За даними [6] дві третини виробленого в Україні зерна транспортується залізницею. За останні 18 років обсяги відвантаження зерна зросли в шість разів, попит і тарифи високі, але якість таких перевезень не змінилася. Застарілий рухомий склад, дефіцит і несвоєчасна подача вагонів, а також складний механізм розрахунку собівартості перевезень сприяють пошуку нових можливостей для перевезення зернових культур.

Водночас вартість перевезення автомобільним транспортом знизилася за останні десятиліття за рахунок збільшення місткості вантажівок, економічності двигунів вантажівок та покращення якості регіональних доріг.

Зважаючи на результати аналізу обсягів перевезень сільськогосподарської вантажів, а саме зернових культур, продукції видами транспорту необхідно виділити пріоритетні напрями ефективної організації перевезень.

Для оцінки ефективності організації транспортного процесу, як правило, застосовують такі показники як прибуток, рентабельність, продуктивність рухомого складу в тоннах і тонно-кілометрах, питома продуктивність рухомого складу, собівартість перевезень [7; 8]. Проте такий підхід є дещо узагальнений та не завжди дозволяє виявити вузькі місця у процесі транспортування, через складність знаходження форми взаємопов'язаного підсумовування кількісного та якісного функціонування окремих ланок і компонентів транспортного комплексу.

Для забезпечення підвищення ефективності транспортування сільськогосподарської продукції, насамперед, потрібно визначити існуючі проблеми організації перевезень. Так, у роботі [9] автори виокремлюють наступні проблеми транспортного процесу : нерационально сформовані транспортно-технологічні схеми доставки, давно існуючі ланцюги постачання на підприємстві не враховують особливості організації взаємодії видів транспорту, здійснення нерационального вибору технологічних параметрів при організації, а також не взяття до уваги інтересів постачальника та замовника.

Шраменко Н.Ю. стверджує, що недостатні провізні можливості є однією із причин неефективної логістики, це зумовлено обмеженою кількістю спеціалізованих транспортних засобів (вагонів-зерновозів, автомобілів-зерновозів), а також їх нерациональним використанням [10].

Дослідники [11] вважають, що при виборі рациональної транспортно-технологічної схеми перевезення зернових культур, передусім, необхідно

враховувати та прогнозувати обсяги виробництва сільськогосподарської продукції в регіоні. При цьому для ефективної організації транспортного процесу варто зважати на тарифну політику транспортних послуг, рівень конкурентоспроможності серед транспортних підприємств на ринку, розміри та інфраструктуру аграрних підприємств.

На сьогоднішній день транспортний процес доставки сільськогосподарської продукції варто розглядати з точки зору концепції «Сільське господарство 4.0», яка є найбільш ефективною та забезпечує високу конкурентну спроможність на ринку [12].

Базуючись на вищезгаданій концепції можна сформуванати наступні напрями підвищення ефективності транспортного процесу доставки сільськогосподарської продукції:

1. Підвищення продуктивності праці: передбачає прийняття рішень суб'єктами господарювання з раціональним підходом до формування транспортно-технологічних схем доставки сільськогосподарських вантажів [13], мінімізації логістичних витрат підприємства, залучення транспортних засобів та людських ресурсів у процесі транспортування вантажів.

2. Раціональний розподіл ресурсів забезпечується через моніторинг енергоефективності транспортного процесу, тривалості включення у процес людських ресурсів, понаднормових простоїв транспортних засобів, врахування вимог замовника та одержувача [14] та оптимізацію запасів сільськогосподарської продукції [15].

3. Зниження негативного впливу на довкілля: передбачає формування транспортного процесу з метою мінімізації не тільки витрат на транспортування, а й викидів CO₂. Впровадження моделей, які забезпечують формування маршруту на основі типу доріг, транспортних засобів, та дозволяють отримати мінімальну кількість викидів CO₂ та мінімальні транспортні витрати [16].

4. Уникнення втрат сільськогосподарської продукції є можливим через раціональне використання збирально-транспортного комплексу, контроль за

погодно-кліматичними умовами [17], вологості та дозрівання сільськогосподарської продукції, не врахування яких може спричинити значні втрати урожаю. Також аналіз якості продукції перед та після її транспортування дозволяє унеможливити додаткові витрати через повернення вантажу.

5. Впровадження сучасних логістичних систем [18] з використанням обчислювального інтелекту для оптимізації при плануванні процесу перевезень сільськогосподарських вантажів за наявних технологічних обмежень автотранспортного підприємства та доріг.

1.2 Аналіз застосування моделей машинного навчання під час доставки вантажів

Машинне навчання розглядають як науку про комп'ютерні алгоритми, які вдосконалюються автоматично завдяки власному досвіду [19]. Перші дослідження щодо застосування машинного навчання для моделювання транспортних процесів та вирішення проблем транспортування простежуємо у працях закордонних науковців, надрукованих наприкінці XX ст. Уже на той момент дослідники [20] стверджували про необмежений потенціал обчислювального інтелекту у транспортній інженерії. На думку авторів [21], алгоритми машинного навчання, як складова штучного інтелекту [22], дозволяють більш ефективно вирішувати нелінійні проблеми такі, як: оптимізація маршрутизації або планування роботи вантажних транспортних засобів. Сьогодні методи машинного навчання широко застосовуються як інструменти для подальшого розуміння функціональності та розширення можливостей вантажних перевезень, ланцюгів постачання та логістичних систем, вони дозволяють краще прогнозувати еволюцію та майбутні стани цих систем та пропонують надійну підтримку для визначення, планування та прийняття рішень [23].

Доцільність використання алгоритмів машинного навчання як інструменту для моделювання логістичної та транспортної системи проаналізував О. Горяїнов [24]. Серед переваг застосування машинного навчання автор виокремив підвищення точності прогнозування, зменшення транспортних витрат, підвищення ефективності доставки вантажів, зниження ризиків, пошук ключових факторів ефективності тощо.

Використання алгоритмічних моделей машинного навчання з метою моделювання транспортних процесів під час доставки вантажів зустрічаємо у працях закордонних [20;25-27;29;31-44] та вітчизняних науковців [30]. Аналіз існуючих досліджень показує, що вчені зосереджують свою увагу на різних інструментах машинного навчання для досягнення поставленої мети. Також варто зауважити, що частота публікацій, в яких простежуємо використання алгоритмічних моделей машинного навчання під час доставки вантажів значно зросла за 2020-2022 роки, у порівнянні з попередніми роками.

Застосування алгоритмічних моделей машинного навчання, як складової штучного інтелекту, незалежно від проблеми, яку вони вирішують (оцінка, прогнозування, класифікація) потребує використання обчислювального інтелекту. Інтелектуальний підхід в алгоритмічних моделях машинного навчання має загальний патерн застосування, який реалізується у декілька етапів, наведених на рис.1.4.

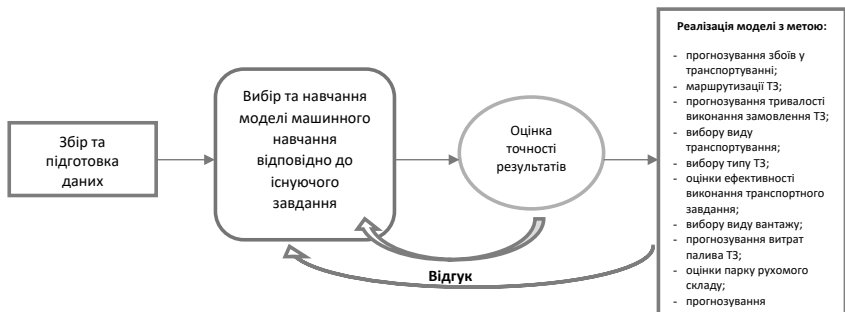


Рисунок 1.4 – Етапи застосування інтелектуального підходу в алгоритмічних моделях машинного навчання під час доставки вантажів [45]

На основі проведеного аналізу публікацій було виявлено наступні пріоритетні напрями застосування алгоритмічних моделей машинного навчання:

1. Прогнозування збоїв у транспортуванні

У дослідженні Liu, C., Shu, T., Chen, S., Wang, S., Lai, K. K., Gan L (2015) [25] автори розробили та запропонували покращену модель сірих нейронних мереж для вирішення проблеми аномалій ринкового попиту, які виникають після збоїв у транспортних процесах. На думку дослідників, такий підхід передбачає, що сірі нейронні мережі можуть забезпечити кращі прогнози ринкового попиту порівняно із моделлю $GM(1,1)$, результати прогнозування можуть надати інформацію для прийняття рішень щодо управління виробництвом і запасами.

2. Маршрутизація транспортних засобів

Модель штучних нейронних мереж було використано науковцями [26] з метою визначення її ефективності щодо вирішення задач маршрутизації у порівнянні з п'ятьма евристичними алгоритмами. Проведені авторами експериментальні дослідження з використанням реального сценарію моделювання логістичних процесів у автомобільному терміналі Гамбурга показали, що застосування моделі штучних нейронних мереж підвищує ефективність моделювання на 48% у порівнянні з існуючими евристичними алгоритмами маршрутизації.

3. Прогнозування тривалості виконання замовлення транспортними засобами

Для прогнозування часу прибуття транспортного засобу при виконанні доставки вантажів науковці [27] радять застосовувати метод адаптивного підсилювання, який, як правило, застосовується як підсилювач у моделях дерева рішень [28]. У роботі [27] проведено аналіз точності прогнозування декількох моделей машинного навчання, серед яких: модель випадкового лісу, метод опорних векторів SVM (Support Vector Machines), метод k-найближчих сусідів k-NN (k-Nearest Neighbours), метод рекурсивного розбиття RPart

(Recursive Partitioning) та метод адаптивного підсилювання (Adaboost.M1). При цьому найвища продуктивність моделей досягається при поділу даних про погоду та дорожній рух на категорії.

Дослідники Servos N, Liu X, Teucke M, Freitag M. (2020) [29] порівняли ефективність алгоритмів машинного навчання для прогнозування тривалості доставки вантажів. Вчені стверджують, що машинне навчання добре підходить для вирішення нелінійних та складних взаємозв'язків існуючих даних щодо перевезень. Для моделювання було використано три різні алгоритми: випадкового лісу (ExtraTrees), адаптивного підсилювання (AdaBoost) та підтримуючої векторної регресії SVR (Support Vector Regression), які можуть працювати з невеликими об'ємами даних за низької тривалості роботи. Основними параметрами моделей визначено дані трекінгової системи у вантажівках, серед яких: початок, завершення транспортування, обсяг вантажу, геолокація в момент передачі інформації, температура та вологість навколишнього середовища. Дослідження показало найвищу точність передбачення за алгоритмом SVR при абсолютній середній помилці 17 год при транспортуванні тривалістю 30 днів.

Якушенко О. С., Шевчук Д. О., Мединський Д. В. (2021) у своєму дослідженні [30] застосовують штучні нейронні мережі з метою прогнозування часу для виконання транспортної задачі. Автори використовують дані, що є у кожного транспортного підприємства, а саме: час виходу в рейс, тривалість рейсу, ідентифікатори водія та експедитора (вантажника) на рейсі та час проходження маршруту за сприятливих погодних умов. Запропонована модель дозволяє врахувати вплив сезонності (зокрема ожеледиці) та дня тижня, коли виконується транспортна робота. Також автори зазначають, що нейромережеві моделі досить широко використовуються для вирішення логістичних завдань.

4. Вибір виду транспортування

Abdelwahab, W., Sayed, T. (1999) [20] запропонували використовувати модель штучних нейронних мереж для прогнозування вибору виду транспорту

для доставки вантажу. На початку формування модель включала 27 змінних, що на думку авторів, мали вплив на вибір виду транспортування. Проте інструментарій машинного навчання дозволяє виокремити найбільш важливі предиктори для моделі, серед яких: обсяг вантажу, необхідність заморожування вантажу (так/ні), рідкий стан вантажу (так/ні), необхідність міжрегіонального перевезення, вартість транспортування, відсоток втрат вантажу при певному виду транспортування та інші. Результати моделювання показали однакову або більш високу прогностичну точність вибору виду перевезення в порівнянні зі звичайними моделями.

Вибір виду транспортування вантажу за алгоритмами машинного навчання відображено у роботі дослідників [31]. Tortum A., Yayla N., Gökdag M. (2009) порівняли ефективність моделей множинної регресії, логістичної регресії, штучних нейронних мереж (ШНМ) та адаптивних нейро-нечітких систем (ANFIS) для прогнозування ймовірності вибору залізничного або автомобільного виду транспорту на основі відстані, вартості та тривалості доставки. На думку авторів, використання таких підходів є високоадаптивним та ефективним у дослідженні нелінійних зв'язків між різними змінними. Апробація моделей на основі даних про вантажопотоки у містах Туреччини, Німеччини, Франції та Австрії показала вищу точність моделей машинного навчання (ШНМ та ANFIS) у порівнянні з класичними моделями.

У роботі [32] автори використовують алгоритми машинного навчання для прогнозування вибору способу доставки вантажу між автомобільним та залізничним. Науковці порівнюють ефективність прогнозування таких алгоритмів машинного навчання, як SVM метод опорних векторів, ANN штучні нейронні мережі, DT C5.0 дерева рішень. У дослідженні проаналізовано вплив ваги, виду, властивостей та типу упакування вантажу, а також відстані перевезення на вибір способу транспортування. За результатами дослідження метод опорних векторів з урахуванням витрат є найкращим методом для прогнозування вибору способу доставки, дещо нижчу ефективність мають дерева рішень C5.0 та штучні нейронні мережі. Крім того,

дослідники пропонують розглядати важливість змінних, що визначають спосіб транспортування, у такій послідовності: вага, відстань між пунктом відправлення та пунктом призначення, вид вантажу, коефіцієнт імпедансу залізничного та вантажного транспорту та необхідність контейнерного перевезення.

5. Вибір типу транспортного засобу

Дослідники Ahmed U., Roorda M.J. використали алгоритми машинного навчання для передбачення вибору типу транспортного засобу підприємством залежно від сфери діяльності та виду вантажу, що доставляється. У своїй праці [33] вчені порівняли ефективність трьох моделей, серед яких: модель RF (Random Forest) випадкового лісу, MNL (Multinomial Logit Model) мультиномінальна логіт-модель та Mixed MNL (Mixed Logit Model) змішана логіт-модель. Прогнозування типу транспортного засобу відбувається на основі таких змінних: сфери функціонування, кількості працівників, типу вантажу, ваги, пункту відправлення та пункту призначення. Порівняння результатів моделей для вибору типів транспортних засобів показало, що найбільш точно прогнозується тягач з причепом та пікап або фургон, тоді слідують вантажні автомобілі без причепа та легкові автомобілі. Найбільш продуктивною моделлю серед застосованих виявилась модель RF з точністю прогнозу 94,5%.

6. Оцінки ефективності виконання транспортного завдання

Модель штучних нейронних мереж була використана авторами [34] для аналізу ефективності виконання транспортних завдань підприємства, що здійснює перевезення сипучих вантажів. Основою моделі слугують дані про виконання транспортних операцій відібраними спеціалізованими транспортними засобами. Результати дослідження, висвітлені у праці, показали, що найбільш важливими факторами, які впливають на дохід підприємства від конкретної поїздки, є витрати палива окремими автомобілями, стиль водіння автомобіля конкретним водієм та погодні умови.

7. Вибір виду вантажу

У роботі [35] дослідники використали алгоритми машинного навчання з метою визначення виду вантажу на основі інформації, наведеної у товарно-транспортних накладних підприємств, про відстань транспортування, вагу вантажу, тип транспортного засобу, що здійснює доставку. Науковцями у процесі моделювання було застосовано такі алгоритми машинного навчання: усереднені оцінювачі з однією залежністю AODE (Averaged one-dependence estimators), послідовна мінімальна оптимізація SMO (Sequential minimal optimization), алгоритму k- найближчих сусідів k-NN, алгоритму підвищення LogitBoost, алгоритму JRIP повторного поступового скорочення для зменшення помилок, логістичної моделі дерев LMT (Logistic Model Trees) та HyperPipes. Оцінка результатів моделювання показала найвищу ефективність для алгоритму k- найближчих сусідів у порівнянні з іншими алгоритмічними моделями машинного навчання. За спостереженнями авторів, прогнозування виду вантажу може бути використане для формування системи прийняття рішень перевізниками щодо автоматизації процесу вибору транспортного засобу на етапі отримання замовлення від клієнта.

8. Прогнозування витрат палива транспортними засобами

Для прогнозування витрат палива вантажними транспортними засобами дослідники F. Perrotta, T. Parry and L. C. Neves [36] застосували три типи моделей алгоритмічного машинного навчання: модель RF випадкового лісу, модель глибинного навчання (ANN штучні нейронні мережі) та модель SVM опорних векторів. Вчені використали дані HAPMS системи управління дорожнім покриттям Англії (Highways England Pavement Management System) та телематичні системи вантажних засобів для формування значень входних (середня швидкість, нахил дороги, повна маса, прискорення автомобіля тощо) та вихідного параметру моделей (витрата палива транспортним засобом). Результати дослідження показали, що всі три моделі дозволяють розробляти моделі з високою точністю, проте модель RF випадкового лісу дещо перевершує модель SVM опорних векторів і модель ANN штучних нейронних мереж, даючи більший R^2 та меншу похибку.

У роботі [37] науковці використовують штучні нейронні мережі з метою підвищення точності прогнозування витрат палива як для автопарку, так і для окремого транспортного засобу. Для отримання прогнозованого значення використано сім параметрів, що характеризують поїздку: кількість зупинок, тривалість зупинки, середня швидкість руху, характерне прискорення, квадрат аеродинамічної швидкості, зміна кінетичної енергії та зміна потенціалу енергії за конкретно пройденою відстань. Ефективність моделі було оцінено величиною середньоквадратичної помилки прогнозування питомої витрати палива 0,015 л/100 км.

Застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування витрат палива вантажними транспортними спостерігаємо у праці дослідників [38]. Визначаючи основними предикторами моделей: модель транспортного засобу, середню швидкість, відхилення швидкості, тип дороги, загальну масу транспортного засобу, погодні умови за 10-хвилинні відрізки часу, автори порівнюють ефективність прогнозування на різних алгоритмах, серед яких: k-найближчих сусідів, штучні нейронні мережі, дерево рішень із підвищенням градієнта (Gradient boosting decision tree). Результати моделювання показали найменшу помилку прогнозу при використанні алгоритму дерева рішень, тоді штучних нейронних мережі та найвищу – при k-найближчих сусідів.

У статті [39] дослідники покращують точність моделі прогнозування витрати палива вантажними транспортними засобами за допомогою алгоритму машинного навчання – моделі SVM опорних векторів. Оцінка витрати палива надається залежно від географічних координат, швидкості автомобіля, числа обертів двигуна за хвилину та значень датчика положення дросельної заслінки. Науковцями також здійснено відбір вхідних параметрів моделі, що дозволило досягнути вищої точності з значенням $R^2 = 0,97$, порівняно з іншими дослідженнями, де було використано регресійну алгоритмічну модель SVM опорних векторів.

Прогнозування витрат палива вантажними транспортними засобами з використанням алгоритмічних моделей машинного навчання представлено у

роботі [40]. Для виконання прогнозу дослідники застосували три види регресійних моделей машинного навчання, а саме: модель штучних нейронних мереж зворотного поширення ВР, модель DT дерева рішень та модель RF випадкового лісу. Моделювання витрат палива вантажними транспортними засобами здійснено з урахуванням технічного стану двигуна, характеристик дороги, погодних та температурних умов. Результати показали, що точність прогнозування DT дерева рішень, штучних нейронних мереж та RF випадкового лісу становить 81,38%, 83,98% та 86,58% відповідно.

Застосування алгоритмів машинного навчання для прогнозування витрат палива вантажними транспортними засобами спостерігаємо у дослідженні [41]. Науковці порівняли ефективність різних регресійних моделей, серед яких: модель GLM узагальненої лінійної регресії, моделі класичної лінійної регресії, регресії з вибором змінних та Бассові регресії. Моделювання проведено на основі даних GPS-трекерів транспортних засобів невеликої транспортної компанії. Дослідники встановили, що для конкретного набору даних найбільш ефективними моделями є LARS метод найменших кутів (Least-angle regression) та класична модель лінійної регресії.

Моделювання витрат палива транспортними засобами зустрічаємо у роботі дослідників [42]. Для прогнозування автори використовують моделі глибинного навчання (штучні нейронні мережі) та лінійної регресії. На основі вхідних даних: швидкості автомобіля, прискорення та нахилу дороги було проведено навчання моделі та перевірено точність прогнозів. Результати тестування продемонстрували, що запропонований підхід на основі нейронної мережі забезпечує високу точність передбачення та прийнятну швидкість виконання, що робить його придатним для різної оптимізації маршруту транспортного засобу, перевірки їздового циклу, планування роботи автопарку тощо.

9. Оцінка парку рухомого складу

Використання моделі штучних нейронних мереж для оцінки експлуатаційної якості транспортних засобів, які використовуються для

вантажних перевезень, зустрічаємо у праці Świderski A., Jóźwiak A., Jachimowski R.[43]. Для навчання моделі автори використовують параметризовані оцінки для вхідних змінних моделі: частота поломок, вік, кількість відпрацьованих годин, технічний стан транспортних засобів та середньозважену оцінку якості транспортного засобу, як вихідну змінну. На думку науковців, штучні нейронні мережі варто розглядати як корисний інструмент для системи підтримки прийняття рішень щодо використання транспортних засобів для доставки вантажів автотранспортними підприємствами, а також з метою прогнозування якості та ефективності транспортних операцій.

10. Прогнозування транспортних витрат

Для вирішення проблеми прогнозування вартості замовлення доставки вантажу автори пропонують [44] використовувати модель штучних нейронних мереж. У процесі дослідження науковці за допомогою методики нечіткої логіки визначають основні параметри моделі: обсяг замовлення для конкретного пункту доставки та відстань. При цьому науковці зазначають, що погодні умови та звички водіння конкретного водія мають дещо менший вплив на транспортування, тому не застосовують ці фактори у своїй моделі. Результати моделі показали високий показник кореляції отриманих та реальних даних 99,92%. Автори стверджують, що моделювання за допомогою штучних нейронних мереж дозволяє передбачати загальну вартість перевезення, яка залежить не лише від одиниці вартості транспортування. Крім того, такий підхід можна використовувати для вирішення більш складних проблем в управлінні ланцюгами постачань, серед яких багатоеlementні проблеми з декількома джерелами, коли постачальник не може виконати всі вимоги кінцевих користувачів.

Проведений аналіз дозволив визначити найбільш поширені моделі машинного навчання під час доставки вантажів, виявити їхні переваги та недоліки (табл 1.1), а також встановити спільні напрями використання у вантажних перевезеннях (рис.1.5).

Таблиця 1.1 – Переваги, недоліки та напрями застосування алгоритмічних моделей машинного навчання

Група моделей машинного навчання	Переваги	Недоліки	Застосування
1	2	3	4
Моделі лінійної та логістичної регресії	- простота в застосуванні; - зрозумілість результатів; - швидке навчання;	не завжди висока точність прогнозування	Лінійні регресійні моделі застосовуються для прогнозування витрат палива транспортними засобами [41], в той час як моделі логістичної регресії через їх основне завдання (класифікацію) – для вибору типу транспортного засобу для доставки вантажу [33].
Штучні нейронні мережі та моделі глибинного навчання	- можливість обробки великої кількості даних, виявлення складних залежностей між вхідними та вихідними даними, а також здатність виконувати узагальнення [46]; - можливість застосування як у прогнозуванні, так і в класифікації; - висока ефективність роботи з нелінійними зв'язками, прості правила навчання та сильна міцність, здатність пам'яті; - здатність до самонавчання та до зворотного поширення помилок [47].	- необхідність великої кількості даних, статистичних спостережень; - вимагає спеціалізованих знань від дослідника; - недетермінованість, тобто навчена модель являє собою «чорний ящик», і виникає складність встановлення причинно-наслідкових зв'язків між складовими моделі [48];	Незважаючи на складність побудови ефективної ШНМ та відносно тривале навчання моделі, дана алгоритмічна модель є найбільш поширеною. Серед проаналізованих публікацій моделі ШНМ використовуються практично для усіх поставлених задач і при цьому показують високу ефективність прогнозування та класифікації [20;25;26;30;31;34;36-38;40;42-44].

Продовження таблиці 1.1

1	2	3	4
Моделі дерев рішень	- просте обчислення, обробка зразків із неповноцінними значеннями атрибутів; - здатність оцінити предмет з різними ознаками, моделювання лінійних та нелінійних взаємозв'язків;	- погане навчання на малих вибірках; - висока ймовірність перенавчання [49];	Моделі показують достатньо високі показники прогнозування часу доставки [27;29], витрат палива як із застосуванням бустингу [38], так і без [40], та класифікації вантажу за видом транспортування [32].
Моделі випадкового лісу	- висока точність, особливо при моделюванні нелінійних залежностей; - нечутливість до відсутніх даних і викидів;	- схильність до перенавчання; - необхідність вручну підбирати кількість дерев [49];	Застосування моделі випадкового лісу для прогнозування витрат палива вантажними транспортними засобами показало найвищу точність прогнозу в порівнянні з іншими моделями машинного навчання [36; 40]. Також високі показники ефективності даний вид моделі демонструє при прогнозі вибору типу транспортного засобу для доставки вантажів [33]. У випадку прогнозування тривалості доставки вантажів дана модель не показала достатньо точних результатів [27;29].
Модель k-найближчих сусідів	- простота у застосуванні для класифікації та регресії, особливо для нелінійної класифікації; - відсутність реакції до викидів даних;	- необхідність попередньо встановити значення k; - не працює на великих незбалансованих наборах даних;	Показує високу ефективність у завданнях вибору виду вантажу за класифікаційними ознаками [35], з дещо нижчою ефективністю може застосовуватись з метою передбачення часу доставки вантажу [27] та прогнозування витрат палива транспортними засобами [38].

Продовження таблиці 1.1

1	2	3	4
Модель опорних векторів	■ можливість застосування для нелінійної класифікації та регресії; ■ легко інтерпретуються [50].	■ не підходить для великих наборів даних; ■ погіршується робота, коли набір даних містить більше шуму, тобто цільові класи збігаються [51].	Хоча основне завдання моделей полягає у класифікації об'єктів, як-от: вибір виду транспортування між автомобільним та залізничним [32], даний алгоритм показує досить хороші результати у регресійному аналізі, а саме прогнозуванні тривалості доставки вантажів [29] і прогнозуванні витрат палива транспортними засобами [39].

1. Моделі лінійної та логістичної регресії – найбільш відомі регресійні алгоритми, що належать до моделей навчання «з вчителем» та здатні забезпечити прогнозування вихідної змінної на основі вхідних змінних [49].

2. Штучні нейронні мережі та моделі глибинного навчання представляють групу обчислювальних та математичних моделей, які побудовані за принципом функціонування біологічної нервової системи [52]. Вагові коефіцієнти в нейронній мережі визначаються шляхом зменшення похибки між фактичним значенням та прогнозом [53]. Глибокі ШНМ називають моделями глибинного навчання через наявність кількох прихованих рівнів [48].

3. Моделі дерев рішень класифікують дані на менші підмножини, де кожна підмножина містить (здебільшого) відповіді одного класу («так» або «ні») [54]. Для підвищення точності класифікації застосовують ансамблі дерев рішень із використанням техніки бустингу [55], який часто реалізують алгоритмами AdaBoost [27;30] та Gradient boosting [39].

4. Моделі випадкового лісу – ансамблеві алгоритми машинного навчання, які є однією з реалізацій техніки беггінга («Bagging»)[56].

5. Модель k-найближчих сусідів – це тип алгоритму навчання «з учителем», який використовується як для регресії, так і для класифікації [57]. k-NN намагається передбачити правильний клас для тестових даних, обчислюючи відстань між тестовими даними та всіма точками навчання [58].

6. Модель опорних векторів – це алгоритм, основне завдання якого полягає у виявленні багатовимірних меж, що розділяють точки даних, що належать до різних класів [59].

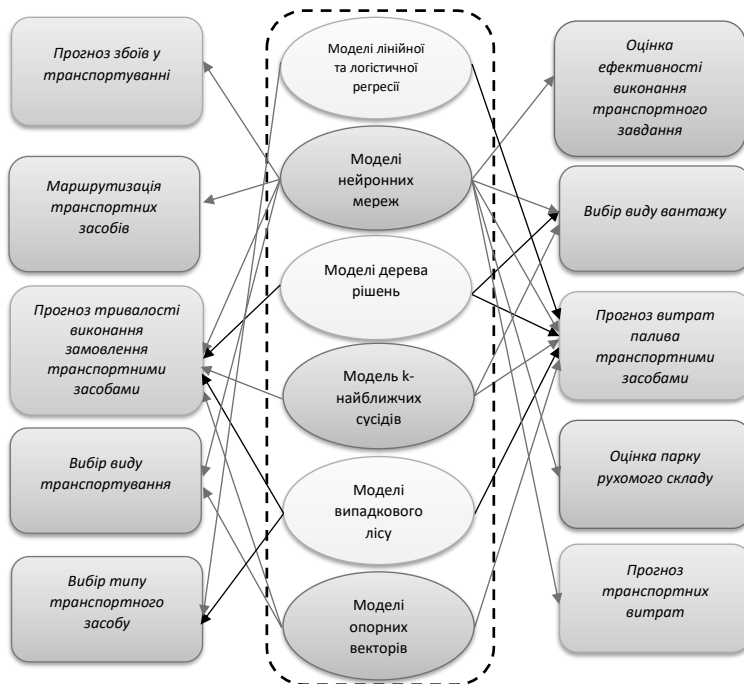


Рисунок 1.5 – Напрями застосування алгоритмічних моделей машинного навчання під час доставки вантажів

Проблему вибору оптимальної моделі машинного навчання для конкретної задачі вирішують шляхом реалізації декількох моделей та

подальшого їх порівняння за критерієм ефективності. Найбільш поширеними критеріями оцінки серед проаналізованих моделей є наступні:

- абсолютна помилка $MAE \rightarrow \min$;
- відносна помилка $RE \rightarrow \min$;
- середньоквадратична помилка $MSE \rightarrow \min$;
- корінь квадратний з середньоквадратичної помилки $RMSE \rightarrow \min$;
- середня абсолютна відсоткова помилка $MAPE \rightarrow \max$;
- коефіцієнт кореляції $R \rightarrow \max$;
- коефіцієнт детермінації $R^2 \rightarrow \max$;
- точності прогнозу $Accuracy \rightarrow \max$.

Аналіз результатів оцінювання алгоритмічних моделей машинного навчання (табл. 1.2) за критеріями ефективності дозволив виявити найбільш оптимальні моделі, серед досліджуваних публікацій, для їх подальшого застосування щодо визначених проблемних напрямів у процесі вантажних перевезень.

Таблиця 1.2 – Порівняння результатів оцінки алгоритмічних моделей машинного навчання за напрями застосування під час доставки вантажів

Напрямок*	Назва моделі	Оцінка точності	Група моделей**
1	2	3	4
1	<i>Grey Neural Network (GNN) [25]</i>	<i>RE: 0,3592 %</i>	2
2	<i>Neural Network model (NNM) [26]</i>	<i>Model's performance is 48% compare with heuristics algorithms</i>	2
3	Neural Network model (NNM) [30]	MSE: 0,5 h	2
3	RPart [27]	Accuracy: 72,5%	3
3	<i>Adaboost.M1 [27]</i>	<i>Accuracy: 72,8%</i>	3
3	AdaBoost [29]	MAE: 18,78 h; RMSE: 28,40 h	3
3	Random Forest (RF) [27]	Accuracy: 72,1%	4
3	ExtraTrees (Randomized Trees) [29]	MAE: 43,66h; RMSE: 54,61h	4
3	k-Nearest neighbors (k-NN) [27]	Accuracy: 60,6%	5
3	Support Vector Machine (SVM) [27]	Accuracy: 72,2%	3
3	<i>Support Vector Regression (SVR) [29]</i>	<i>MAE: 16,91h; RMSE: 22,7 h</i>	3
4	Artificial Neural Network (ANN) [20]	Accuracy: 86,6%	2
4	Artificial Neural Network (ANN) [31]	R: 0,724	2

Продовження таблиці 1.2

1	2	3	4
4	<i>C5,0 DT</i> [32]	<i>Accuracy: 96,2%</i>	3
4	Support Vector Machine (SVM) [32]	<i>Accuracy: 95,2%</i>	3
5	Multinomial Logit Model (MNL) [33]	<i>Accuracy: 41,7%</i>	1
5	Mixed Logit Model (Mixed MNL) [33]	<i>Accuracy: 39,9%</i>	1
5	<i>Random Forest (RF)</i> [33]	<i>Accuracy: 49,5%</i>	4
6	<i>Multilayer Perceptron (MLP) 24-25-4</i> [34]	<i>R²: 0,805</i>	2
7	<i>k-Nearest neighbors (IBk)</i> [35]	<i>Accuracy: 82,72%</i>	5
8	Least-angle regression (LARS) [41]	MSE: 563,33 l; RMSE: 23,73 l; <i>R²: 0,85</i>	1
8	Linear Regression model (LRM) [41]	MSE: 560,67 l; RMSE: 23,68 l; <i>R²: 0,85</i>	1
8	Artificial Neural Network (ANN) [36]	RMSE: 4,88 l/100km; MAE: 3,46 l/100km; <i>R²: 0,85</i>	2
8	Neural Network model (NNM) [37]	RMSE: 0,015 l/100km; <i>R²: 0,91;</i> MAE: < 4,0%	2
8	Neural Network model (NNM) [38]	MAE: 3,63 l/100km; RMSE: 4,81 l/100km; <i>R²: 0,916</i>	2
8	Back propagation Neural Network (BP) [40]	<i>Accuracy: 83,98%</i>	2
8	<i>Two-stages Neural Network model (NNM)</i> [42]	<i>R²: 0,964</i>	2
8	<i>Gradient boost</i> [38]	<i>MAE: 3,34 l/100km;</i> <i>RMSE: 4,65 l/100km; R²: 0,917</i>	3
8	CART DT [40]	<i>Accuracy: 81,38%</i>	3
8	Random Forest (RF) [36]	RMSE: 4,64 l/100km; MAE: 3,21 l/100km; <i>R²: 0,87</i>	4
8	<i>Random Forest (RF)</i> [40]	<i>Accuracy: 86,58%</i>	4
8	k-Nearest neighbors (k-NN) [38]	MAE: 3,37 l/100km; RMSE: 4,71 l/100km; <i>R²: 0,915</i>	5
8	Support Vector Machine (SVM) [36]	RMSE: 5,12 l/100km; MAE: 3,56 l/100km; <i>R²: 0,83</i>	3
8	<i>Support Vector Machine (SVM)</i> [39]	<i>R²: 0,96</i>	3
9	<i>Multilayer Perceptron (MLP) 6-3-1</i> [43]	<i>R²: 0,994</i>	2
10	<i>Multilayer Perceptron (MLP) 6-9-1</i> [44]	<i>R: 0,9992; MSE: 0,000421;</i> <i>MAPE: 4,35%</i>	2

* – № напряму застосування алгоритмічної моделі машинного навчання за порядком наведеним у статті

** – № групи алгоритмічної моделі машинного навчання за порядком наведеним у статті

За результатами проведеного аналізу можна зробити наступні висновки:

1. Алгоритмічні моделі машинного навчання набувають все більшого поширення у процесах моделювання вантажних перевезень.

2. Проведений аналіз публікацій дозволив виявити переваги, недоліки та основні напрями застосування алгоритмічних моделей машинного навчання, серед яких: маршрутизація транспортних засобів, вибір виду вантажу, виду транспортування та типу транспортних засобів; прогнозування витрат палива транспортними засобами, збоїв у транспортуванні, транспортних витрат, тривалості виконання замовлення; оцінка парку рухомого складу та ефективності виконання транспортного завдання.

3. Серед груп алгоритмічних моделей машинного навчання було виявлено, що моделі лінійної та логістичної регресії є достатньо простими, проте не завжди дають високі показники точності прогнозування; моделі глибокого навчання досить широко застосовуються до всіх виявлених напрямів; моделі дерев рішень та випадкового лісу часто показують найвищі показники ефективності моделювання; моделі k-найближчих сусідів та опорних векторів доцільно застосовувати як у задачах класифікації, наприклад, вибору виду вантажу та виду транспортування, так і для прогнозування витрат палива та тривалості транспортного процесу.

4. На основі сформованих напрямів застосування алгоритмічних моделей машинного навчання можна стверджувати, що вибір оптимальної моделі передбачає порівняльний аналіз результатів роботи декількох моделей. Оскільки ефективність моделювання, насамперед, залежить від наявного дата сету для навчання моделі, то спрогнозувати результати моделі без її реалізації неможливо. Наведені рекомендації у статті в подальшому дозволять скерувати дослідників у процесі відбору алгоритмічних моделей машинного навчання для їх ефективного впровадження залежно від проблеми, що виникає у вантажних перевезень.

1.3 Аналіз існуючих підходів щодо вибору раціональних транспортних засобів

На сьогодні, логістичні задачі автотранспортних підприємств, які стосуються вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки різних видів вантажів набули досить широкого використання [60-723]. Також учені достатньо уваги приділили питанням дослідження та вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки сільськогосподарських вантажів [66; 69]. Виконані дослідження стосуються як розроблення загальних концепцій [60-68], так і методів та моделей узгодження параметрів транспортних засобів [69; 70; 74], до яких належить сільськогосподарська сировина та готова продукція.

Так, Горяїнов О.М. [60] сформулював загальні принципи вибору раціональних транспортних засобів під час доставки вантажів автотранспортним підприємством. На думку автора, вибір найбільш раціональних типів вантажних транспортних засобів потрібно здійснювати за конкретних умов експлуатації підприємством, з врахуванням обмежень щодо дорожніх та кліматичних факторів з метою повного забезпечення і виконання вимог клієнтів з мінімальними витратами на транспортний процес. Також науковець зазначає, що вибір раціонального транспортного засобу для конкретно підприємства обумовлюються різним набором факторів, які впливають на процес доставки вантажу.

Важливість вибору раціонального транспортного засобу для виконання замовлень з доставки вантажу розглянуто ученими [61]. Автори підкреслюють, що під час організації процесу доставки вантажів вибір рухомого складу для перевезення відіграє таку ж важливу роль, як і вибір маршруту руху для цих транспортних засобів. При цьому доставка вантажу від вантажовідправника до вантажоодержувача можлива за декількома варіантами, оцінка яких може відрізнятися за низкою критеріїв та визначати час доставки вантажів, її собівартість.

Вибір ефективного транспортного засобу, який найбільше відповідає конкретним умовам перевезень є важливим завданням організації транспортного процесу. Варто зауважити, що наявний багатомарочний парк транспортних засобів на підприємстві, з одного боку, підвищує ефективність процесу доставки, а з іншого, ускладнює та збільшує вартість утримання, технічного обслуговування та поточного ремонту транспортних засобів [61].

Необхідність вибору рухомого складу конкретної моделі серед множини альтернативних, насамперед, обумовлена різними техніко-експлуатаційними якостями автомобілів різних моделей, які можуть бути використані для перевезення того самого вантажу. Як правило, вибір найбільш ефективного транспортного засобу проводять порівнюючи результати експлуатаційних та економічних розрахунків. До порівняння вибирають тільки той рухомий склад, що за своїми технічними характеристиками та економічними показниками відповідає вимогам конкретного транспортного процесу [60].

При цьому дослідники [61] виокремлюють шість груп факторів, вплив яких необхідно враховувати при виборі оптимального транспортного засобу для організації процесу доставки конкретного виду вантажу:

1) транспортні: вид вантажу та його характеристика, партійність перевезень, обсяг та стабільність перевезень, відстань, способи навантаження-розвантаження та складська облаштованість, режим роботи, вид маршрутів та організація перевезень;

2) дорожні: міцність дорожнього покриття (припустиме осьове навантаження), елементи профілю і плану доріг, інтенсивність руху, прохідність дороги;

3) природно-кліматичні: кліматичні зони, наявність високогірних районів;

4) конструкційні: кузов, використання маси;

5) експлуатаційні: адаптація кузова, вантажомісткість, зручність використання, прохідність;

6) економічні та натуральні: продуктивність [13], собівартість, приведені витрати, трудомісткість перевезень.

Автори [63] зазначають, що правильність вибору типу та моделі рухомого складу транспортним підприємством в конкретних умовах експлуатації можна визначити за критеріями найбільшої продуктивності транспортного засобу, найменшої собівартості перевезення та високої швидкості доставки вантажу.

Крім того при виборі марки та модифікації транспортних засобів варто враховувати характер та структуру перевезень, вид вантажу, тару та упаковку, відстань транспортування та дорожні умови.

Даними для вибору моделі транспортного засобу є: безпосередньо марка автомобіля, вид вантажу, вантажопідйомність, коефіцієнт використання вантажопідйомності, технічна швидкість, категорія доріг, способи навантаження, розвантаження, середня відстань перевезення.

Для вибору раціонального транспортного засобу безпосередньо для доставки сільськогосподарської продукції автори [64;65] радять застосувати показники продуктивності та собівартості.

Зростання продуктивності транспортних засобів вбачаємо у таких напрямках:

- оптимальному виборі типажу рухомого складу для виконання заданого обсягу транспортної роботи по перевезенню сільськогосподарської продукції залежно від характеру вантажу, раціональної організації транспортного процесу;

- максимальному зменшенні часу на вантажно-розвантажувальні роботи та транспортної інфраструктури агропромислових підприємств.

Зниження собівартості перевезень сільськогосподарської продукції, насамперед можливе через:

- економію палива на виконання транспортної роботи;

- зниження витрат на технічне обслуговування і ремонт рухомого складу за рахунок підвищення якості цих робіт;
- ефективний вибір транспортних засобів на основі раціональних експлуатаційних характеристик.

Варто зауважити, що використання спеціалізованого рухомого складу в транспортних технологіях для аграрного виробництва забезпечує поряд із збереженням вантажу найбільш повне використання вантажопідйомності. Досвід розвинених країн показує, що підвищити ефективність роботи автотранспортних засобів, неможливо без вдосконалення технології та організації процесів доставки вантажів, які включають в себе правильний вибір найбільш досконалих моделей і типів рухомого складу, та вантажно-розвантажувальних засобів, а також їх раціонального, узгодженого і економічно вигідного використання у виробничих процесах підприємств [64].

Дослідники [68] стверджують, що остаточний вибір транспортного засобу для перевезення зернових культур повинен бути заснований на економічному показнику. Автори пропонують застосовувати питому собівартість перевезення однієї тони вантажу, оскільки показник є базовим при формуванні тарифів на перевезення, а також має великий вплив на кінцеву вартість зерна.

Планування оперативної діяльності автотранспортного підприємства, яке здійснює доставку зернових культур, щодо вибору транспортного засобу для маршруту можливе за критерієм мінімальних витрат, пов'язаних з транспортним обслуговуванням клієнтів [69]. Шраменко Н.Ю запропонувала здійснювати вибір транспортного засобу серед альтернативних марок на основі раціональної вантажності такого автомобіля. Розроблена авторкою регресійна модель (1.1) на основі імітаційного експерименту дозволяє визначити оптимальний транспортний засіб на підставі середнього розміру партії вантажу та кількості вантажовласників, яким планується постачати вантаж за день.

$$B_3 = 0,632 \cdot N^2 - 13,759 \cdot q_n^2 + 5217,103 \cdot \bar{q}^2, \quad (1.1)$$

де B_3 – загальні добові витрати на доставку зернових вантажів, грн/добу;

N – кількість вантажовласників, од.;

q_n – номінальна вантажність автомобіля, що застосовується на розвізному маршруті, т;

$\bar{q}$ – середній розмір партії вантажу, т;

Дана модель враховує особливості транспортно процесу під час доставки зернових культур, проте може бути застосована лише для вантажів вагою 0,254 – 0,754 т та транспортних засобів вантажністю 3-6 т.

Методику розподілу транспортних засобів за маршрутами у гірничо-добувній промисловості зустрічаємо у дослідженні [71]. Isnafitri M. F., Rosyidi S. N., Aisyati A. розробили оптимізаційну модель (1.2) для вирішення питання вибору раціонального вантажного транспорту, яка сформульована як задача змішаного цілочисельного лінійного програмування MILP (Mixed-Integer Linear Programming) [72] за критерієм мінімальних транспортних витрат.

$$TC = \sum_{t=1}^T \sum_{s=1}^S \sum_{r=1}^R \sum_{j=1}^J X_{j,k,l}^t \cdot n_{k,l}^t \left(fc + (vc \cdot e_{k,l}) \right) \quad \forall q, j, s, r, t, k, l, \quad (1.2)$$

$$TC \rightarrow \min, \quad (1.3)$$

де $X_{j,k,l}^t = \begin{cases} 1, & \text{якщо транспортний засіб вибрано для маршруту} \\ 0, & \text{інакше} \end{cases}$

$n_{k,l}^t$ – кількість вантажних транспортних засобів, обраних для перевезення між k і l за період часу t , од;

fc – постійні транспортні витрати, грош.од;

vc – змінні транспортні витрати, грош.од;

$e_{k,l}$ – відстань між k і l , км;

q – індекс типу продукту $\in Q$;

j – індекс марки вантажного транспортного засобу $\in J$;

s – індекс зони гірничого процесу $\in S$;

r – індекс вантажоодержувача $\in R$;

t – проіндексований період часу $\in T$;

k – індекс пункту відправлення;

l – індекс пункту доставки;

Алгоритм моделі передбачає обчислення необхідної кількості вантажних транспортних засобів на конкретному маршруті для досягнення узгодженої роботи з екскаватором. Після визначення кількості автомобілів обчислюється кількість поїздок, які повинні бути здійснені кожним типом вантажівок на кожному маршруті та розроховуються транспортні витрати для усіх альтернативних варіантів. Вибір вантажного транспортного засобу для конкретного маршруту проводиться за мінімальними транспортними витратами.

Схожий підхід до вибору раціонального транспортного засобу для конкретного маршруту зустрічаємо у праці Bajany D.M., Xia X., Zhang L. (2017) [74]. Дослідники здійснюють оперативний вибір транспортного засобу для конкретного маршруту з врахуванням прогнозованих значень витрат палива транспортним засобом та екскаватором. Оптимальний вибір проводять за функцією (1.4) як задачі змішаного цілочисельного лінійного програмування (MILP) :

$$\left(Ft + \sum_{j=1}^{N_j} I_j f_{j, idle} \right) \rightarrow \min, \quad (1.4)$$

де Ft – загальна витрата палива вантажівками за зміну, л;

I_j – час простою j –м екскаватором, год;

$f_{j, idle}$ – витрата палива j –м екскаватором за час простою, л/год.

Одним із підходів, запропонованим дослідниками [73], для вибору раціонального транспортного засобу під час транспортування сільськогосподарської продукції засобу є використання моделі штучних нейронних мереж. Сутність методу полягає в ідентифікації транспортного засобу за допомогою нейронної мережі у вигляді багатошарового персептрона

(рис. 1.6), тобто визначення виду транспортного засобу, його вантажопідйомності, а також основних техніко-економічних показників, які обчислюють вартість виконання перевезення.

У результаті дії першого шару нейронів визначається множина транспортних засобів, які задовольняють вимогу щодо виду вантажу. До множини можуть потрапити транспортні засоби (ТЗ) як загального призначення, так і спеціальні ТЗ, які придатні до перевезення заданого виду вантажу.

На наступному кроці активізується другий шар нейронів, який здійснює перевірку транспортних засобів на можливість використання в дорожніх умовах маршруту перевезення через порівняння показника допустимого питомого навантаження шин на ґрунт.

На третьому кроці авторами враховується умова забезпечення ефективного використання вантажопідйомності ТЗ залежно від розміру партії перевезення. У результаті роботи нейронної мережі отримують множину транспортних засобів, які відповідають вимогам щодо розміру партії (ваги або об'єму) вантажу.

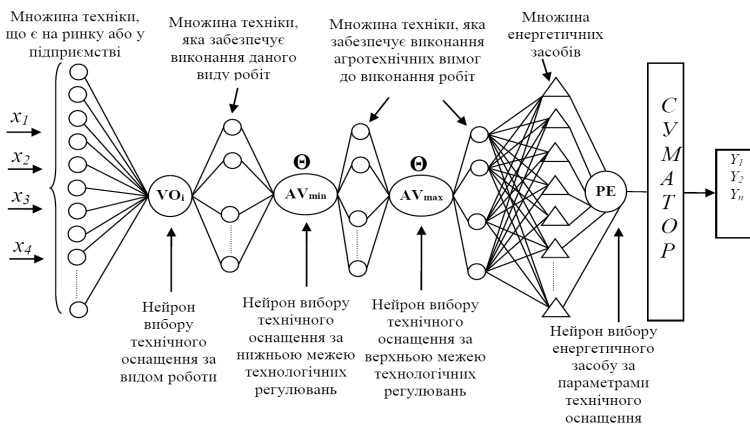


Рисунок 1.6 – Модель нейронної мережі вибору раціональних видів транспортних засобів під час доставки сільськогосподарських вантажів [73]

На наступному етапі проводиться аналіз за допомогою суматора, який формує вихідний нейрон з множиною техніко-економічних показників. Для кожного із транспортних засобів визначається собівартість перевезення на основі отриманих техніко-економічних показників. Для виконання замовлення вибирають оптимальний транспортний засіб з мінімальною вартістю перевезення.

Серед інших моделей вибору транспортних засобів, варто звернути увагу на дослідження [75]. Автори моделі вирішують проблему підбору транспортних засобів шляхом застосування цілочисельного лінійного програмування ILP (Integer Linear Programming) [76] на маятникових маршрутах з великою відстанню. Умовою вибору оптимального транспортного засобу є максимальний прибуток підприємства з мінімально можливими викидами CO₂ транспортними засобами на конкретному маршруті. Розроблена модель вирішує прикладне завдання вибору транспортного засобу серед семи типів вантажних автомобілів з різною вантажопідйомністю та питомою витратою палива, а також надає інші рекомендації для автотransпортних підприємств: сценарії за якими буде максимальний прибуток, але зростає негативний вплив на екологію та сценарії із різними рівнями задоволення попиту на перевезення.

Таблиця 1.3 – Порівняння моделей вибору раціональних транспортних засобів

Назва моделі	Тип моделі	Критерій оптимальності	Переваги	Недоліки
1	2	3	4	5
Модель витрат для зернових вантажів [68]	Регресійна модель	Мінімум витрат	враховує особливості транспортування зернових культур	застосовується лише для вантажів вагою 0,254 – 0,754 т та транспортних засобів вантажністю 3-6 т
Оптимізаційна модель [70]	MILP	Мінімум транспортних витрат	враховує особливості транспортування в гірничо-добувній промисловості	- використовується за невеликої кількості типових маршрутів на підприємстві; - підходить для планування стратегічної діяльності автотransпортного підприємства

Продовження таблиці 1.3

1	2	3	4	5
Оптимізаційна модель [71]	MLP	Мінімальні витрати палива	розроблена для організації оперативної роботи диспетчерської служби на підприємстві	застосовується для невеликої кількості типових маршрутів на кар'єрі
Модель ідентифікації ТЗ[72]	Машинне навчання ШНМ	Мінімальна собівартість	- розроблена для транспортування широкого діапазону сільськогосподарської продукції; - може застосовуватись як для внутрішнього господарських потреб	розрахунок собівартості замовлення здійснюється на основі середнього значення питомої витрати палива транспортним засобом без врахування впливу інших факторів
Оптимізаційна модель [73]	ILP	Максимізація прибутку за умов мінімальних викидів CO ₂	-враховує екологічну складову транспортного процесу; -розглядає різні сценарії транспортування вантажів з поєднанням різних типів транспортних засобів	при поєднанні різних типів транспортних засобів для виконання замовлення питома витрата палива розраховується як середньозважене значення

Існуючі методи і моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки різних видів вантажів автомобільним транспортом, не враховують мінливого характеру поведінки виробничих умов. Це характерно для виробничих умов доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. На ефективність таких перевезень значною мірою має вплив вид завантаження (зернозбиральні комбайни, зерноток, місця зберігання зернових тощо), стан дорожніх умов, марка та модель, а також стан транспортних засобів. Вони разом із кліматичними умовами та обсягами доставки зернових культур системно

впливають як на витрати пального та тривалість виконання відповідних транспортних процесів, так і на собівартість виконаних перевезень.

Аналіз чинних методів та моделей для вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки вантажів свідчить про їх недосконалість. На жаль, вони не враховують багатьох явищ та чинників імовірнісної природи, які притаманні процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Зокрема, не враховується те, що витрати пального, як основної складової собівартості процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, значною мірою зумовлюються специфічними виробничими умовами.

Висновки до розділу

1. Дослідження сучасного стану організації транспортного процесу доставки зернових культур дозволило виявити ряд тенденцій та проблем в аграрному секторі, а також сформулювати напрями підвищення ефективності процесу доставки зернових культур.

Специфікою зернової галузі України є: зростання врожайності зернових культур, використання більш ефективної збиральної техніки та будівництво нових елеваторів, що сприяє підвищенню частоти залучення автомобільного транспорту у процес доставки на етапі «сільськогосподарське підприємство – елеватор».

З метою забезпечення ефективності транспортного процесу доставки зернових культур потрібно розробляти рішення з погляду концепції «Сільське господарство 4.0», яка передбачає:

- раціональний підхід до формування транспортно-технологічних схем доставки зернових культур;

- моніторинг енергоефективності транспортного процесу, тривалості включення у процес людських ресурсів;

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

- зниження негативного впливу на довкілля через мінімізацію не тільки витрат на транспортування, а й викидів CO₂;

- зменшення втрат зернових культур через раціональне використання збирально-транспортного комплексу;

- впровадження обчислювального інтелекту у процес планування доставки зернових культур.

2. Проведений аналіз літературних джерел, у яких застосовано машинне навчання, дозволив визначити методи, які найчастіше використовуються у моделюванні процесів вантажних перевезень. Виявлено переваги та недоліки кожного із цих методів, а також встановлено спільні напрями використання у логістичних системах. На основі сформованих напрямів застосування алгоритмічних моделей машинного навчання можна стверджувати, що вибір оптимальної моделі передбачає порівняльний аналіз результатів роботи декількох моделей.

3. У процесі дослідження встановлено, що найбільш поширеними та точними є методи машинного навчання, які реалізовано у відповідних моделях, а саме: моделі GLM узагальненої лінійної регресії, моделі NN штучної нейронної мережі, моделі DT дерева рішень та моделі RF випадкового лісу.

4. Аналіз існуючих в практиці методів та моделей вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки вантажів дозволив встановити, що існуючі моделі не враховують багатьох явищ та чинників імовірнісної природи, які притаманні процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Зокрема, не враховується те, що витрати пального, як основної складової собівартості процесу доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, значною мірою зумовлюються особливостями конкретних замовлень.

5. У результаті вивчення теоретичних основ підвищення ефективності транспортного процесу доставки зернових культур виявлено, що

в наукових працях недостатньо приділено уваги питанню формування нових методів вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень.

6. Встановлено, що для удосконалення організації транспортного процесу доставки зернових культур необхідно розробити новий метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Даний метод включатиме модель машинного навчання для прогнозування витрат палива, щоб забезпечити найбільш ефективний підбір ТЗ за критерієм мінімальної собівартості для виконання наявних замовлень.

2 ПЛАНУВАННЯ ПРОЦЕСУ ПЕРЕВЕЗЕННЯ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

2.1 Дослідження особливостей процесу доставки зернових культур до елеватора

Процес доставки зернових культур, як і будь-якого іншого виду вантажу, являє собою комплекс послуг з переміщення вантажу від виробника до споживача та включає виконання послуг, що забезпечують відправлення, перевезення і отримання вантажу, зокрема можливе оформлення товаросупровідних, перевізних та інших документів. При цьому сам процес транспортування, до якого належать операції навантаження, безпосереднього переміщення та вивантаження вантажу [77], має ряд особливостей. Зокрема, замовлення із доставки зернових культур до елеватора виконуються лише за маятниковими маршрутами від одного сільськогосподарського підприємства незалежно від обсягу вантажу. Під час виконання транспортування даного вантажу неможливо обслуговувати декількох вантажовласників за одним маршрутом. Це зумовлено недопустимістю змішування зернових культур, які мають свою якість, рівень вологості та вид. При цьому маршрути обираються за мінімальною відстанню та є однаковими незалежно від виду та вантажності транспортних засобів. Транспортування зернових культур у сезон збору виконується лише за погожих проміжків часу з метою забезпечення необхідного рівня вологості.

Для автотранспортного підприємства, що здійснює доставку зернових культур типовий процес виконання замовлень має наступний вигляд (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Алгоритм реалізації процесу доставки зернових культур до елеватора

Основним видом транспорту у сільськогосподарському підприємстві є автомобільний, його частка становить до 80% обсягу перевезень усіх сільськогосподарських вантажів [78]. Також при транспортуванні

сільськогосподарської продукції існує перевага автомобільного транспорту в порівнянні із тракторним. Це зумовлено можливістю більш ефективного його використання в умовах великомасштабного сільськогосподарського виробництва. При порівнянні прямих експлуатаційних витрат на перевезення сільськогосподарських вантажів автомобільним та тракторним транспортом виявлено, що більш економічно вигідним є автомобільний транспорт. Це зумовлено як і нижчою вартістю автомобіля на одиницю вантажопідйомності у порівнянні з вартістю трактора із причіпом, так і більш високою заробітною платою водія автомобіля, ніж у тракториста. Проте витрати праці автомобільного та тракторного транспорту на польових дорогах у гарному стані є однаковими при відстані перевезення 2–3 км, а в період бездоріжжя – 8 км [79; 80].

У дослідженні [81] зазначено, що ефективне обслуговування сільськогосподарського виробництва автомобільним транспортом, досягається врахуванням специфіки перевезень у цій галузі.

Через специфіку вантажу досить поширеною проблемою автотранспортного підприємства, що здійснює транспортування зернових, є місце завантаження. Оскільки більшість навантажувальних робіт відбувається на сільськогосподарських підприємствах, то проблема полягає у відсутності технічної та інфраструктурної бази. У великих сільських господарствах є навантажувачі та силоси, з яких можна завантажувати зерно безпосередньо у кузов транспортного засобу, а в менших господарствах таких засобів немає. Результатом цієї проблеми є неможливість точно спланувати час руху автомобіля до місця призначення, що призводить до збільшення робочого часу.

Перевезення зернових також характеризується тим, що вантаж може змінювати свою вагу при транспортуванні. Так, явище зміни ваги вантажів, що перевозяться, можливе при довготривалому транспортуванні. Вантажі, такі як зерно, можуть втратити вагу в результаті атмосферних умов (наприклад, високої температури або низької вологості). Результати досліджень [37]

показують, що найбільший вплив на прибуток автотранспортної компанії, яка здійснює доставку зернових культур, мають транспортний засіб (витрата палива окремими транспортними засобами), водій (стиль водіння) та період (сезон — середня температура, погодні умови). З іншої боку, такі фактори, як робочий час, пройдена відстань або середня швидкість, також мають значний вплив та дозволяють раціонально планувати транспортний процес.

Наступною особливістю перевезень зернових культур також є те, що дороги до місць завантаження часто можуть бути без твердого покриття, проходити через населені пункти, де існують обмеження на максимальне осьове навантаження, габарити, тощо. У збирально-транспортних операціях ТЗ доводиться рухатись по полю транспортуючи сільськогосподарську продукцію від збиральної техніки до місць складування [82]. Робота рухомого складу при перевезення зернових культур від зернотоку до елеватора характеризується великими відстанями транспортування, яке може досягати 100-150 км, та відносно хорошими дорожніми умовами [81; 83].

Якість зернових культур дуже важлива в транспортному процесі. Незважаючи на те, що перевізник не несе відповідальності за якість зерна, він все одно обтяжений усіма пов'язаними з цим негативними наслідками. Процес контролінгу заснований на заборі зерна для лабораторного аналізу при прибутті завантаженого транспортного засобу на елеватор. У разі виявлення невідповідності якості товару в місці вивантаження першою ланкою перевіряється перевізник. Тоді ставиться під сумнів чистота вантажного простору, яку вантажовласник повинен перевірити перед завантаженням. У випадку перевірки чистоти поверхні завантаження під час завантаження вантажу транспортна компанія звільняється від відповідальності за якість товару. Неможливість вивантажити товар через неякісність у місці, зазначеному в замовленні, спричиняє низку негативних наслідків. Визначення нового місця продажу та нової ціни товару між клієнтом (елеватором) та власником товару (сільським господарством) часто займає декілька годин. Нове місце розвантаження також може знаходитися на далекій відстані від

початкового. Крім того при транспортуванні зернових культур не належної якості можливі випадки, коли вантаж повертається вантажовідправнику. Така операція призводить до негативних наслідків, а саме: неможливість прийняти наступне замовлення; робочий час та час водіння водія взагалі не використовується через простой, спричинені очікуванням подальших кроків; приховані витрати втрачених можливостей, які, незважаючи на компенсацію за простой та перенаправлення, все одно переважають дохід від усієї транспортної операції.

Діяльність з розвантаження, зокрема тривалість і час розвантаження, найважче визначити компаніям-виробникам (одержувачам вантажу), зокрема щодо зернових культур. Останнім часом все частіше виникає необхідність заздалегідь бронювати так зване часове вікно, що дозволяє в'їзд на територію елеватора та розвантаження. На практиці впровадження такого типу рішень потребує передусім зміни внутрішньої організації компаній. Він передбачає стандартизацію праці та обов'язків працівників. Однак при транспортуванні зернових культур важко вибрати систему, яка виключає або скорочує час простою розвантаження до мінімуму.

Недоліком використання так званих часових вікон є безпорядність експедитора в ситуаціях, які неможливо передбачити, таких як затори, аварії, несправності транспортних засобів і незаплановані зупинки під час завантаження. Проте у процесі планування та організації перевезень це дуже корисний інструмент для транспортних підприємств, який оптимізує процеси розвантаження, головним чином час, а також планування та виконання наступних замовлень [37].

Окрім того, перевезення сільськогосподарської продукції можна охарактеризувати сезонністю, нерівномірністю та обмеженістю в часі. Особливе зростання інтенсивності перевезень вантажу можна спостерігати при виконанні сівби та збору врожаю [84]. Як зазначають науковці [85], складова погодних умов має суттєвий вплив як на склад збирально-транспортного комплексу, так і на його перебіг, тобто швидкість протікання

процесів, змінність його складових, наприклад, чи достатньо буде транспортних засобів, якими володіє підприємство для виконання збирально-транспортних робіт, яку їх кількість необхідно буде залучити.

На процес доставки зернових культур також впливають основні нормоутворюючі фактори вантажоперевезень до яких належать: вид транспортного засобу та його вантажопідйомність; швидкість руху; відстань перевезень; спосіб, технологія й організація навантаження та розвантаження [86].

Витрати на транспортування та навантажувально-розвантажувальні роботи становлять близько 35-40 % загальних витратах у виробництві сільськогосподарської продукції. Підвищення ефективності цих робіт є одним з основних напрямів зниження собівартості сільськогосподарської продукції та зростання рентабельності підприємств агропромислового комплексу [17].

Більшість дослідників дійшли висновку [17; 41; 66; 79; 81;], що витрати палива транспортними засобами є основною складовою собівартості виконання перевезення, а їх частка у процесі транспортування сільськогосподарської продукції складає близько 40 % [81]. Дослідники також зазначають, що ефективність використання вантажного автомобільного транспорту у сільському господарстві найбільш суттєво залежить від вантажопідйомності автомобілів та їх витрат пального [66; 81].

Отже, доцільно вважати, що основним напрямом удосконалення транспортного процесу доставки зернових культур є зниження витрат пального транспортними засобами, що здійснюють перевезення.

Дослідження факторів [41], що безпосередньо впливають на основну складову витрат транспортного процесу — витрату палива дозволило виокремити чотири основні групи: фактори, пов'язані з автомобілем, фактори, пов'язані з навколишнім середовищем, фактори, пов'язані з водінням, та фактори, пов'язані з дорожніми умовами. Фактори, пов'язані з транспортним засобом, включають три види: технічний стан двигуна, технічний стан системи приводу та технічний стан системи трансмісії. Фактори, пов'язані з

навколишнім середовищем, можна розділити на чотири основні аспекти: середня температура, вологість, вітер та інші погодні умови. Відмінності в продуктивності водіїв щодо споживання палива відображаються як у довгостроковій, так і в короткостроковій перспективі. Довгострокова ефективність буде чітко розділена на довгострокові стилі водіння, довгострокові звички водіння та кваліфікацію водія. Навпаки, короткострокова продуктивність включає стиль водіння, на який впливають погода та період [41]. Фактори, пов'язані з дорожніми умовами, включають особливості стану поверхні проїзної частини та геометрію дороги, такі як кривизна та нахил дороги [87].

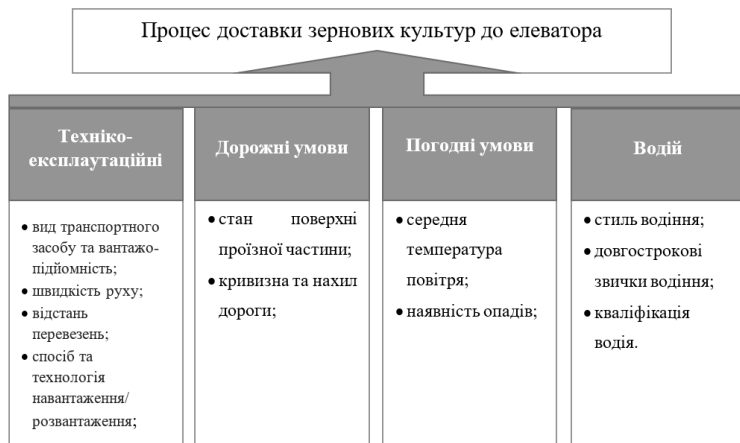


Рисунок 2.2 – Фактори, що впливають на процес доставки зернових культур до елеватора

Зважаючи на особливості доставки зернових культур та підходи до формування факторів впливу на транспортний процес було виокремлено та згруповано фактори, що впливають на ефективність процесу доставки зернових культур до елеватора (рис. 2.2). Розуміння особливостей та важливості впливу конкретних факторів на транспортний процес доставки зернових культур, в свою чергу, дозволяє ефективніше здійснювати його моделювання.

2.2 Формування попиту та особливості моделювання процесу доставки зернових культур

Попит на зерно та пов'язану з ним діяльність формує попит на його транспортування. Оцінити попит на перевезення сільськогосподарської продукції необхідно для аналізу транспортної політики та прийняття рішень щодо планування стратегічної діяльності перевізників. Загальне поняття попиту на перевезення вантажів відображає кількість потреб у перевезеннях та додаткових транспортних послугах відповідно до ціни та обсягу. Кількісна оцінка на будь-який вид транспортних послуг розраховується після визначення меж транспортного ринку, на якому здійснюється або планується транспортна діяльність [88].

Попит на транспортні послуги можна визначити за такими методами:

- прямий розрахунок – визначається для кожного виду послуг. Розраховується множенням фактичного обсягу виробництва транспортних послуг на коефіцієнт росту ринку і на коефіцієнт повторності перевезень періоду, що передує розрахунку. Коефіцієнт росту визначається за даними експертів або власними дослідженнями;

- експертний – розраховується як середня оцінка по групі експертів і представляється як імовірнісна характеристика;

- експериментальний – визначається вимірюванням фактичного обсягу попиту за допомогою опитувань різних груп і суб'єктів ринку (клієнтів, посередників);

- математичний – найбільш точний, трудомісткий та структуризуючий. Передбачає аналіз ряду статистичних даних, даних обліку державних довідників.

Особливостями попиту автотранспортної діяльності є:

- нерівномірність попиту у часі і просторі за рахунок сезонності перевезень, структури вантажопотоків, структури споживання, якості і рівня споживачів, рівня технологічного розвитку;

- вторинність виникнення транспортного попиту, що задовольняється за допомогою транспорту.

Серед вітчизняних науковців, які досліджували оцінку попиту на транспортування, варто виокремити В.С. Наумова [89], А.В. Іванченка [90], Я.В. Літвінову [91]. Результати їхніх досліджень визначили, що попит на транспортне обслуговування – це потреба клієнта в послугах, підкріплена купівельною спроможністю й представлена на ринку для її задоволення. Елементарною одиницею, що формує попит, є заявка. Заявка на обслуговування є підставою й причиною взаємодії між елементами логістичної системи доставки вантажів – експедитором, перевізником, вантажним терміналом і вантажовласником. Сукупність потенційних і реальних заявок на послуги підприємства утворюють попит на його послуги, відповідно, сукупність заявок на послуги всіх підприємств регіону являє собою попит на транспортні послуги в регіоні. Кожна заявка може бути кількісно оцінена набором показників, найбільш важливими з яких є обсяг партії вантажу, відстань доставки й інтервал надходження заявки. Оскільки сукупність послідовних заявок на послуги транспортних підприємств характеризує попит, то завдання оцінки попиту на транспортне обслуговування перетворюється в завдання визначення параметрів потоку [94].

Імітаційна модель транспортного процесу перевезення сільськогосподарських продуктів, розроблена Сидорчуком О. В., Боярчуком В. М., Кригульом Р. Є. [92], базується на дослідженні заявок. У моделі транспортного процесу використані такі показники як: кількість заявок, що надходять з окремого населеного пункту; обсяги надходження вантажу в

окремо взятій заявці; інтенсивність надходження заявок по днях впродовж сезону заготівлі. Моделювання здійснюється за такими етапами:

- 1) обґрунтування обсягу дії приймального пункту;
- 2) визначення показників ефективності функціонування системи для різних конфігурацій парку автомобілів;
- 3) на підставі мінімальних питомих зведених витрат функціонування— обґрунтовують оптимальний варіант.

Дослідження попиту на перевезення зернових культур на етапі «зерновий елеватор-морський термінал» представлене у працях вітчизняних науковців Шпраменко Н.Ю., Музильова Д.О. та Карнауха М.В. [93]. Запропонована нечітка модель управління планування перевезень дозволяє на основі наближених розрахунків врахувати невизначеність вхідної (що надходить) інформації, представленої у вигляді нечітко визначених параметрів, обмежень і критеріїв, які виводяться з детального аналізу технології оперативного планування перевезеннями. Модель має два вхідних параметри:

- 1) очікувані темпи зміни попиту на перевезення сільськогосподарського вантажу в плановий період, τ (ΔSD);
- 2) оптимальний рівень завантаження рухомого складу;

Вихідною змінною є дискретний показник рівні якого відповідають управлінським рішенням, спрямованим на формування раціональної структури парку автомобілів на оперативний період планування.

Для аналізу попиту застосовують показник швидкості зміни попиту, який визначається, як очікувані темпи зміни даного показника на перевезення зерна в інтервалі між прибуттям двох кораблів, тобто на період планування [67]:

$$\Delta SD = \frac{D_{after}^{sh2} - D_{before}^{sh1}}{t_{sh1}^{sh2}}, \quad (2.1)$$

де D_{before}^{sh1} – фактичне значення попиту вантажопідйомність автомобілів перед прибуттям першого судна в порт, тобто на початок планування, τ ;

D_{after}^{sh2} – прогнозне значення попиту на перевезення зерна перед прибуттям другого корабля в порт, яке визначається на підставі завантаженості терміналу зерном і тоннажності самого судна, т. Враховує тенденцію зміни попиту на перевезення;

I_{sh1}^{sh2} – інтервал між заходом в порт попередніх і наступних кораблів, днів.

Даний показник характеризує часовий горизонт планування перевізного процесу.

Від’ємне значення показника швидкості зміни попиту свідчить про зниження обсягів перевезень, що призведе до зменшення кількості автомобілів або ж вантажопідйомності, а можливо двох показників одночасно.

Позитивне значення швидкості зміни попиту свідчить про збільшення перевезення зерна, що говорить про необхідність збільшення провізних можливостей парку автомобілів.

З огляду наукових джерел, які стосуються дослідження попиту на перевезення, встановлено, що визначення попиту на транспортування зернових культур варто здійснювати на підставі даних із заявок, які надходять на транспортне підприємство. Також доцільно розраховувати показники функціонування парку транспортних засобів та встановлювати критерій ефективності, що дозволить приймати управлінські рішення.

На сьогодні, для забезпечення ефективної зернової логістики, на нашу думку, варто розглянути формування попиту на вантажні перевезення зернових, яке виникає від початку ланцюга постачання, а саме фермерського господарства (сільськогосподарського підприємства).

На Рисунку 2.3 представлена схема формування попиту на перевезення зернових культур від місця їх вирощування до елеватора, де відбувається подальша переробка та розповсюдження. Суцільними стрілками зображено рух зернового потоку, пунктирною стрілкою – попит на вантажні перевезення зернових. Також на Рисунку 2.3 відображено основні функції кожного пункту у логістичному ланцюзі постачання зернових культур.

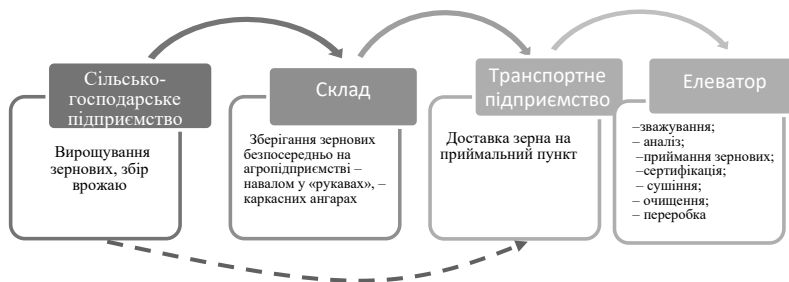


Рисунок 2.3 – Формування попиту на перевезення зернових культур

З точки зору сільськогосподарського підприємства попит на перевезення зернових культур у логістичному ланцюзі постачання зернових культур (рис. 2.3) виникає під впливом низки чинників, які виникають на кожному з його етапів доставки. Структурні зміни у зерновій галузі, такі як: зменшення кількості місць прийому урожаю, збільшення вантажопідйомності автомобілів, підвищення ефективності транспортно-збирального комплексу та нові форми зберігання зерна, впливають на вибір фермерським господарством сценарію логістичного ланцюга постачання, а, отже, на зернову логістику в цілому.

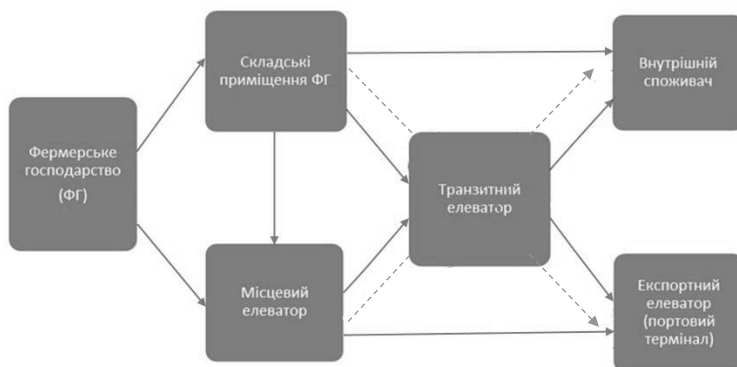


Рисунок 2.4 – Схема зернових потоків у логістичному ланцюзі постачання зернових культур [67;94]

На Рисунку 2.4 відображено можливі потоки зерна від сільськогосподарського підприємства, формуючи при цьому різні можливі сценарії логістичного ланцюга доставки зернових культур [94]. Найбільш поширеним сценарієм зернового потоку в Україні є експортування зернових культур : від сільськогосподарського підприємства (поля) до місця прийому в країні (елеватора), а потім — до портового елеватора. Для сільськогосподарського підприємства, яке продає зерно для домашнього споживача, зерно надходить із поля на внутрішнє зберігання, а згодом і до кінцевого споживача. Менш поширеним є напрямок, який передбачає переміщення врожаю безпосередньо з місця початкового зберігання (фермерського господарства) до зернового порту.

Якщо на території фермерського господарства доступне сховище, то зберігання зернової культури відбувається у власних приміщеннях. Коли це сховище заповнене, тоді решта зерна транспортується до сусіднього сховища в країні, на цьому етапі швидкість збору врожаю зазвичай сповільнюється через обмеження на відкриття місця прийому, транспортування та зростання вологості зерна.

На тривалість збору врожаю впливають такі чинники як: площа врожаю, врожайність, швидкість збору врожаю, вантажність вантажівки, швидкість вантажівки, швидкість навантаження-розвантаження, відстань до приймального пункту і години його роботи [95].

Моделювання транспортних процесів у ланцюгах постачання зернових культур дозволяє не тільки побудувати модель для аналізу, оптимізації структури маршрутів і вибору вантажопідйомності транспорту, а також спрогнозувати обсяг перевезень з оцінкою їх впливу на основні показники ефективності, зниження витрат часу і ресурсів на виконання логістичних операцій.

На сьогодні не існує чітких рекомендацій, що могли б забезпечити ефективне моделювання процесу транспортування у ланцюгах поставок зернових культур в Україні. Досвід зарубіжних дослідників [96] показує, що

моделювання процесу транспортування кукурудзи, сої та пшениці у ланцюгах поставок, варто проводити із врахуванням часу (кількість часу, який потрібен одиниці зерна для переміщення від виробничого вузла, тобто ферми, до експортного терміналу), витрат (призначена для обліку змінних витрат логістичного ланцюжка поставок на переміщення зерна між фермою та елеватором) та регламентів, що обмежують транспортні потоки.

Для моделювання транспортного процесу доставки зернових культур від сільськогосподарського підприємства до елеватора розглянемо процес доставки зерна як систему, що містить у собі множину допустимих альтернатив для прийняття раціонального рішення.

Система являє собою множину взаємозв'язаних елементів, відокремлену від середовища, що взаємодіє з ним, як єдине ціле [97]. Процес доставки зернових культур від сільського господарства до елеватора має усі притаманні системі ознаки, а саме:

- являє собою цілісний комплекс взаємозв'язаних елементів;
- утворює єдність із середовищем;
- є елементом «надсистеми»;
- елементи процесу можуть бути системами нижчого порядку [98].

Модель типу «чорний ящик» представляє концептуальну модель для моделювання процесів системи та відображає їх взаємодію із середовищем наступним чином:

1) вплив процесів системи на зовнішнє середовище через результати її функціонування, тобто вихід системи;

2) вплив зовнішнього середовища на систему через множину контрольованих і неконтрольованих факторів, які сприяють або перешкоджають нормальному функціонуванню системи (входи системи) [99].

Зважаючи на специфіку транспортного процесу доставки зернових культур та наявну інформацію у заявках, що отримує перевізник, вхідними змінними моделі можуть бути: обсяг вантажу, відстань доставки, вид зернової

культури та її спосіб завантаження, а також вантажність доступних транспортних засобів.

Модель «чорного ящика» також повинна містити явний критерій ефективності, який дозволить визначити, наскільки рішення близько до цілі («виходи») [100]. У випадку моделювання транспортного процесу доставки зернових культур від сільського господарства до елеватора таким критерієм є мінімальні транспортні витрати.

Незважаючи на простоту концептуальної моделі «чорного ящика», вона дозволяє на початку процесу моделювання визначити, які змінні варто включити в модель, а які виключити, а також встановити основні фактори, що впливають на досліджувану результуючу змінну.



Рисунок 2.5 – Модель «чорний ящик» транспортного процесу доставки зернових культур до елеватора

На основі проведеного дослідження сформовано концептуальну модель транспортного процесу доставки зернових культур до елеватора (рис. 2.5) із вхідними та вихідними змінними, яка дозволяє врахувати особливості даного процесу для подальшого моделювання.

2.3 Інтелектуальний підхід до прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур на основі машинного навчання

Перед дослідниками постійно існує проблема підвищення точності моделювання транспортних процесів з метою зменшення транспортних витрат, підвищення ефективності доставки вантажів, зниження ризиків, пошуку ключових факторів ефективності. Поряд з цим використання обчислювального інтелекту може стати дієвим інструментом для покращення ефективності таких моделей [83; 101].

Процес транспортування сільськогосподарських вантажів має свої особливості для автотранспортного підприємства, а саме застосування спеціалізованого транспорту (наприклад, зерновозів) та необхідність враховувати властивості вантажу такі як сипучість, вологість, дихання, самонагрівання (зерно, кукурудза, борошно та інші). Крім того перевізнику варто враховувати вплив на транспортний процес людського фактора та погодних умов. Фермерські господарства для транспортування своєї продукції, як правило, обирають перевізника орієнтуючись на вартість послуг. Саме тому перед підприємством постає завдання планування транспортного процесу з метою раціоналізації витрат та формування ринкової ціни на свої послуги.

Доцільність застосування моделей машинного навчання, як складової штучного інтелекту, для моделювання транспортних процесів доведено світовими та вітчизняними науковцями [33 – 38; 42 – 44; 102; 103]. При цьому моделювання за допомогою алгоритмічних моделей машинного навчання має як свої переваги, так і недоліки [49] та передбачає використання обчислювального інтелекту. В основному моделі машинного навчання вирішують завдання прогнозування, класифікації та кластеризації, що може застосовуватись для вантажних перевезень. Інтелектуальний підхід у алгоритмічних моделях машинного навчання має загальний патерн застосування, який реалізується у декілька етапів. На основі цих та інших

досліджень спроектуємо власну алгоритмічну модель машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 2.6).

Етап 1. Передбачає формування набору факторів, що впливають на вихідний показник. Для транспортного процесу перевезення сільськогосподарських вантажів варто розглянути наступні: відстань доставки, вид вантажу, тривалість доставки, вантажність транспортного засобу, коефіцієнт змінності, коефіцієнт використання вантажності, коефіцієнт використання пробігу, середня швидкість, погодні умови, витрата палива, тощо.

Етап 2. Після виокремлення найбільш значущих факторів, наступним кроком є збір та впорядкування даних моделі машинного навчання. Тут варто враховувати особливості обліку автотранспортного підприємства, оскільки не кожне підприємство може надати великий масив даних стосовно виконаних транспортних послуг.

Етап 3. Із зібраної інформації за декілька періодів формується вибірка. Видаляються нетипові екземпляри даних (поїздки) з вибірки, щоб зменшити зашумлення даних. Проводиться нормалізація даних для кількісних змінних та якісних змінних. Нормалізацію вибірок даних необхідно здійснювати, щоб усунути різницю цих змінних між собою за абсолютними величинами. Нормалізація даних приводить всі задіяні числові значення змінних до однакового діапазону їх зміни, завдяки цьому з'являється можливість використовувати змінні разом в одній моделі машинного навчання [102]. Здійснити розподіл вибірки на початкову та контрольну.

Етап 4. Вибір моделей машинного навчання та подальше їх застосування безпосередньо до відібраних даних поділяється на три етапи:

4.1. Проектування: на цьому етапі вибирається алгоритми навчання, та визначається структура моделі.

4.2. Навчання: етап передбачає встановлення моделлю взаємозв'язків у

вхідних навчальних даних. Навчальна вибірка попередньо поділяється для два набори даних: безпосередньо для навчання (80%) та для перевірки якості навчання (20%). Досить поширеною проблемою моделей машинного навчання є їх схильність до перенавчання, тому на цьому етапі також доцільно застосовувати різні методики для його усунення. Під час перенавчання модель детально описує навчальний набір даних, проте не працює з даними, що не увійшли до цієї вибірки [39].

4.3 Узагальнення: після досягнення умови виходу з навчання, розпочинається процес перевірки якості навчання. Після тривалих експериментів, вибирається така структура за якої показник якості навчання є найвищим.

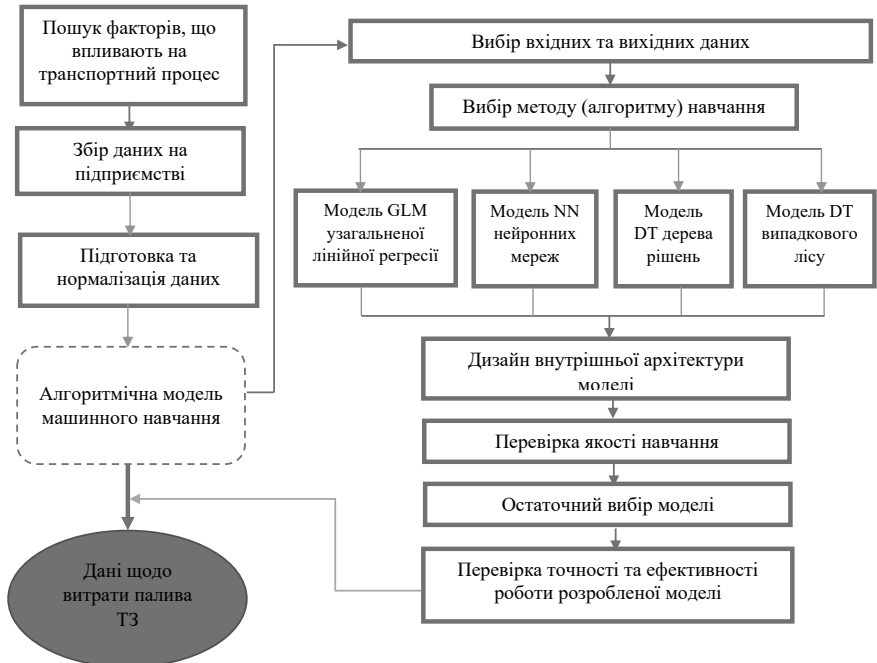


Рисунок 2.6 – Схема моделі машинного навчання для одержання даних щодо витрат пального транспортними засобами (ТЗ) під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Етап 5. Перевірка роботи алгоритмічної моделі машинного навчання на контрольних даних.

Етап 6. Проведення аналізу вихідного показника (витрат палива транспортним засобом) до вхідних даних, виявлення найбільш важливих факторів та прийняття рішень на основі отриманих результатів.

Отже, запропонована модель машинного навчання для оперативного планування транспортного процесу перевезення сільськогосподарських вантажів дозволить визначити найбільш важливі фактори впливу на витрату палива транспортним засобом [49]. Розроблена модель потребує подальшої практичної реалізації та може бути використана як основа для формування системи прийняття рішень для оперативного планування діяльності транспортного підприємства.

2.4 Обґрунтування даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур на основі машинного навчання

Відомо, що для розв'язання багатьох задач у транспортній галузі розробляють та використовують інтелектуальні інформаційні системи та програмні комплекси [103 – 107]. При цьому інтелектуальні інформаційні системи у транспортних системах є одним із різновидів автоматизованих інформаційних систем підтримки прийняття рішень, які базуються на різного роду знаннях із галузі транспортних технологій. Зокрема, автотранспортні підприємства використовують інтелектуальні інформаційні системи підтримки прийняття рішень, які є їх користувачами, отримують фахові рекомендації щодо підтримки прийняття рішень під час вирішення задач у своїй діяльності.

У теперішній час автотранспортні підприємства надають свої послуги, враховуючи ринкові умови, які характеризуються дефіцитом пального та його

високою вартістю на ринку. Витрати пального у наданні транспортних послуг під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора є основним ресурсом, який формує вартість надання зазначених транспортних послуг. Отже, на сьогодні досить актуальною є задача прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Її вирішення потребує використання сучасних підходів із врахуванням чинників та можливостей окремих автотранспортних підприємств.

Автотранспортні підприємства, які надають транспортні послуги із доставки вантажів, в тому числі і доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, мають власні бази даних стосовно їх діяльності за попередні роки [108]. Інтелектуальний аналіз цих даних є одним із основних джерел отримання інформації щодо особливостей надання транспортних послуг та умов використання транспортних засобів. З метою отримання такої інформації слід відшукати складні закономірності та виявити взаємозв'язки між окремими атрибутами даних.

Для інтелектуального аналізу даних стосовно використання транспортних засобів під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора та отримання із них інформації нами використано базу даних підприємства, що забезпечує вантажні перевезення, за 2022-2024 роки. Саме це підприємство має власний автопарк на надає послуги доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеваторів.

На підставі проведення розвідувального аналізу даних виконано детальний їх опис на підставі врахування атрибутів, які характеризують використання транспортних засобів під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Це дало можливість встановити, що для вирішення задачі прогнозування витрат пального (FFC_r) (Forecasting fuel consumption) r -ми транспортними засобами під час доставки

зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, потрібно використовувати дані *BD* із атрибутами:

1) `vehicle_brand` – марка транспортного засобу (DAF 85.300, DAF 95.380, DAF CF85, DAF CF85.410, DAF CF85.430, DAF FT CF 85.410, DAF FT XF 105, DAF FT XF 105.410, DAF FT XF 105.460, DAF FT95.430, DAF XF 105.460, DAF XF95.480, Freightliner FLC-120, Mercedes-Benz Atego818, КАМАЗ 45143-012-15, МАЗ 543205-020);

2) `type_cargo` – вид вантажу (жито, зерно, зернопродукти, зерносуміш, кукурудза, овес, просо, пшениця, кукурудза, ріпак, ріпак/пшениця, соя, соя в багажах, ячмінь);

3) `distance` – загальна відстань доставки, км;

4) `fuel_consumption` – питомі витрати палива, л/100км;

5) `cargo_circulation` – вантажообіг, т.км;

6) `cargo_volume` – обсяг вантажу, т;

7) `time` – час на маршруті, хв.

Отримані дані стосовно використання транспортних засобів під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора збережено у таблицю, фрагмент якої подано у додатку А.

Для підготовки даних з метою виконання прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, а також їх відповідного представлення використовували інтерактивні електронні таблиці Mito [109]. Mito є однією із бібліотек мови програмування Python [110]. Окрім того, для проведення досліджень використовували середовище Jupyter Notebook [111] (рис. 2.7).

На підставі проведеного розвідувального аналізу даних встановлено, що деякі із них мають нечислові значення, аномальні та відсутні значення. Усі аномальні та відсутні значення даних у подальшому не враховували і їх було виключено із загальної вибірки.

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км	Витрата ДЛ, л/100км
0	DAF_XS_300	4.00	Кукурудза	7.37	29.46	54.38
1	DAF_XF95	10.00	Кукурудза	129.47	1,264.70	196.89
2	DAF_FT_XF_85_410	38.00	Кукурудза	11.90	418.00	49.44
3	DAF_FT_XF_85_410	23.00	Соя	14.00	322.00	63.52
4	DAF_XF95_430	10.00	Пшениця	115.97	1,159.70	190.41
5	DAF_XF95_480	3.00	Соя	75.00	225.00	138.88
6	DAF_XF95_480	2.00	Соя	88.88	177.76	156.19
7	DAF_XF95_480	1.00	Соя	25.00	25.00	76.29
8	DAF_XS_300	57.00	Соя	17.55	1,000.35	69.47
9	DAF_XS_300	38.00	Соя	6.59	250.42	34.83
10	DAF_FT_XF_85_410	38.00	Пшениця	23.77	979.26	78.90
11	DAF_FT_XF_85_410	100.00	Пшениця	22.78	2,278.00	77.92
12	DAF_FT_XF_85_410	84.00	Пшениця	21.71	1,870.44	76.47

Рисунок 2.7 – Вікно із інтерактивною електронною таблицею Mito підготовки даних для виконання прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

На підставі характеристик даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора варто зазначити, що використовується їх три типи – номінальні (марка транспортного засобу, вид вантажу), цілочисельні (загальна відстань доставки) та дійсні (фактичні витрати палива, питомі витрати палива, вантажообіг та обсяг вантажу) (табл. 2.1). Встановлено, що за марками та моделями транспортних засобів найбільше використовувалися під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора автомобілі DAF FT XF 105 – 12218 замовлень, що становить 42,3% впродовж досліджуваного періоду, а найменше використовувалися автомобілі Mercedes-Benz Atego818 – 138 замовлень.

Таблиця 2.1– Характеристики даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Атрибути даних	Типи даних	Значення даних			
		мінімальне	максимальне	середнє	відхилення
vehicle_brand – марка транспортного засобу	Nominal	DAF 85 300 (138)	DAF FT XF 105 (12218)	–	див. табл. Б.1
type_cargo – вид вантажу	Nominal	Пшениця/навантажувач (1)	Пшениця (7316)	–	див. табл. Б.2
distance – загальна відстань доставки, км	Integer	1	1696	82	177,26
fuel_consumption – питомі витрати палива, літрів/100км	Real	15,03	59,96	44,98	7,22
cargo_circulation – вантажообіг, ткм	Real	5,5	85410,56	4052,29	5165,9
cargo_volume – обсяг вантажу, т	Real	0,55	100,0	24,91	15,39
time – час на маршруті, хв	Real	45,15	189,83	86,65	20,88

Характеристики виконаних замовлень окремими транспортними засобами під час доставки зернових культур подано у табл. Б.1 (див. додаток Б). Окремі замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора стосовно виду вантажу також характеризувались значною різницею. Зокрема, кількість замовлень на транспортування окремих зернових культур знаходиться в межах 1...12218 замовлень, найбільша кількість припадає на транспортування пшениці – 12218 од, а найменша пшениця із навантажувача – 1 замовлень. Водночас, питомі витрати палива під час виконання окремих транспортних послуг коливаються у межах 15,03...59,96 літрів/100км із середнім значенням 44,98. Вантажообіг під час виконання окремих транспортних послуг із доставки зернових культур коливаються у межах 5,5...85410,6 т.км із середнім значенням 4052,29 т.км, обсяг транспортованого вантажу відповідно коливаються у межах 0,55...100,0

тон із середнім значенням 24,91 тон. Тривалість виконання маршруту під час виконання окремих транспортних послуг коливаються у межах 45,15...189,83 хв із середнім значенням 86,65 хв.

Маючи сформовану базу даних із 28898 екземлярів, які характеризують виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, було виконано факторний аналіз та встановлено тенденції зміни. Зокрема, побудовано гістограму кількості замовлень (рис. 2.8) із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за видами вантажу (рис. 2.9). Встановлено, що більша частина усіх замовлень припадає на транспортування пшениці – 14940 замовлень (51,74%). Окрім того, ріпак транспортувався у 8610 замовленнях, що становить 29,79% від загальної їх кількості.

Усі інші види вантажів, які характеризують вибірку із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, становили менше 5%.

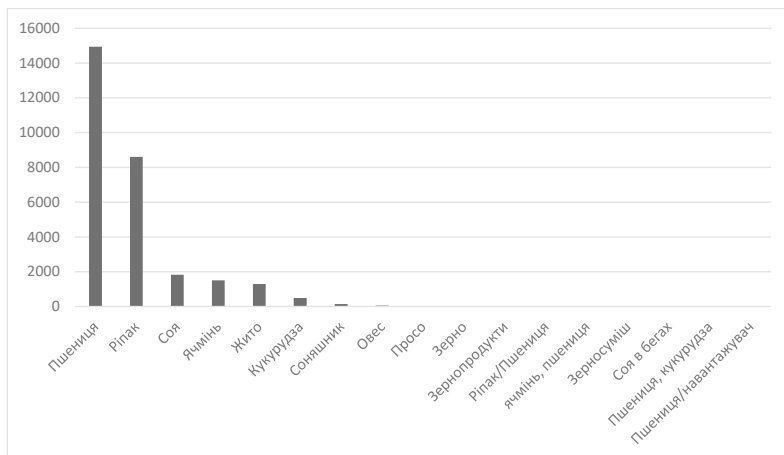


Рисунок 2.8 – Гістограма кількості замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за видами вантажу

Вантаж		X	
Unique Values		Ascending Value	
☒ Пшениця	14940	(53,34%)	
☒ Ріпак	8610	(30,40%)	
☒ Соя	1821	(6,54%)	
☒ Ячмінь	1501	(5,37%)	
☒ Жито	1297	(4,71%)	
☒ Кукурудза	488	(1,74%)	
☒ Соняшник	141	(0,50%)	
☒ Овес	58	(0,21%)	
☒ Просо	29	(0,01%)	
☒ Зерно	3	(0,01%)	
☒ Зернопродукти	2	(0,01%)	
☒ Ріпак/Пшениця	2	(0,01%)	
☒ ячмінь, пшениця	2	(0,01%)	
☒ Зерносуміш	1	(0,00%)	
☒ Соя в бегах	1	(0,00%)	
☒ Пшениця, кукурудза	1	(0,00%)	
☒ Пшениця/навантажувач	1	(0,00%)	
Filter/Sort		Values	
		Summary Stats	

Рисунок 2.9 – Характеристика замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за видами вантажу

На підставі аналізу отриманих даних нами було побудовано гістограму питомих витрат палива транспортними засобами на виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 2.10).

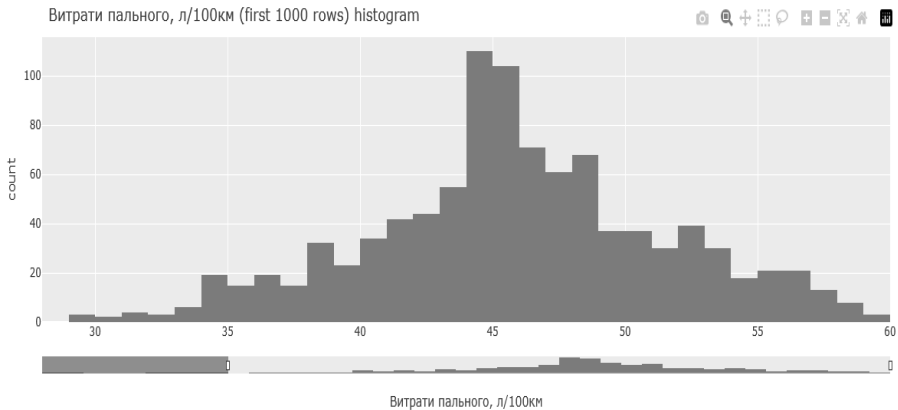


Рисунок 2.10 – Гістограма питомих витрат палива транспортними засобами на виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

На підставі отриманої гістограми можна сказати, що питомі витрати палива транспортними засобами на виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора змінюються у досить широкому діапазоні – від 15,0 літрів / 100 км до 60,0 літрів / 100 км. Хоча відповідно до технічних характеристик використовуваних транспортних засобів цей діапазон має становити – від 18,2 літрів / 100 км до 29,7 літрів / 100 км.

У переважній більшості під час виконання окремих замовлень із доставки зернових культур зазначений показник є значно вищим. Нами виконано порівняння показників нормованих та фактичних питомих витрат палива транспортними засобами під час виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (табл. 2.2).

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Таблиця 2.2 – Порівняльні показники нормованих та фактичних питомих витрат палива транспортними засобами під час виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

№ п/п	Марка та модель транспортного засобу (двигун)	Значення питомих витрат палива, літрів / 100 км		
		Нормовані	Фактичні	
			мінімальні	максимальні
1	2	3	4	5
1	DAF 85.300 (WS295M)	21,8	23,53	59,94
2	DAF 95.380 (279 kW)	21,4	23,25	59,19
3	DAF CF85 (316 kW)	20,0	24,81	59,98
4	DAF CF85.410 (301 KW)	21,0	27,4	60,0
5	DAF CF85.430 (316 kW)	20,0	18,4	59,9
6	DAF FT CF 85.410 (301 KW)	21,0	24,81	59,98
7	DAF FT XF 105 (340 kW)	22,4	15,11	38,3
8	DAF FT XF 105.410 FTXF (300 kW)	22,3	24,6	58,6
9	DAF FT XF 105.460 (340 kW, 12 АКПП)	20,6	18,19	43,54
10	DAF FT95.430 (W5315M)	24,7	27,13	59,6
11	DAF XF 105.460 FTXF (340 kW)	22,4	30,2	88,5
12	DAF XF95.480 (355 kW)	22,9	19,6	52,95
13	Freightliner FLC-120 (Detroit Diesel S60, 351 kW)	29,7	17,35	59,6
14	Mercedes-Benz Atego818 (175 kW)	18,2	15,0	27,8
15	КАМАЗ 45143-012-15 (КамАЗ 740.31 240, 176 kW)	26,0	23,1	60,0

Продовження таблиці 2.2

1	2	3	4	5
16	МАЗ 543205-020 (ЯМЗ-6581.10)	24,4	29,2	59,8
Діапазон зміни		18,2...29,7	15,0...30,2	27,8...60,0
Перевищує нормовані значення, разів		–	0,82...1.02	1,52...2,02

Отримані показники, що наведені у табл. 2.2 свідчать про те, що мінімальні фактичні питомі витрати палива транспортними засобами знаходяться у межах 15,0...30,2 літрів / 100 км, а максимальні питомі витрати палива транспортними засобами під час виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора знаходяться у межах 27,8...60,0 літрів / 100 км. Переважно мінімальні фактичні питомі витрати палива транспортними засобами є більшими за нормовані, а максимальні перевищують їх у 1,52...2,02 разів. Хоча є окремі замовлення, у яких фактичні мінімальні питомі витрати палива транспортними засобами (DAF CF85.430, DAF FT XF 105.460, DAF XF95.480, Mercedes-Benz Atego818, КАМАЗ 45143-012-15, Freightliner FLC-120) є меншими за нормовані.

Проведення додаткового аналізу даних, що описують замовлення із максимальною питомою витратою палива транспортними засобами, виявило, що основними причинами зростання питомої витрати пального у декілька разів є тривала робота транспортного засобу під час його навантаження за прямого комбайнування із поля та мінімальна відстань виконання замовлень (до 17 км).

Стосовно питомих витрат палива окремими марками та моделями транспортних засобів під час виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, то вони також є мінливими (рис. 2.11).

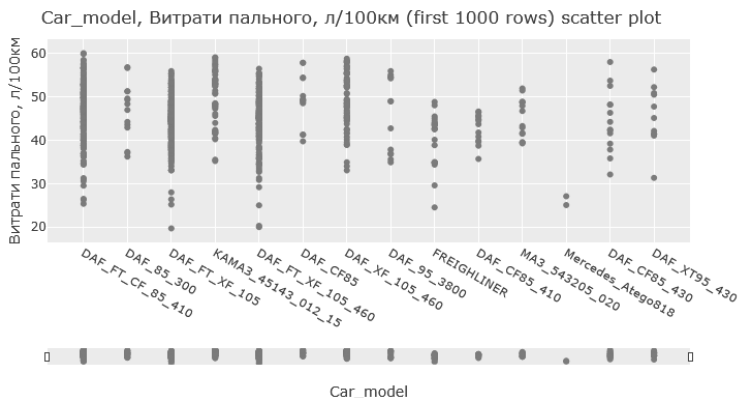


Рисунок 2.11 – Діапазон зміни питомих витрат палива окремими марками та моделями транспортних засобів на виконання окремих замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Встановлено, що спостерігається мінливий діапазон зміни питомих витрат палива за залучення до транспортних процесів різних марок та моделей транспортних засобів під час виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Зокрема, найменший діапазон зміни питомих витрат палива спостерігається за доставки зернових культур автомобілями Mercedes-Benz Atego818 і становить 6,2 літрів / 100 км або 36,25%. Водночас, за доставки зернових культур автомобілями DAF FT XF 105 460 спостерігається найбільший діапазон зміни питомих витрат палива і становить 36,42 літрів / 100 км.

Проаналізовано тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами під час доставки від сільськогосподарських підприємств до елеватора різних зернових культур (рис. 2.12).

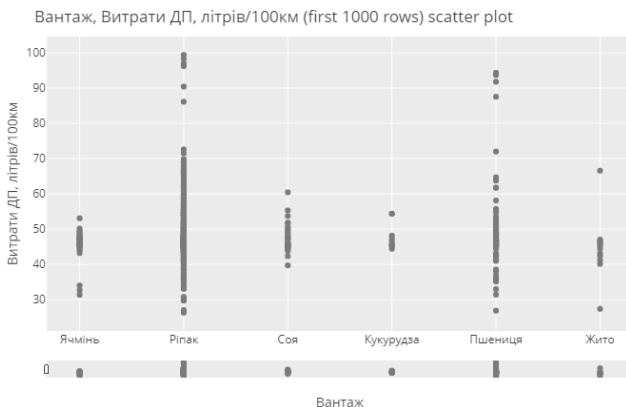


Рисунок 2.12 – Діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами під час доставки від сільськогосподарських підприємств до елеватора різних зернових культур

Встановлено, що найменший діапазон зміни питомих витрат палива спостерігається за доставки кукурудзи, а найбільший – за доставки ріпаку та пшениці. Це в основному пов'язано із технологіями збирання зазначених зернових культур. Зокрема, за доставки зазначених зернових культур із зернотоків сільськогосподарських підприємств до елеватора спостерігається найменша питома витрата палива. Водночас, коли транспортні засоби доставляють зернові культури за прямого комбайнування із полів, ці витрати значно зростають. Це пов'язано із виконанням неодноразових завантажень транспортних засобів у різних частинах полів та руху транспортних засобів на понижених передачах. У окремих випадках транспортні засоби до повного завантаження проводять цілі робочі зміни на полях із періодичними переїздами, що значною зумовлює зростання витрати палива. Водночас, значний вплив на витрати палива має стан доріг, які у польових умовах є у незадовільному стані.

Нами проаналізовано тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різної загальної відстані доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 2.13).

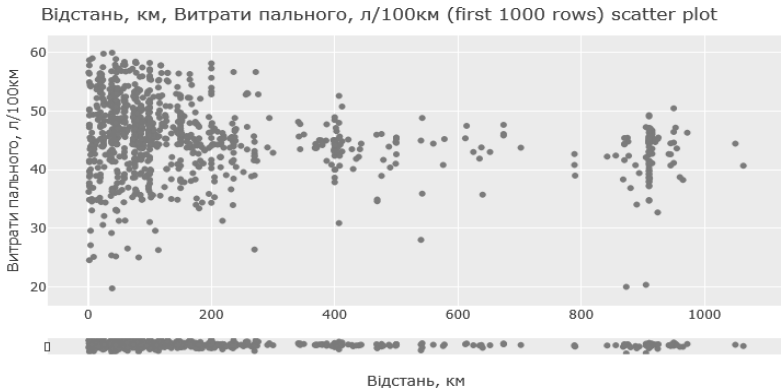


Рисунок 2.13 – Тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різної загальної відстані доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Встановлено, що найбільші питомі витрати палива транспортними засобами припадають на замовлення, які мають невеликі відстані доставки різних зернових культур від полів сільськогосподарських підприємств до елеватора. У основному усі транспортні замовлення виконуються до 160 км загальної відстані. За зростання відстані транспортування зернових культур зменшується діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами. Так, за загальної відстані 160 км і більше, діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами залишається незмінним, що свідчить про відсутність впливу відстані на витрату палива.

Аналогічні тенденції спостерігаються стосовно зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різного вантажообігу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 2.14).

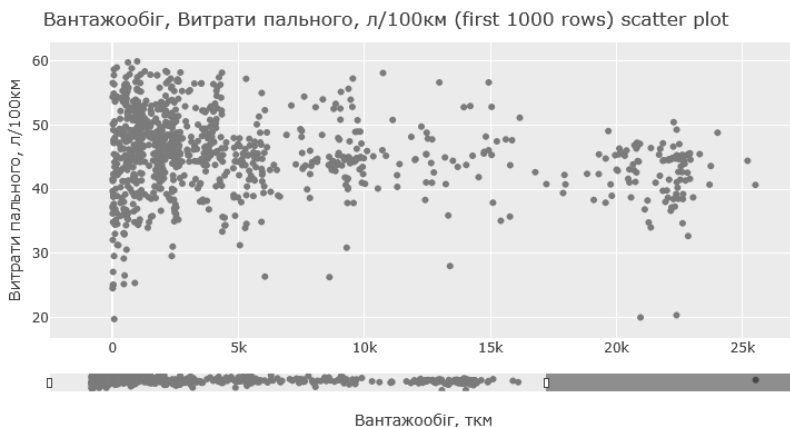


Рисунок 2.14 – Тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різного вантажообігу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Нами проаналізовано тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різного обсягу вантажу у окремих замовленнях доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 2.15).

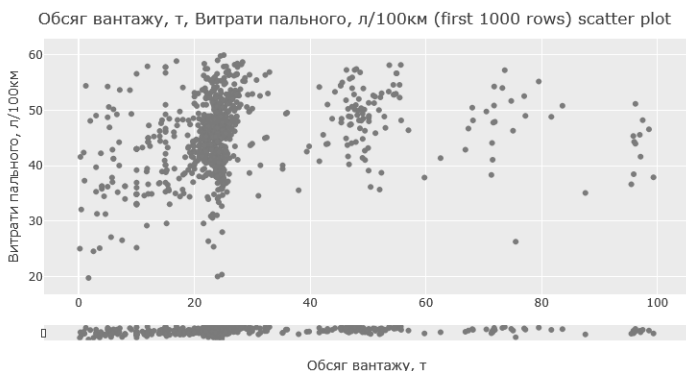


Рисунок 2.15 – Тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами за різного обсягу вантажу у окремих замовленнях доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Встановлено, що питомі витрати палива транспортними засобами можна розділити на три кластери, які зумовлено обсягами доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Перший кластер знаходиться за обсягу вантажу до 30 т і він характеризується тим, що потребує однієї поїздки, так як обсяг вантажу не перевищує вантажності транспортних засобів, а також він має діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами у межах 20...60 літрів / 100 км. Другий та третій кластер характеризуються тим, що обсяг вантажу перевищує вантажність транспортних засобів. При цьому на другий кластер припадає на обсяг вантажу від 30 до 60 т він має діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами у межах 40...60 літрів / 100 км. На третій кластер припадає на обсяг вантажу понад 60 т він має найменший діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами у межах 40...60 літрів / 100 км.

Встановлено, що питомі витрати пального транспортними засобами мають розподіл, який демонструє відносну стабільність у межах діапазону часу руху транспортного засобу. Основна концентрація виконання замовлень спостерігається у межах 70–90 хвилин, де питомі витрати пального коливаються в межах 35–55 л/100 км. За зростання тривалості транспортування зернових культур зменшується діапазон зміни питомих витрат палива транспортними засобами.

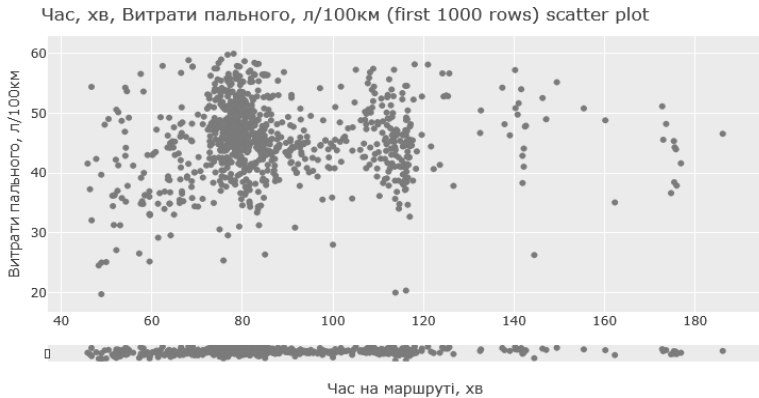


Рисунок 2.16 – Тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами у окремих замовленнях за різної тривалості доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Усе вище зазначене свідчить про те, питомі витрати палива під час виконання транспортних процесів доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора зумовлюються множиною специфічних чинників. Врахувати їх повною мірою із використанням аналітичних моделей неможливо, так як питомі витрати палива мають стохастичну природу та залежність від множини мінливих виробничих умов виконання транспортного процесу. Окрім того, кожне із замовлень на доставку зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора має свою специфіку.

Розв'язання науково-прикладної задачі прогнозування питомих витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора можливе на підставі створення узагальненої моделі із врахуванням виявлених чинників. Такі моделі належать до параметричних моделей та алгоритмічних моделей машинного навчання. На підставі параметричних моделей, аналогічно як із використанням моделей лінійної регресії, є можливість виконувати аналіз

впливу чинників на цільову змінну – питомі витрати палива транспортними засобами. Однак такі моделі не забезпечують врахування складної взаємодії між чинниками впливу на питомі витрати палива транспортними засобами. Водночас, алгоритмічні моделі машинного навчання забезпечують виявлення складних взаємозв'язків між підготовленими даними та дозволяють виконати прогнозування цільових змінних (питомих витрат палива транспортними засобами за різного обсягу вантажу у окремих замовленнях доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора) на підставі виконання тренування моделей на даних, які характеризують транспортні процеси за попередні періоди.

З метою підвищення ефективності моделювання, а також визначення впливу погодних умов було використано OpenWeather [112] набір даних, що характеризує погодні умови в конкретний момент в певному населеному пункті. Після видалення атрибутів, що не є придатними для використання у процесі моделювання було отримано наступний датасет (рис.2.17).

	temp	pressure	humidity	wind_speed	wind_deg	clouds_all	weather_id
	float	float	float	float	float	float	float
count	28,898.00	28,898.00	28,898.00	28,898.00	28,898.00	28,898.00	28,898.00
mean	14.88	1,017.26	63.62	2.98	151.82	63.43	754.72
std	10.06	8.38	17.49	1.78	125.44	34.74	108.41
min	-18.67	985.00	10.00	0.22	0.00	0.00	500.00
25%	6.04	1,011.00	50.00	1.79	0.00	33.00	800.00
50%	16.60	1,017.00	62.00	2.68	164.00	72.00	803.00
75%	23.59	1,023.00	77.00	4.02	271.00	98.00	804.00
max	33.52	1,044.00	99.00	13.41	360.00	100.00	804.00

Рисунок 2.17 – Характеристика даних, що описують погодні умови, для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур

Інтерпретація регресійної моделі ускладнюється, коли незалежні змінні є мультиколінеарними. Сильно корельовані незалежні змінні призводять до перенавчання моделі, оскільки зміна однієї змінної викликає суттєву зміну іншої. Тому для виявлення мультиколінеарних змінних використовується

матриця кореляцій, яка визначає коефіцієнт кореляції кожної змінної з усіма іншими змінними у вибірці (рис. 2.18).

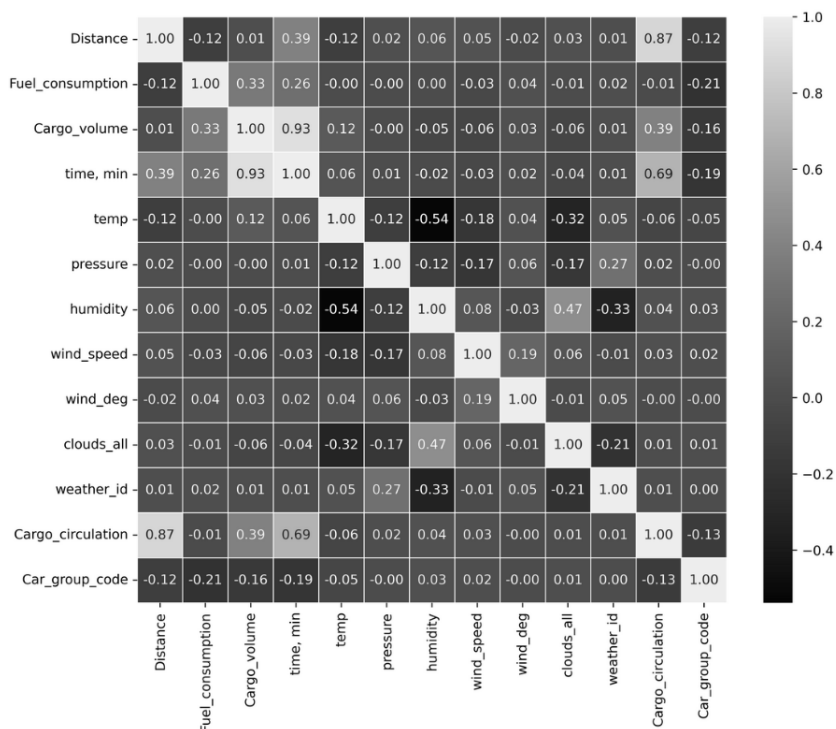


Рисунок 2.18 – Кореляційний аналіз факторних ознак моделі

Виконаний кореляційний аналіз показав, що такі незалежні змінні, як вантажообіг (Cargo_circulation) та відстань (Distance) є сильно корельованими між собою, з коефіцієнтом кореляції вище 0,85. Тому, щоб запобігти перенаванчання моделі, з цих двох параметрів у моделюванні використовується відстань (Distance).

Перелік факторів для прогнозування питомих витрат палива може варіюватись залежно від існуючих даних або мети дослідження. Проте для підвищення ефективності та забезпечення точності прогнозування при

використанні методів машинного навчання доцільним є застосування аналізу впливу факторів на залежну величину. Важливість факторів є одним з етапів побудови моделі машинного навчання. Даний етап передбачає оцінку всіх вхідних змінних моделі для визначення їх важливості у процесі прийняття рішень. Висока оцінка для фактора відображає значний вплив на модель у прогнозуванні певної змінної.

Кількість вхідних параметрів у моделі може бути додатково зменшена шляхом виявлення тих, які мають високу кореляцію із цільовою змінною — питомою витратою палива (л/ 100 км). Для визначення важливості ознак застосовуються методи рекурсивного виключення ознак (RFE) та ридж-регресії (Ridge Regression). Для реалізації цих методів було використано бібліотеку Scikit-learn, яка надає вбудований метод визначення важливості факторів для моделей випадкового лісу (RF). Згідно з документацією, цей метод базується на зменшенні чистоти вузла [113]. З використанням бібліотеки Scikit-learn було реалізовано модель випадкового лісу для прогнозування витрат палива транспортними засобами [114; 115]. Після проведеного моделювання проаналізовано важливість факторів, що впливають на прогнозування витрат палива (рис 2.19).

За даними аналізу встановлено, що найбільш істотний вплив на прогнозування питомої витрати палива має обсяг вантажу (*Cargo_volume*), марка і модель автомобіля у кодованому форматі (*Car_group_code*) та відстань (*Distance*). Поряд з цим у моделі використано фактори, що описують погодні умови під час доставки вантажів, серед яких (у порядку спадання важливості): температура, атмосферний тиск, напрям вітру, вологість, швидкість вітру, хмарність та тип погоди за класифікацією ресурсу OpenWeather. Схожі результати отримуємо при застосуванні методу перестановки (рис. 2.20), проте порядок важливості ознак є дещо змінним для ознак з невисокою важливістю.

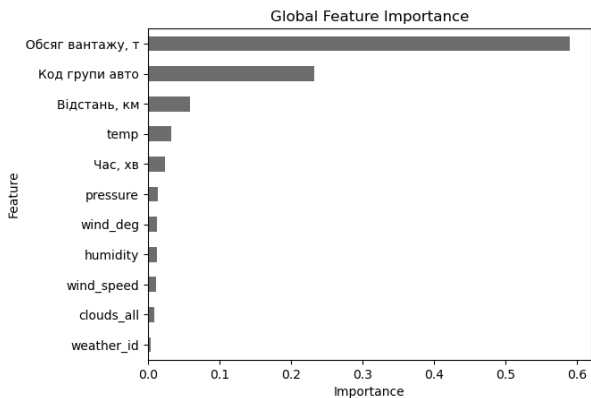


Рисунок 2.19 – Глобальна оцінка важливості ознак

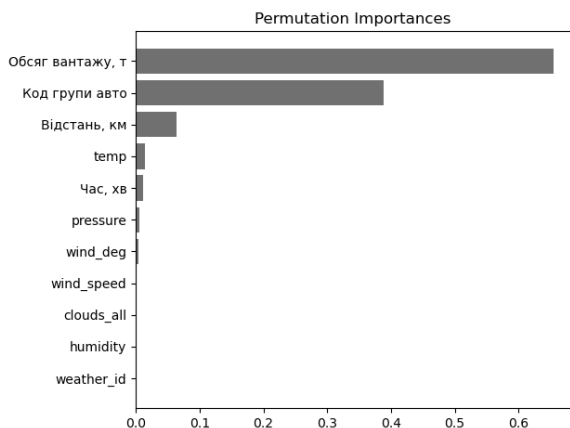


Рисунок 2.20 – Оцінка важливості ознак методом перестановки

Саме тому для моделювання були обрані шість ознак з найвищими оцінками важливості, а саме:

- обсяг вантажу, т;
- код групи транспортних засобів;
- відстань, км;
- температура, °C;

- тривалість виконання замовлень, хв;
- атмосферний тиск, гПА.

Ці змінні використовуються для моделювання залежної змінної питомої витрати палива (л/100 км) та виявлення закономірностей у споживанні пального.

Зважаючи на особливості доставки вантажів та підходи до формування факторів впливу на транспортний процес було проаналізовано фактори, що впливають на ефективність прогнозування питомих витрат палива. Проведений аналіз дозволив сформулювати розуміння особливостей та важливості впливу конкретних факторів на транспортний процес доставки вантажів, що, в свою чергу, дозволяє ефективніше здійснювати його моделювання.

Висновки до розділу

1. При дослідженні особливостей процесу доставки зернових культур до елеватора було встановлено, що на транспортний процес впливає множина факторів, серед яких: техніко-експлуатаційні, дорожні та погодні умови, а також водій, задіяний у даному процесі. Виявлено, що основним напрямом удосконалення транспортного процесу доставки зернових культур є зниження витрат пального транспортними засобами.

2. З метою отримання основних показників процесу вантажних перевезень, а також їх прогнозування та подальшого покращення досліджено формування попиту та особливості моделювання процесу доставки зернових культур до елеватора. Також проаналізовано сценарії доставки зернових культур та відповідні їм логістичні ланцюги доставки зернових культур до елеватора. Розроблено модель типу «чорний ящик» процесу доставки зернових культур до елеватора, яка дозволяє розглянути процес доставки зерна як систему та врахувати особливості даного процесу.

3. На основі теоретичних досліджень щодо застосування методів машинного навчання спроектовано власний підхід до прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Даний підхід включає 6 етапів та передбачає обґрунтування чотирьох алгоритмічних моделей машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами, з-поміж яких буде обрано найточнішу.

4. Для аналізу даних стосовно використання транспортних засобів під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора та отримання додаткової інформації нами використано базу даних щодо виконання замовлень підприємством за 2022-2024 роки. На основі 28898 екземплярів даних виконаних замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора виконано факторний аналіз та встановлено тенденції зміни показників, що характеризують ці замовлення.

Проведено аналіз кількості замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за видами вантажу. Проаналізовано тенденції зміни питомих витрат палива транспортними засобами: на виконання окремих замовлень, за виконання окремими марками та моделями транспортних засобів, за різної загальної відстані доставки, за різного вантажообігу та різного обсягу вантажу у окремих замовленнях під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

5. Проаналізовано дані, що описують погодні умови під час виконання замовлення. З метою уникнення перенавчання моделі від проведено кореляційний аналіз усіх ознак. Здійснено оцінку важливості ознак методом перестановки та глобальна оцінка важливості ознак, що дозволила виявити шість ключових ознак для прогнозування питомих витрат палива.

6. Виявлено, що питомі витрати палива під час виконання транспортних процесів доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора зумовлюються множиною специфічних чинників.

Врахувати їх повною мірою, використовуючи аналітичні моделі, неможливо, так як питомі витрати палива мають стохастичну природу та залежність від множини мінливих виробничих умов виконання транспортного процесу.

3 МОДЕЛЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ВИТРАТ ПАЛЬНОГО ТРАНСПОРТНИМИ ЗАСОБАМИ ПІД ЧАС ДОСТАВКИ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР

3.1 Обґрунтування алгоритмічних моделей машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур

Отримати точні прогнози витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора можливо на підставі алгоритмічних моделей машинного навчання. Однак вони потребують наявності великих вибірок даних, які описуються стаціонарними розподілами, за попередні періоди. Під час використання алгоритмічних моделей машинного навчання мають справу із окремою інформацією про стани об'єкта дослідження, яку генерують алгоритмами машинного навчання на підставі тренувальних вибірок даних про об'єкт дослідження (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Характеристика даних для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

	distance	fuel_consumption	cargo_volume	duration	temp	pressure	car_group
count	28898.000000	28898.000000	28898.000000	28898.000000	28898.000000	28898.000000	28898.000000
mean	142.174600	44.976882	28.264984	86.650102	14.882270	1017.263548	3.406153
std	177.260461	7.222828	15.390607	20.878815	10.060566	8.380777	2.925971
min	1.000000	15.034211	0.014000	45.151389	-18.670000	985.000000	1.000000
25%	50.000000	41.967928	22.600000	77.088889	6.040000	1011.000000	2.000000
50%	82.000000	45.790839	24.910000	80.261806	16.600000	1017.000000	3.000000
75%	152.000000	48.900000	26.520000	92.445139	23.590000	1023.000000	3.000000
max	1696.000000	60.000000	100.000000	189.825000	33.520000	1044.000000	16.000000

На підставі інформації (табл. 3.1) про стани об'єкта дослідження у подальшому обґрунтовують алгоритмічні моделі. Зміни станів досліджуваного об'єкта використовуються для виконання прогнозування цільової змінної (витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора).

Під час проведення алгоритмічного моделювання доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора використовують дані про виконання транспортних процесів за попередні періоди, які описують відповідні процеси. Стосовно алгоритмічного моделювання доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств сьогодні публікації відсутні, хоча у інших прикладних галузях вони широко використовуються і забезпечують отримання точних результатів прогнозів щодо досліджуваних об'єктів [116 – 121]. Отже, досить актуальною на даний час для автотранспортних підприємств, які займаються доставкою зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, є науково-прикладна задача обґрунтування та оптимізації алгоритмічної моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами.

Нами проведено аналіз стану використання алгоритмічного моделювання у різних прикладних галузях [118 – 121]. Встановлено, що задача прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора належить до задач множинної регресії. При цьому найбільш розповсюдженими і досить точними алгоритмічними моделями регресії є:

- 1) модель GLM (Generalized Linear Model) узагальненої лінійної регресії;
- 2) модель NN (Neural Network) штучної нейронної мережі;
- 3) модель DT (Decision Tree) дерева рішень;
- 4) модель RF (Random Forest) випадкового лісу.

Для кожної із представлених моделей машинного навчання оцінюють ефективність прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) (Specific Fuel Consumption) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення за такими критеріями:

- абсолютна помилка MAE ;
- середньоквадратична помилка $RMSE$;
- середня абсолютна відсоткова помилка $MAPE$;
- загальний час $Total Time$;
- час навчання $Training Time$.

Оптимальною вважається така модель прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення яка забезпечує мінімізацію означених критеріїв:

$$E_M(SFC_{ri})=f(MAE, RMSE, MAPE, Total Time, Training Time) \rightarrow min, \quad (3.1)$$

На підставі вибраної моделі машинного навчання для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення використовують існуючі засоби покращення якості прогнозу. Це виконується на підставі додавання адаптивних підсилень, збільшення глибини проведення досліджень окремих видів дерев рішень, а також пропонуванням різних правил для виконання прогнозування тощо.

3.1.1 Модель GLM узагальної лінійної регресії

Алгоритм моделі GLM узагальної лінійної регресії дозволяє підібрати регресійні моделі, які досить точно описують окремі чинники витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, що описуються одним із розподілів, які належать до експоненціального сімейства [122]. До експоненціального сімейства розподілів належать нормальні, біноміальні,

пуассонівські, геометричні, від'ємні біноміальні, експоненційні, гамма- та обернені нормальні розподіли.

Прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) (Specific Fuel Consumption) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора виконується із врахуванням множини чинників $\{\xi_{ri}\}$. При цьому, зазначена множина чинників $\{\xi_{ri}\}$ розглядається як звичайна множинна регресія. Відхилення шуканої змінної (питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення) від її середнього значення (SFC_{ri}^{ave}) за зміни k -х незалежних чинників питомих витрат пального знаходиться у межах $\xi_{r1}, \dots, \xi_{rk}$. При цьому середнє значення (SFC_{ri}^{ave}) питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення становить:

$$E\left(SFC_r^{ave} \mid \tau, \xi\right) = \xi_r \tau, \quad (3.2)$$

де $\xi_r = (\xi_{r1}, \dots, \xi_{rm})$ – вектор-рядок, що відображає незалежний чинник питомих витрат пального транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення, $\tau_r = (\tau_1, \dots, \tau_n)$ – вектор-стовпчик, який відображає коефіцієнти регресії; SFC_r^{ave} – середнє значення питомих витрат пального транспортними засобами r -ї марки, яке вважають незалежним від чинників питомих витрат пального транспортними засобами.

Прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування сільськогосподарських підприємств із використанням класичної лінійної регресії передбачає знаходження відхилення від середніх значень (SFC_{ri}^{ave}) питомих витрат

пального транспортними засобами, які є однаковими для i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора:

$$\text{var}\langle SFC_{ri}^{\text{ave}} | V, \xi \rangle = \sigma^2, \quad (3.3)$$

де V – вектор невідомих чинників питомих витрат пального транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування.

Вектор невідомих (V) чинників питомих витрат пального транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування становить:

$$V = (\xi_1, \dots, \xi_n, \sigma^2), \quad (3.4)$$

Водночас використання моделі GLM узагальненої лінійної регресії передбачає виконання припущення, що можливі похибки які визначаються:

$$\eta_r = SFC_{ri}^{\text{ave}} - \langle SFC_{ri}^{\text{ave}} | \tau, \xi \rangle. \quad (3.5)$$

При цьому можливі похибки η_r вважаються незалежними та розподіленими за нормальними законами розподілів із середнім значенням (SFC_{ri}^{ave}) питомих витрат пального транспортними засобами та дисперсією σ^2 .

Враховуючи це, модель GLM узагальненої лінійної регресії прогнозування питомих витрат пального транспортними засобами має вигляд:

$$SFC_{ri}/\tau, \sigma^2, \xi \sim N_r(\xi\tau, \sigma^2 I), \quad (3.6)$$

де $N_r(\xi\tau, \sigma^2 I)$ – нормальний багатовимірний розподіл питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення.

Таблиця 3.2 – Модель GLM узагальненої лінійної регресії прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час

обслуговування i -го замовлення

Атрибут	Coefficient
Транспортний засіб DAF FT XF 105 460	-0,14516996
Транспортний засіб DAF FT CF 85 410	1,34759722
Транспортний засіб DAF FT XF 105	-0,94968326
Транспортний засіб DAF XF 105 460	2,78953139
Транспортний засіб KAMAZ 45143 012 15	3,96114349
Транспортний засіб DAF XF95 480	2,18439038
Транспортний засіб DAF XT95 430	2,38686
Транспортний засіб DAF CF85 410	5,12999608
Транспортний засіб DAF CF85 430	3,07919152
Транспортний засіб MA3 543205 020	3,24529802
Транспортний засіб DAF CF85	3,13444903
Транспортний засіб FREIGHTLINER	-6,9326959
Транспортний засіб DAF 85 300	2,69015096
Транспортний засіб DAF 95 3800	-0,44114124
Транспортний засіб DAF FTXF 105 410	0,39009337
Транспортний засіб MERCEDES ATEG0818	-21,77917453
Відстань, км	-1,14807871
Обсяг вантажу, т	1,24550869
Час на маршруті, хв	0,71426097
Температура повітря, °C	-0,40053034
Атмосферний тиск, гПа	-0,06635801
Intercept	45,10062898

Основною перевагою моделі GLM узагальненої лінійної регресії є те, що регресія не обмежується наборами вхідних даних, що описуються розподілами експоненціального сімейства. Це дає можливість виконати представлення як частотних так і бінарних показників під час дослідження складових транспортних процесів [128]. Також є змога використати як корельовані так і некорельовані вибірки незалежних чинників, що характерно для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами r -ї марки під час обслуговування i -го замовлення.

3.1.2 Модель NN штучної нейронної мережі

Моделі модель NN (Neural Network) штучних нейронних мереж належать до підмножини штучних нейронних мереж машинного навчання, їх алгоритми створюються та функціонують аналогічно, однак вони мають багато рівнів. Кожен із цих рівнів забезпечує різну інтерпретацію поданих на опрацювання даних, які обробляються нелінійно у різних шарах створеної нейронної мережі (рис. 3.1).

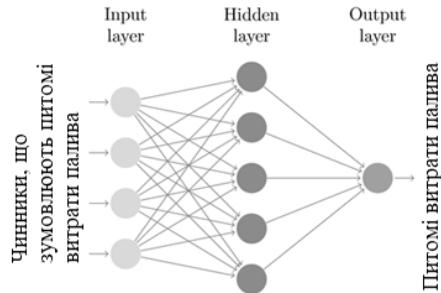


Рисунок 3.1 – Структурна модель NN штучної нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Процес розробки моделі NN штучної нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами розділяється на два етапи:

- 1) визначення форм функціональних зв'язків між прогнозованим значенням SFC_{ri} та множиною чинників $\{\xi_{ri}\}$, які впливають на отримане значення:

$$SFC_{ri} = f(\{\xi_{ri}\}), \quad (3.7)$$

- 2) оцінка параметрів Θ моделі прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами:

$$SFC_{ri} = f(\{\xi_{ri}\}, \Theta). \quad (3.8)$$

Автори наукової роботи [124] довели, що ефективність моделей NN штучної нейронної мережі зумовлюється їх можливістю відображати множину композиційних залежностей, які інтерпретують як окремі виходи прихованих шарів нейронів:

$$f(\xi_{r1}, \dots, \xi_{rn}) = h_l \left(h_2 \left(h_3 \left(\dots h_j (\xi_{rn-k}, \dots, \xi_{rn}) \right) \right) \right), \quad (3.9)$$

де h_j – інтерпретація окремих виходів прихованих шарів нейронів.

Нейронна мережа із великою кількістю прихованих шарів забезпечує набагато точнішу апроксимацію складних функціональних залежностей, що забезпечує точне прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами. Зростання кількості шарів у нейронній мережі досягається обхідними з'єднаннями [125] між окремими шарами прихованих нейронів. При цьому вихід окремого блока із обхідним зв'язком записується виразом:

$$y = W_2 \circ S(W_1 \circ \xi_r) + \xi_r, \quad (3.10)$$

де y – вихід окремого блока із обхідним зв'язком; W_1, W_2 – матриці вагових коефіцієнтів окремих прихованих шарів у нейронній мережі; S – функція логістичної сигмоїди; ξ_r – вхідні вектори першого прихованого шару нейронної мережі; $\circ$ – операція виконання згортки.

Глибинне навчання нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами виконано у такій послідовності:

1. Набір вхідних даних (BD) розподілили на навчальні та тренувальні вибірки. Фрагмент вхідного набору даних (BD) для виконання прогнозування SFC_{ri} подано у таблиці А.1 (додаток А).

2. Визначили функцію втрат та створили набори даних для виконання перевірки моделі моделі NN штучної нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

3. Архітектуру глибокої нейронної мережі перевіряли на підставі алгоритмічного моделювання та вибирали з-поміж них найкращу за критеріями середньоквадратичної помилки (MSE) та середньої абсолютної помилки (MAE).

У результаті проведених досліджень було створено модель NN штучної нейронної мережі (рис. 3.2), для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

Перевагою отриманої моделі NN штучної нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами є забезпечення високої точності за достатньої та повної вибірки початкових даних щодо множини чинників $\{\xi_{ri}\}$, які впливають на отримане значення SFC_{ri} .

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Model Details

=====

H20DeepLearningEstimator : Deep Learning

Model Key: cars_dl

Status of Neuron Layers: predicting fuel_consumption, regression, gaussian distribution, Quadratic loss, 3.751 weights/biases, 49.2 KB, 232,160 t

layer	units	type	dropout	I1	I2	mean_rate	rate_rms	momentum	mean_weight	weight_rms	mean_bias	bias_rms
1	22	Input	0.0									
2	50	Rectifier	0.0	0.0	0.0	0.0486123	0.2083551	0.0	-0.0117306	0.2019861	0.1582611	0.1965904
3	50	Rectifier	0.0	0.0	0.0	0.0516562	0.0798307	0.0	-0.0679255	0.1877385	0.7017315	0.1600050
4	1	Linear	0.0	0.0	0.0012172	0.0009287		0.0	-0.0174402	0.1340916	-0.0792524	0.0000000

ModelMetricsRegression: deeplearning

** Reported on train data. **

MSE: 24.098318910455717

RMSE: 4.909003861320107

MAE: 3.4257647418150263

RMSELE: 0.11541794660442245

Mean Residual Deviance: 24.098318910455717

Scoring History:

timestamp	duration	training_speed	epochs	iterations	samples	training_rmse	training_deviance	training_mae	training_r2
2025-05-13 09:31:40	0.000 sec	None	0.0	0	0.0	nan	nan	nan	nan
2025-05-13 09:31:41	0.608 sec	70780 obs/sec	1.0	1	23216.0	5.0192564	25.1929347	3.5753927	0.5197139
2025-05-13 09:31:41	0.852 sec	86144 obs/sec	2.0	2	46432.0	5.4900083	30.1401911	4.3376625	0.4253979
2025-05-13 09:31:41	1.056 sec	96599 obs/sec	3.0	3	69648.0	5.1732791	26.7628161	3.9496251	0.4897852
2025-05-13 09:31:41	1.238 sec	106009 obs/sec	4.0	4	92864.0	5.1101499	26.1136323	3.8883676	0.5021615
2025-05-13 09:31:41	1.404 sec	113803 obs/sec	5.0	5	116080.0	5.0339121	25.3402708	3.6770987	0.5169051
2025-05-13 09:31:42	1.571 sec	119158 obs/sec	6.0	6	139296.0	5.0306234	25.3071719	3.7945811	0.5175361
2025-05-13 09:31:42	1.737 sec	123960 obs/sec	7.0	7	162512.0	5.1690377	26.7189513	3.7100649	0.4906215
2025-05-13 09:31:42	1.877 sec	129788 obs/sec	8.0	8	185728.0	5.0009156	25.0091569	3.7413299	0.5232175
2025-05-13 09:31:42	2.021 sec	134196 obs/sec	9.0	9	208944.0	5.0561629	25.5647833	3.7956898	0.5126249
2025-05-13 09:31:42	2.162 sec	138272 obs/sec	10.0	10	232160.0	4.9090039	24.0983189	3.4257647	0.5405820

Рисунок 3.2 – Модель NN штучної нейронної мережі для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

3.1.3 Модель DT дерева рішень

Модель DT передбачає побудову дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами. Структура цього дерева організована так, що дерево має корінь, гілки що являють собою внутрішні вузли та листя, які у подальшому не класифікуються. Внутрішні вузли дерева рішень є атрибутами, а водночас гілки, які з'єднують окремі вузли, забезпечують визначення значень цих атрибутів. Окрім того, листки представляють собою мітки класів, що використовують для прийняття рішень

під час прогнозування питомих витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами.

Залежною змінною у нашій задачі є питома витрати пального (SFC_{pi}) транспортними засобами, які мають кількісне значення. Відповідно до цього слід побудувати дерево регресії щодо вирішення зазначеної задачі. Існує множина алгоритмів дерев рішень (ID3, C4.5, C5.0, CART, SPRINT), які мають свої переваги та недоліки [126]. Кожен із них передбачає використання спеціальних функцій, які виконують розподіл наборів даних за означеними атрибутами. Серед них заслуговує на увагу алгоритм «CART», який ще називають дерево класифікації або регресії [127]. Цей алгоритм належить до алгоритмів машинного навчання із учителем. Оцінювальна функція алгоритму CART забезпечує зменшення невизначеності у окремих вузлах побудованого дерева. Модель DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат палива (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора формалізується із використанням індексу *Gini*. За умови, що набір даних (data set) (DS) для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами містить дані m -х класів, індекс *Gini* можна визначити за виразом [128]:

$$Gini(DS) = 1 - \sum_{b=1}^m P_b^2, \quad (3.11)$$

де P_b –відносна частота) b -го класу у заданому наборі із даними (DS).

Якщо заданий набір із даними (DS) розбивають на дві окремі вибірки DS_1 і DS_2 із множиною спостережень відповідно n_1 та n_2 , то якість цієї розбивки можна визначити за показником:

$$Gini_{split}(DS) = \frac{n_1}{n_2} Gini(DS_1) + \frac{n_2}{n_1} Gini(DS_2), \quad (3.12)$$

Найкращим розбиванням заданого набору із даними DS вважають таке, яке дає можливість виконати мінімізацію індексу $Gini_{split}(DS)$. За умови, що відома кількість замовлень (n) на доставку зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, яка відповідає батьківському вузлу, кількість їх у лівих (l) та правих (r) дочірніх вузлах та кількість екземплярів b -го класу класу лівого (l_b) та правого (r_b) дочірніх вузлів, відповідають якості розбивка і оцінюються за формулою:

$$Gini_{split} = \frac{l}{n} \left(l - \sum_{b=l}^m \left(\frac{l_b}{l} \right)^2 \right) + \frac{r}{n} \left(l - \sum_{b=l}^m \left(\frac{r_b}{r} \right)^2 \right) \rightarrow \min, \quad (3.13)$$

У результаті проведених досліджень було створено модель ДТ дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_n) транспортними засобами, подано на рис. 3.3.

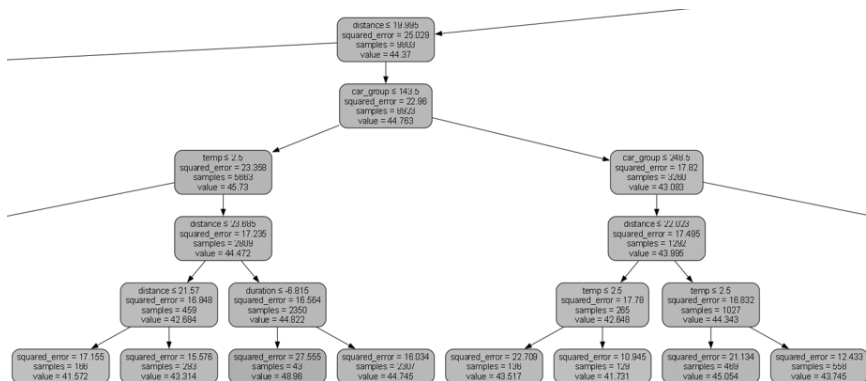


Рисунок 3.3 – Фрагмент моделі DT дерева рішень для прогнозування
питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Запропонована модель DT дерева рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_n) транспортними засобами дає можливість рекурсивно розбити множину заданого набору із даними DS на підмножини із

використанням критерію мінімальної середньо квадратичної помилки (MSE) [127].

3.1.4 Модель RF випадкового лісу

Модель RF випадкового лісу прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами належить до машинного навчання із учителем та передбачає виконання побудови ансамблів регресійних дерев. Кожне окреме із цих дерев рішень характеризується високою дисперсію σ_i . Однак, за їх системного паралельного об'єднання, результуюче значення дисперсії σ_{Σ} є низькою. Це пов'язано із тим, що окремі дерева рішень ідеально навчені на заданих зразках даних, а отриманий результат є не від одного окремого дерева рішень, а від множини сформованих дерев рішень (рис. 3.4).

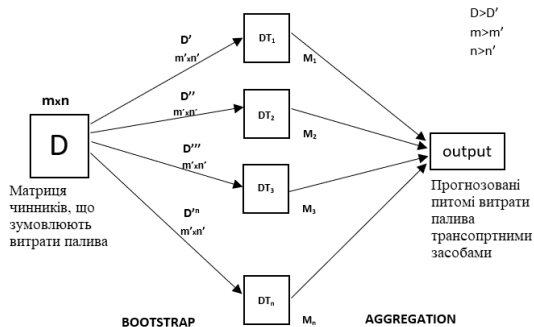


Рисунок 3.4 – Структурна модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами [130]

Під час отримання прогнозованого значення кінцевий результат залежить від класифікатора із більшістю голосів окремих дерев. У нашому випадку результат прогнозування отримують як середнє значення усіх

результатів прогнозу питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, отриманих від окремих дерев рішень. Зазначену складову називають агрегацією.

Модель RF випадкового лісу являє собою ансамбль дерев рішень, які здатні розв'язувати задачу регресії для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням техніки, що називається «Bootstrap» та «Aggregation», які у літературі широко відомі як «Bagging» [54; 129].

Модель RF випадкового лісу передбачає побудову декількох дерев рішень для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, які є базовими моделями навчання.

Перш ніж формалізувати модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами, дамо деякі визначення. У наших дослідженнях робимо припущення, що нам надано навчальну вибірку:

$$D_n = \left\{ (X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{r1}), \dots, (X_{n1}, X_{n2}, \dots, X_{nj}, SFC_{rn}) \right\}. \quad (3.14)$$

Окрім того, $[0,1]^d \times \mathbb{R}$ -оцінка випадкові змінні ($d \geq 2$) з тим же розподілом, що і незалежна базова пара $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{ri})$, яка задовольняє умову:

$$E(SFC_{ri})^2 < \infty. \quad (3.15)$$

Простір $[0,1]^d$ забезпечено стандартною евклідовою метрикою. Для фіксованого $(X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j}, SFC_{ri}) \in [0,1]^d$ слід оцінити функцію регресії із використанням D_n :

$$r(x) = E[SFC_{ri} | X = (X_{11}, X_{12}, \dots, X_{1j})]. \quad (3.16)$$

При цьому, оцінка функції регресії r_n є узгодженою, якщо:

$$E[r_n(X) - r(X)]^2 \rightarrow 0 \text{ при } n \rightarrow \infty. \quad (3.17)$$

Формально, модель RF випадкового лісу є предиктором, що складається з колекції рандомізованих базових регресійних дерев:

$$\{r_n(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ij}, SFC_{ri}, D_n), m \geq l\}, \quad (3.18)$$

де $SFC_{r1}, SFC_{r2}, \dots, SFC_{rm}$ – прогнозовані випадкові значення питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами.

Усі отримані випадкові дерева об'єднуються, щоб сформувати агреговану оцінку регресії:

$$\bar{r}_n(X, D_n) = E(SFC_{ri})[r_n(X, SFC_{ri}, D_n)]. \quad (3.19)$$

На підставі проведених досліджень отримали модель RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами із використанням техніки, фрагмент якої подано на рис. 3.14.

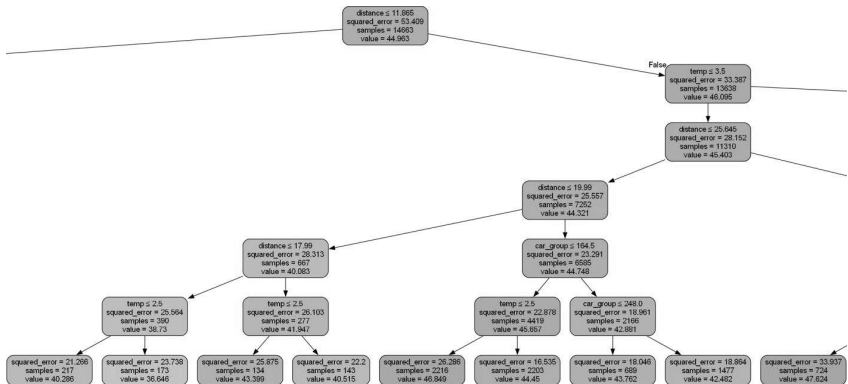


Рисунок 3.5 – Фрагмент моделі RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами

Отримані кількісні значення прогнозу питомих витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами із використанням моделі RF випадкового лісу являють середні прогнозні значення, що були отримані кожним із 62 дерев рішень ансамблю. Одержаний прогноз питомих витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами із використанням моделі RF випадкового лісу на відміну від значень окремих дерев, має меншу здатність до перенавчання моделі та більшу гнучкість до межі прийнятих рішень щодо витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами.

3.2 Обґрунтування раціональної моделі прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Обґрунтування раціональної моделі прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур виконували на підставі даних, отриманих від підприємства, що забезпечує доставку сільськогосподарських вантажів (м. Луцьк, Волинська область) за 2022-2024 роки. Для цього було створено програмний код (див. дод. Г) на мові Python 3.9 із використанням бібліотеки Scikit-Learn [131] алгоритмічних моделей регресії, які описані вище (див. п. 3.1) (модель GLM (Generalized Linear Model) узагальненої лінійної регресії; модель NN (Neural Network) штучної нейронної мережі; модель DT (Decision Tree) дерева рішень; модель RF (Random Forest) випадкового лісу).

Оцінювання зазначених моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора виконували за окремими критеріями (абсолютна помилка; стандартне відхилення; загальний час навчання; відносний час навчання). Отримані результати виконаних

досліджень щодо оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами подано у табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – Результати оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Модель	Питомі витрати палива, л/100 км		MAPE, %	Загальний час роботи моделі, мс	Час тренування, мс
	MAE	RMSE			
GLM	4,425	5,915	10,9	77,02	7,02
NN	3,521	4,999	8,6	2446	246
DT	3,484	4,89	8,4	103,441	52,696
RF	3,315	4,699	7,9	1936,5	1910

На підставі отриманих даних (табл. 3.3) щодо оцінювання моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора встановлено, що за абсолютною помилкою найкращі показники отримано із використанням моделі RF (Random Forest) випадкового лісу. Саме зазначена модель дає можливість забезпечити абсолютну помилку 3.315 л/100 км.

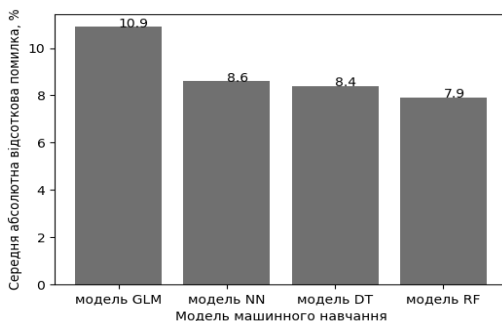


Рисунок 3.6 – Результати оцінювання відносної помилки моделей прогнозування витрат пального (SFC_{pi}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Із даних на Рисунку 3.6 видно, що найкращий прогноз витрат пального (SFC_{ri}) транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, виконує модель RF (Random Forest) випадкового лісу, яка забезпечує відносну помилку отриманих результатів 7,9% та загальним часом машинного навчання 1910 с.

Висновки до розділу

1. Обґрунтовано доцільність прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора методами машинного навчання. Для прогнозування обрано найбільш точні регресійні моделі машинного навчання, а саме: модель GLM (Generalized Linear Model) узагальненої лінійної регресії, модель NN (Neural Network) штучної нейронної мережі, модель DT (Decision Tree) дерева рішень, модель RF (Random Forest) випадкового лісу.

2. Для кожної із моделей здійснено структурні налаштування та проведено оцінку прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за критеріями: абсолютної помилки, стандартного відхилення, загального та відносного часу навчання.

3. Для реалізації моделі GLM узагальненої лінійної регресії розраховано коефіцієнти до регресійних рівнянь, що дають змогу визначити питомі витрати палива конкретних марок та моделей транспортних засобів. Коефіцієнти подані для двох варіантів рівнянь регресії із стандартизацією змінних та без. Абсолютна помилка моделі становить 4,425 л/100 км із стандартними відхиленнями $\pm 0,068$, відносна помилка – 10,9% та загальний час машинного навчання – 77,02 мс, час тренування – 7,02 мс.

4. Модель NN штучної нейронної мережі, яку застосовано для прогнозування питомих витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, являє собою тришарову глибинну нейронну мережу із 20 нейронами на вхідному шарі, 50 – на другому та третьому шарі, а також одним нейроном на вихідному шарі. Оцінка ефективності прогнозування показала абсолютну помилку на рівні 3,521 л/100 км моделі із стандартними відхиленнями 0,044, відносну помилку – 8,6% та найбільш тривалий час машинного навчання – 2446 мс, час тренування – 246 мс.

5. У моделі DT дерева рішень застосовано алгоритм «CART», який формує дерево регресії для прогнозування витрат пального. Оцінка результатів моделі показала відносно низькі помилки прогнозу (абсолютна помилка моделі становить 3,484 л/100 км із стандартними відхиленнями $\pm 0,073$, відносна помилка – 8,4%) та достатньо швидкий показник навчання – 103,441 мс, час тренування – 52,696 мс.

6. Найбільш точні результати прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора одержано під час використання моделі RF випадкового лісу. Прогнозовані значення витрат палива за даною моделлю отримано агрегацією ансамблю з 60 дерев рішень. Абсолютна помилка моделі становить 3,315 л/100 км із стандартними відхиленнями $\pm 0,041$, відносна помилка – 7,9% та загальний час машинного навчання – 1936,5 мс, час тренування – 1910 мс.

4 МЕТОД, КОМП'ЮТЕРНА МОДЕЛЬ ТА РЕЗУЛЬТАТИ ВИБОРУ РАЦІОНАЛЬНИХ ТРАНСПОРТНИХ ЗАСОБІВ ДЛЯ ДОСТАВКИ ЗЕРНОВИХ КУЛЬТУР НА ОСНОВІ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

4.1 Метод вибору раціональних транспортних засобів для доставки зернових культур на основі машинного навчання

Під час організації транспортних процесів із доставки окремих видів вантажів до споживачів автомобільним транспортом важливе значення має вибір доступних транспортних засобів [132]. При цьому доставка вантажів від їх відправників до отримувачів можлива за декількома сценаріями залучення транспортних засобів, кількість яких залежить як від кількості та доступних марок рухомого складу, так і від характеристик замовлень на вантажні перевезення. Кожен із цих сценаріїв можна оцінити за низкою критеріїв, які забезпечують оцінювання транспортних процесів із врахуванням їх специфіки [139]. До таких критеріїв вибору раціонального сценарію доставки окремих видів вантажів до споживачів належать тривалість доставки вантажів, витрати ресурсів, собівартість доставки тощо.

Однією із специфічних задач, яку вирішують автотранспортні підприємств, що займаються доставкою зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, є вибір раціональних транспортних засобів для виконання існуючих замовлень. Вирішення цієї задачі має свої особливості, порівняно із задачами, що стосуються доставки інших видів вантажів. Виконання замовлень із доставки зернових культур до елеватора має свої особливості (див. п. 2.1). Зокрема, транспортування здійснюється за маятниковими маршрутами з мінімально пройденим шляхом та у погожі проміжки часу. Водночас, одним із основних критеріїв, який зумовлює собівартість надання транспортних послуг із доставки зернових культур до елеватора, є витрати ресурсів. При цьому визначальними є r -й

марковий склад транспортних засобів та витрати палива (SFC_n). Саме вони є визначальними, так як зумовлюють якісні та кількісні показники відповідних транспортних процесів. Окрім того, це пов'язано із тим, що задоволення користувачів транспортними послугами, значною мірою залежить як від тарифу на доставку, так і від якості та своєчасності доставки тощо. При цьому зазначені показники також залежать від якісного вибору доступних транспортних засобів та їх узгодження із замовленнями. Отже, враховуючи вище сказане пропонується метод вибору раціональних транспортних засобів з-поміж доступних для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, який враховує особливості зазначених транспортних процесів.

Вибір доступних r -х транспортних засобів (Ca_r^i) для виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора залежить від множини чинників V_j . При цьому вибір r -го транспортного засобу (Ca_r^i) для виконання i -х замовлень здійснюється на підставі врахування функціональних ($\{\Psi_\phi^i\}$) та вартісних ($\{\Psi_\epsilon^i\}$) показників доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора:

$$\langle Ca_r^i | V_j \rangle \Leftrightarrow (\{\Psi_\phi^i\}, \{\Psi_\epsilon^i\}). \quad (4.1)$$

де V_j – вектор чинників, що зумовлюють ефективність використання r -х транспортних засобів (Ca_r^i) для виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора;

$\{\Psi_{\phi}^i\}$, $\{\Psi_{\sigma}^i\}$ – відповідно множина функціональних та вартісних показників виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Запропонований метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора передбачає виконання 3 етапів (рис. 4.1).



Рисунок 4.1 – Етапи методу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Етап 1. На першому етапі виконується збір та підготовка потрібних даних для вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств

до елеватора. Зокрема, на підставі даних сільськогосподарських підприємств аналізується інформація (I_{ni}) про окремі i -ті замовлення із доставки зернових культур:

$$I_{ni} = \left\langle \begin{matrix} \text{Cargo_volume, Type_cargo,} \\ \text{Territorial_location, Delivery_priority} \end{matrix} \right\rangle, \quad (4.2)$$

де *Cargo_volume* – обсяг доставки вантажу, тон; *Type_cargo* – вид зернових культур (пшениці, ріпаку, кукурудзи тощо); *Territorial_location* – територіальне розташування вантажу (населений пункт, зернотік, поле тощо); *Delivery_priority* – пріоритетність доставки вантажу (від зернозбирального комбайна – 1, із зернотоку – 2, із складів для зберігання – 3 тощо).

На підставі інформації $I(\text{Territorial_location})$ про територіальне розташування вантажу (населений пункт, зернотік, поле тощо) із використанням інтернет-сервісів OpenStreetMap [134] або Google Maps [135] виконується формування матриць відстаней (M_{Li}) та швидкостей руху (M_{Vi}) транспортних засобів від сільськогосподарських підприємств до елеватора під час виконання i -х замовлення із доставки зернових культур:

$$M_{Li} = \{L_i\}, i = 1, n, \quad (4.3)$$

$$M_{Vi} = \{V_i\}, i = 1, n, \quad (4.4)$$

де M_{Li} , M_{Vi} – відповідно матриці відстаней та швидкостей руху транспортних засобів від сільськогосподарських підприємств до елеватора під час виконання i -х замовлення із доставки зернових культур; L_i – відстань від сільськогосподарського підприємства до елеватора у i -му замовленні, км; V_i – швидкість руху транспортного засобу під час виконання i -го замовлення, км/год; n – кількість сільськогосподарських підприємств, од.

Після цього формується матриця характеристик вантажу (M_{r_c}) (зернових культур):

$$M_{r_c} = \begin{vmatrix} Q_1 & Q_2 & \dots & Q_n \\ \varphi_1 & \varphi_2 & \dots & \varphi_n \\ \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_n \end{vmatrix}, \quad (4.5)$$

де $Q_1, Q_2, \dots, Q_n$ – відповідно обсяг вантажу у першому, другому та n -му сільськогосподарському підприємстві, яке зробило замовлення на доставку зернових культур, тон; $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n$ – відповідно вид вантажу у першому, другому та n -му сільськогосподарському підприємстві, яке зробило замовлення на доставку зернових культур; $\rho_1, \rho_2, \dots, \rho_n$ – відповідно пріоритетність доставки вантажу, що знаходиться у першому, другому та n -му сільськогосподарському підприємстві.

Наступним кроком на підставі інформації автотransпортного підприємства формується матриця (M_{r_r}) характеристик доступних для доставки зернових культур транспортних засобів:

$$M_{r_r} = \begin{vmatrix} \mu_{Ca1} & \mu_{Ca2} & \dots & \mu_{Car} \\ q_{Ca1} & q_{Ca2} & \dots & q_{Car} \end{vmatrix}, \quad (4.6)$$

де $\mu_{Ca1}, \mu_{Ca2}, \dots, \mu_{Car}$ – відповідно марка та модель першого, другого та r -го транспортного засобу доступного у автотransпортному підприємстві для доставки зернових культур; $q_{Ca1}, q_{Ca2}, \dots, q_{Car}$ – відповідно вантажність першого, другого та r -го транспортного засобу доступного у автотransпортному підприємстві для доставки зернових культур, тон.

Етап 2. На другому етапі запропонованого методу насамперед виконується формування можливих сценаріїв транспортного обслуговування i -х замовлень із доставки зернових культур. Для цього аналізуються наявні

i -ті замовлення на доставку зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 4.2).

Усі наявні замовлення подвійно ранжують за пріоритетністю ρ_n доставки вантажу (від зернозбирального комбайна – 1, із зернотоку – 2, із складів для зберігання – 3 тощо) та за обсягами вантажу Q_n (зернових культур) у n -му сільськогосподарському підприємстві.

$$\rho_3^1 < \rho_8^2 < \dots < \rho_n^3, \quad (4.7)$$

$$Q_3^1 < Q_7^2 < \dots < Q_n^3. \quad (4.8)$$

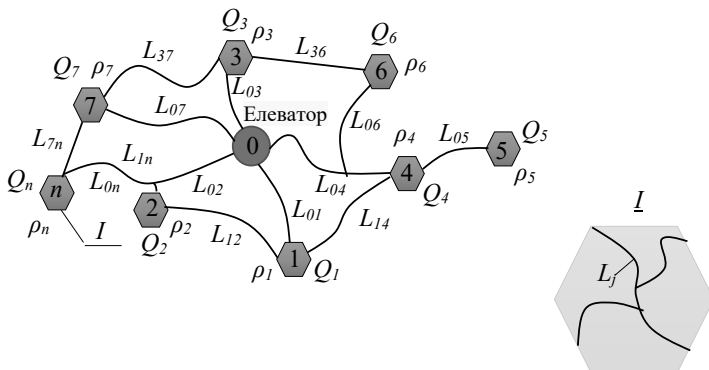


Рисунок 4.2 – Граф розташування сільськогосподарських підприємств відносно елеватора із характеристиками вантажу (зернових культур): 1, 2, ..., n – сільськогосподарські підприємства; L_{0i} – віддаль між елеватором та i -м сільськогосподарським підприємством; L_j^m – найкоротша вітка мережі доріг до i -го сільськогосподарського підприємства

На підставі цього формується вектор із черговістю транспортного обслуговування сільськогосподарських підприємств. Окрім того, формують вектор доступних у автотранспортному підприємстві автомобілів (Ca_r^i) для

доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (рис. 4.3).

Кількість варіантів сценаріїв транспортного обслуговування сільськогосподарських підприємств стосовно доставки до елеватора вантажу (зернових культур) залежить:

$$N_{sc} = f\left(\{N_{oi}\}, \{Ca_r^i\}, \{R_{er}^i\}\right). \quad (4.9)$$

де $\{N_{oi}\}$ – множина i -их замовлень на доставку зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, од; $\{Ca_r^i\}$ – множина доступних r -их транспортних засобів для обслуговування i -их замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, од; $\{R_{er}^i\}$ – множина регламентів на використання r -их транспортних засобів під час виконання i -их замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

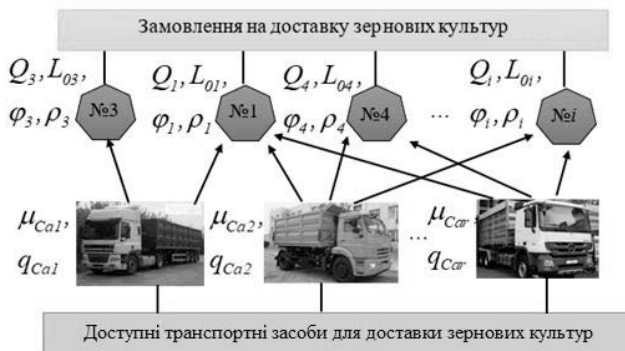


Рисунок 4.3 – Схема формування множини варіантів сценаріїв транспортного обслуговування сільськогосподарських підприємств стосовно доставки до елеватора вантажу (зернових культур)

У подальшому для кожного із варіантів сценаріїв використання r -их транспортних засобів виконується прогнозування витрат палива (SFC_{ri}) під

час виконання i -их замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Для цього використовується обґрунтована раціональна модель прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора (див. п. 3.2).

Предбачається використання обґрунтованої моделі RF випадкового лісу, що складається із 5 рандомізованих базових регресійних дерев:

$$\{r_n(X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ij}, SFC_n, D_n), m \geq l\}, \quad (4.10)$$

де SFC_m – прогнозовані значення питомих витрат пального (SFC_n) r -ми транспортними засобами під час виконання i -их замовлень із доставки зернових культур від n -их сільськогосподарських підприємств до елеватора, літрів/100км.

Усі отримані випадкові дерева об'єднуються, щоб сформувати агреговану оцінку регресії:

$$\bar{r}_n(X, D_n) = E(SFC_{ri})[r_n(X, SFC_{ri}, D_n)]. \quad (4.11)$$

Отримані кількісні значення прогнозу питомих витрат пального (SFC_n) транспортними засобами із використанням моделі RF випадкового лісу представляють як середні прогнозні значення, що були отримані кожним із 5 дерев рішень обґрунтованого ансамблю.

Етап 3. На третьому етапі запропонованого методу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора проводиться визначення функціональних та вартісних показників використання транспортних засобів під час виконання i -х замовлень із доставки зернових культур.

До множини функціональних $\{\Psi_{\phi}^i\}$ показників виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора належать:

$$\{\Psi_{\phi}^i\} : \Leftrightarrow (t_i, L_i, Q_i, W_i, g_{ni}, P_i). \quad (4.12)$$

де t_i – тривалість виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, год; L_i – сумарний пробіг транспортних засобів під час виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, км; Q_i – сумарний обсяг перевезеного вантажу транспортних засобів під час виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, т; W_i – вантажообіг під час виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, т.км; g_{ni} – витрата палива під час виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, літрів; P_i – продуктивність транспортних засобів під час виконання i -го замовлення із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, т.км/зміну (т /зміну).

До множини вартісних $\{\Psi_{\phi}^i\}$ показників виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора належать:

$$\{\Psi_{\phi}^i\} : \Leftrightarrow (\{E^i\} \rightarrow C^i). \quad (4.13)$$

де $\{E^i\}$ – множина експлуатаційних витрат на виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, грн; C^i – собівартість виконання i -х замовлень із доставки

зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, грн/т (грн/т.км).

При цьому, собівартість C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора визначається за формулою:

$$C^i = \frac{\{E^i\}}{W^i \vee Q^i} = \frac{C_z^i + C_{пмм}^i + C_a^i + C_{тор}^i + C_{ш}^i + C_n^i}{W^i \vee Q^i}, \quad (4.14)$$

де C_z^i – витрати на зарплату водіїв, грн; $C_{пмм}^i$ – витрати на паливно-мастильні матеріали, грн; C_a^i – амортизаційні відрахування, грн; $C_{тор}^i$ – витрати на технічне обслуговування та ремонт транспортних засобів, грн; $C_{ш}^i$ – витрати на відновлення шин, грн; C_n^i – накладні витрати, грн.

Рациональними r -ми транспортними засобами (Ca_r^i) з-поміж доступних у автотранспортному підприємстві для заданих умов виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, вважаються ті, які задовольняють умову:

$$Rational \langle Ca_r^i | V_j \rangle = C^i \Rightarrow \min. \quad (4.15)$$

Рациональні r -і транспортні засоби (Ca_r^i) визначаються на етапах виконання планування транспортних процесів доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Водночас, для якісного планування зазначених процесів слід прогнозувати собівартість C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, що є досить трудомістким процесом. Проблема зазначеного прогнозування є, очевидно, складною так як на неї впливає багато чинників та досить складно передбачити витрату палива (SFC_{pi}) , а транспортні

процеси відбуваються у специфічних виробничих умовах. Отже, якісне виконання вибору раціональних транспортних засобів для виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора потребує розроблення відповідної комп'ютерної моделі, яке базуватиметься на запропонованому методі із використанням обґрунтованої моделі RF випадкового лісу для прогнозування витрат (SFC_n) палива транспортними засобами.

4.2 Алгоритм та комп'ютерна модель вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур на основі машинного навчання

Використання інтелектуальних інформаційних систем (ІС) для підтримки прийняття рішень у проектах логістичних системах набуває все більшої популярності [23; 45; 106; 132]. При цьому використання алгоритмів машинного навчання є одним із найбільш перспективним напрямів підвищення ефективності проектів доставки вантажів [23; 45]. Часто в логістичних системах окремі завдання вирішуються на основі інтуїції та досвіду менеджерів. Такий підхід може призводити до нерациональних рішень, оскільки не враховує багато взаємопов'язаних чинників, які неможливо повністю урахувати без використання інтелектуальних систем. Однією з управлінських задач, що вирішують менеджери проектів доставки насіння зернових культур є планування витрат ресурсів. Існує чимало критеріїв планування ресурсів при виконанні робіт у проектах доставки вантажів, одним із яких є зниження витрат на транспортний процес. З цієї точки зору доцільно враховувати витрату палива транспортними засобами як основної складової формування бюджету проектів доставки насіння зернових культур, що значною мірою зумовлюються специфічним виробничими складовими проектного середовища. Аналітичні моделі не можуть охопити усю множину

виробничих умов, на відміну від моделей машинного навчання. Проте їх використання в інтелектуальних інформаційних системах для прийняття управлінських рішень вимагає специфічних знань та обґрунтування архітектури, а також створення великої бази даних, що описують досліджувані проекти.

Розробка ІС, що використовує модель машинного навчання, має свою специфіку. Така система складається із двох субсистем, що взаємодіють між собою [41; 42]. Перша передбачає роботу з даними, а саме збір та обробку даних, розробку моделі машинного навчання та оцінку її точності. Друга забезпечує інтеграцію моделі у алгоритми для прийняття управлінського рішення та взаємодію користувача з ІС.

Базуючись на цій концепції було розроблено архітектуру ІС для планування ресурсів у проектах транспортування насіння зернових культур (рис. 4.4).

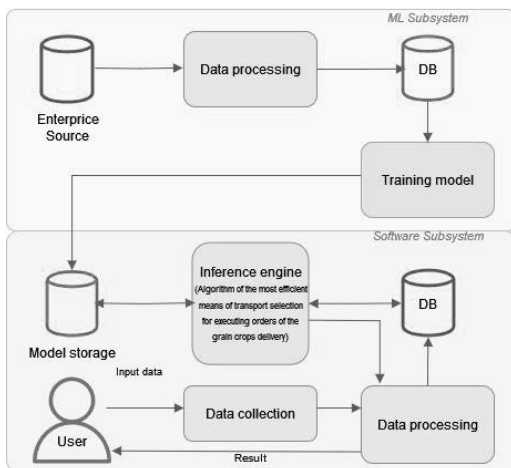


Рисунок 4.4 – Архітектура ІС для планування ресурсів у проектах транспортування насіння зернових культур

Як представлено на рисунку 4.4, початковим етапом формування субсистеми машинного навчання є робота з існуючими даними транспортних підприємств, які реалізують відповідні проекти. Аналіз баз даних цих підприємств щодо попередньо реалізованих проектів транспортування насіння зернових культур дозволив встановити наступне. Для вирішення управлінської задачі прогнозування витрат пального (FFC_r) r -ми транспортними засобами у проектах доставки зернових культур потрібно використовувати дані підприємства (Enterprise Source) з наступними атрибутами:

- 1) vehicle_brand – марка транспортного засобу;
- 2) type_cargo – вид вантажу;
- 3) total_distance – загальна відстань доставки, км;
- 4) actual_fuel_consumption – фактичні витрати палива, літрів;
- 5) specific_fuel_consumption – питомі витрати палива, літрів/100км;
- 6) freight_traffic – вантажообіг, т.км;
- 7) cargo_volume – обсяг вантажу, тон.

Для виконання прогнозування було застосовано модель RF випадкового лісу, що виявилась найбільш ефективною для прогнозування витрат палива транспортними засобами [136; 137]. Модель було створено за допомогою бібліотека Scikit-learn на мові програмування Python. Модель RF випадкового лісу було використано із параметрами: test_size = 0.2, random_state = 42, n_estimators = 60, min_samples_split=2, max_depth=6), що забезпечило відносну помилку отриманих результатів 4,6% із стандартним відхилення $\pm 0,1$ та загальним часом машинного навчання 4,8с.

Після досягнення оптимальних показників прогнозування, збережену модель RF випадкового лісу було інтегровано в алгоритм, що базується на методі вибору раціональних транспортних засобів для виконання проектів із доставки насіння зернових культур [115]. Запропонований алгоритм планування ресурсів, зокрема вибору транспортних засобів, у проектах транспортування насіння зернових (рис 4.5) передбачає виконання 12 кроків.

Крок 2 – 4. Користувачі (проектні менеджери) виконують формування бази із історичними даними виконання проектів із доставки зернових культур. При цьому відносно кожного виконаного проекту фіксується:

- марка транспортного засобу;
- вид вантажу;
- загальна відстань доставки, км;
- фактичні витрати палива, літрів; питомі витрати палива, літрів/100км;
- вантажообіг, т.км;
- обсяг транспортованого вантажу, тон.

На підставі інформації наданої сільськогосподарськими підприємствами під час реалізації проектів фіксується:

- 1) територіальне розташування вантажу (населений пункт, зернотік, поле тощо);
- 2) характеристики вантажу (M_{γ_c}).

За даними автотранспортного підприємства отримуються характеристики (M_{γ_r}) транспортних засобів доступних для доставки зернових культур. Після цього із використанням Google Maps виконується формування матриць відстаней (M_{Li}) та швидкостей руху (M_{Vi}) для доступних транспортних засобів.

Початковими даними для вибору раціональних транспортних засобів для виконання проектів доставки зернових культур є доступні r -ті транспортні засоби (Ca_r^i) та їх кількість, а також характеристики (I_{ni}) i -х замовлень на доставку зернових культур.

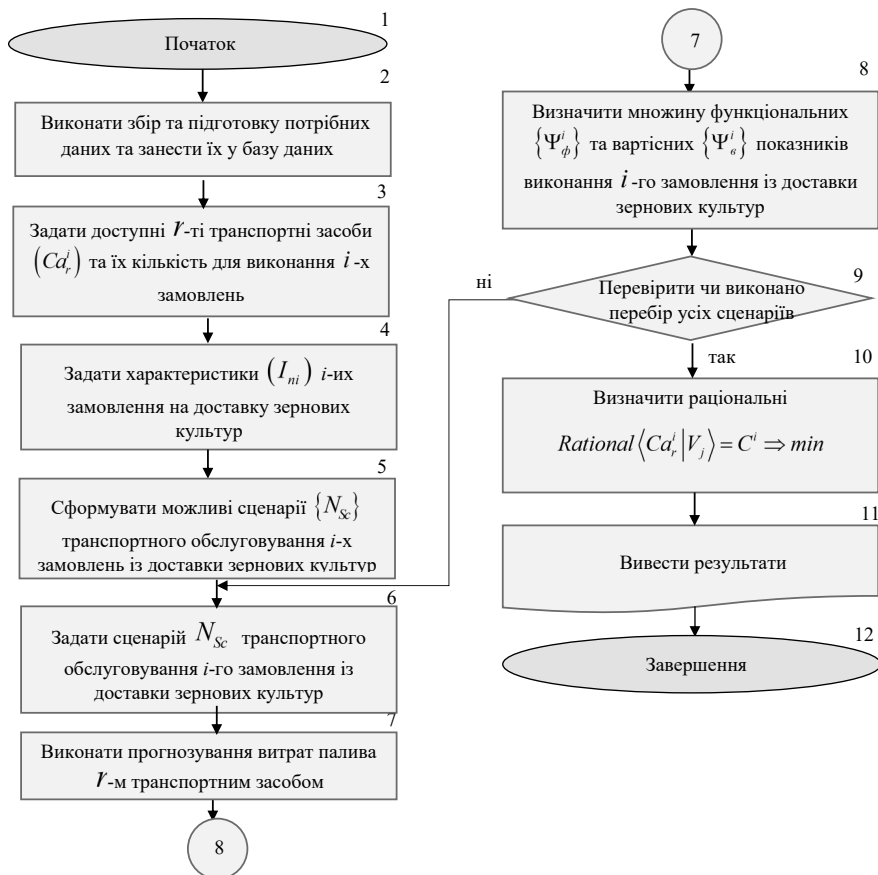


Рисунок 4.5 – Алгоритм вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Крок 5-7. Формуються усі можливі сценарії $\{N_{se}\}$ виконання проектів для яких за допомогою моделі RF випадкового лісу прогнозується питома витрата палива транспортним засобом.

Крок 8-9. На підставі отриманих даних отримують наступні показники для усіх можливих сценаріїв реалізації проектів доставки зернових культур:

- сумарний пробіг L_i транспортних засобів під час виконання i -го проекту, км;
- сумарний обсяг Q_i транспортованого вантажу під час виконання i -го проекту, т;
- вантажообіг W_i під час виконання i -го проекту, т.км;
- сумарні витрати палива g_{ni} під час виконання i -го проекту, літрів;
- продуктивність P_i транспортних засобів під час виконання i -го проекту, т.км/зміну (т /зміну);
- собівартість C^i виконання i -х проєктів, грн/т (грн/т.км, грн/км);
- усі можливі сценарії зберігаються у окремий файл Result_opt.xlsx.

Крок 10-11. Визначаються раціональні сценарії ($Rational(Ca_r^i | V_j)$) із мінімальних бюджетом виконання проєктів за доступних ресурсів. Результати зберігаються у окремий файл Result_planning.xlsx. Крім того передбачено візуалізацію результатів вибору транспортних засобів для реалізації проєктів транспортування насіння зернових (окремий побудований графік та таблиця у вікні ПС).

Для пришвидшення процесу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових розроблено відповідну ПС, яка написана на мові Python 3.9. Робоче вікно користувачів запропонованої ПС наведено на рис. 4.6.

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Rational means of transport

The choice of rational means of transport

Tue Jul 26 13:40:05 2022

Cars are available

Car #1	DAF_FT_XF_105	Availability of cars #1, units	2
Car #2	DAF_XF_105_460	Availability of cars #2, units	1
Car #3	KAMA3_45143_012_15	Availability of cars #3, units	2
Car #4	DAF_XF95_480	Availability of cars #4, units	1
Car #5	MA3_543205_020	Availability of cars #5, units	1

Order for transportation of seeds of grain crops

	Distance, km	Cargo volume, tons	Type of cargo	Priority
Agricultural enterprise No. 1	25	10	Пшениця	1
Agricultural enterprise No. 2	46	22	Ріпак	2
Agricultural enterprise No. 3	53	20	Жито	3
Agricultural enterprise No. 4	32	12	Пшениця	1
Agricultural enterprise No. 5	64	20	Ячмінь	2

CARS INFORMATION
CALCULATE
RESET
EXIT

Results of the choice of rational means of transport

Aggr. (No.)	1
Vehicle(mark)	DAF_FT_XF_105
Distance(km)	25.0
Cargo_volume(ton)	10.0
Cargo_circulation(ton.km)	250.0
Spec_fuel(liters/100km)	30.2
Total_fuel(liters)	7.5
Cost(USD/km)	16.5
Name:	6, dtype: object
Aggr. (No.)	4
Vehicle(mark)	DAF_FT_XF_105
Distance(km)	20.0
Cargo_volume(ton)	12.0
Cargo_circulation(ton.km)	240.0
Spec_fuel(liters/100km)	38.1
Total_fuel(liters)	12.5
Cost(USD/km)	21.5
Name:	8, dtype: object
Aggr. (No.)	3
Vehicle(mark)	DAF_XF_105_460
Distance(km)	53.0
Cargo_volume(ton)	20.0
Cargo_circulation(ton.km)	1060.0
Spec_fuel(liters/100km)	46.5
Total_fuel(liters)	24.7
Cost(USD/km)	25.5
Name:	12, dtype: object
Aggr. (No.)	2
Vehicle(mark)	MA3_543205_020
Distance(km)	46.0
Cargo_volume(ton)	22.0
Cargo_circulation(ton.km)	1012.0
Spec_fuel(liters/100km)	52.4
Total_fuel(liters)	24.1
Cost(USD/km)	28.8
Name:	31, dtype: object
Aggr. (No.)	5
Vehicle(mark)	MA3_543205_020
Distance(km)	62.0
Cargo_volume(ton)	20.0
Cargo_circulation(ton.km)	1240.0
Spec_fuel(liters/100km)	56.5
Total_fuel(liters)	35.1
Cost(USD/km)	31.1
Name:	34, dtype: object

Information about the cars

CARS	CODE	CARGO (tons)
DAF_FT_XF_105	1	25
DAF_FT_CF_85_410	2	23.5
DAF_FT_XF_105_460	3	25
DAF_XF_105_460	4	25
KAMA3_45143_012_15	5	22
DAF_XF95_480	6	25
DAF_XT95_430	7	23.5
DAF_CF85_410	8	23.5
DAF_CF85_430	9	23.5
MA3_543205_020	10	23.5
DAF_CF85	11	23.5
FREIGHLINER	12	25
DAF_85_300	13	20.8
DAF_95_380	14	25
DAF_FTXF_105_410	15	25
Mercedes_Atego818	16	2.32

Рисунок 4.6 – Вікно комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Користувачі розробленої комп'ютерної моделі (диспетчери автотранспортних підприємств) насамперед виконують формування бази із даними про виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за попередні періоди. При цьому відносно кожного виконаного транспортного замовлення фіксується:

120

марка транспортного засобу (DAF 85.300, DAF 95.380, DAF CF85, DAF CF85.410, DAF CF85.430, DAF FT CF 85.410, DAF FT XF 105, DAF FT XF 105.410, DAF FT XF 105.460, DAF FT95.430, DAF XF 105.460, DAF XF95.480, Freightliner FLC-120, Mercedes-Benz Atego818, КАМАЗ 45143-012-15, МАЗ 543205-020); вид вантажу (жито, зерно, зернопродукти, зерносуміш, кукурудза, овес, просо, пшениця, кукурудза, ріпак, ріпак/пшениця, соя, соя в багах, ячмінь); загальна відстань доставки, км; фактичні витрати палива, літрів; питомі витрати палива, літрів/100 км; вантажообіг, т.км; обсяг транспортованого вантажу, тон.

На підставі використання обґрунтованої моделі RF випадкового лісу виконано прогнозування питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Нами виконано порівняння реальних (дані підприємства) та прогнозованих питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Встановлено, що середньоквадратична помилка (MSE) прогнозу питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора становить:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (g_{pi} - g_{ni})^2}{n} = 24.29, \quad (4.16)$$

де g_{pi}, g_{ni} – реальні та прогнозовані питомі витрати палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, літрів/100км; n – загальна кількість помилок, од.

На підставі значення MSE визначаємо середньоквадратичну помилку (RMSE) прогнозу питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, яка становить:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (g_{pi} - g_{ni})^2}{n}} = 3.49. \quad (4.17)$$

Середньоквадратична відсоткова помилка (RMSPE) прогнозу питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора становить:

$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{g_{pi} - g_{ni}}{g_{pi}} \right)^2}{n}} \cdot 100\% = 8.09\%. \quad (4.18)$$

Середня абсолютна відсоткова помилка (MAPE) прогнозу питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора становить:

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{g_{pi} - g_{ni}}{g_{pi}} \right)}{n} \cdot 100\% = 4.6\%. \quad (4.19)$$

Отже, отримані результати свідчать про достатню точність моделі RF випадкового лісу для прогнозування питомих витрат палива (SFC_{ri}) r -ми транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Запропонована комп'ютерна модель для вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора перевірена на адекватність із використанням парного t -критерію.

З метою проведення перевірки на адекватність запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора порівнювали кількісні значення собівартості C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, які для однакових виробничих умов отримано у підприємства (м. Луцьк, Волинська область) та за результатами виконання відповідних комп'ютерних експериментів. Результати перевірки на адекватність запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора подано у табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати перевірки на адекватність запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Сценарій виконання i -х замовлень із доставки зернових культур	Собівартість C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур, грн/км		Різниця $(x_{2n} - x_{1n})$
	Фактичні дані підприємства, x_{1n}	Комп'ютерні експерименти, x_{2n}	
1	2	3	4
Марка ТЗ – DAF-FT-XF-105. Вид вантажу – пшениця. Сумарний пробіг ТЗ – $L_i = 25$ км. Сумарний обсяг транспортованого вантажу $Q_i = 10$ т.	17,1	16,5	-0,6

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4
Марка ТЗ – DAF-FT-XF-105. Вид вантажу – ріпак. Сумарний пробіг ТЗ – $L_i=32$ км. Сумарний обсяг транспортованого вантажу $Q_i=12m$.	20,5	21,5	1,0
Марка ТЗ – DAF-XF-105-460. Вид вантажу – жито. Сумарний пробіг ТЗ – $L_i=53$ км. Сумарний обсяг транспортованого вантажу $Q_i=20m$.	25,3	25,6	0,3
Марка ТЗ – МАЗ-543205-020. Вид вантажу – пшениця. Сумарний пробіг ТЗ – $L_i=46$ км. Сумарний обсяг транспортованого вантажу $Q_i=22m$.	29,6	28,8	-0,8
Марка ТЗ – МАЗ-543205-020. Вид вантажу – ячмінь. Сумарний пробіг ТЗ – $L_i=62$ км. Сумарний обсяг транспортованого вантажу $Q_i=20m$.	30,6	31,1	0,5

На підставі виконаної перевірки на адекватність запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора встановлено, що реальні дані собівартості C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур та дані отримані у результаті проведення відповідних комп'ютерних експериментів відхиляються у допустимих межах. Зокрема, порівнювана собівартість C^i виконання i -х замовлень із доставки зернових культур, яка отримана із використанням запропонованої прикладної комп'ютерної моделі та отримана у реальних виробничих умовах підприємства не перевищує допустимих значень, які коливаються у межах 0,3...1,0 грн/км, або ж 1,1...4,7%. Це свідчить про можливість використання запропонованої прикладної комп'ютерної моделі у автотранспортних підприємствах для вибору

раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

4.3 Результати моделювання використання транспортних засобів під час виконання замовлень із доставки зернових культур на основі машинного навчання

Для дослідження закономірностей та отримання додаткової інформації про використання транспортних засобів підприємства під час виконання замовлень із доставки зернових культур було змодельовано транспортний процес використовуючи алгоритм та комп'ютерну модель наведену у п. 4.2.

До параметрів, що варіювалися під час виконання замовлень із доставки зернових культур належать марка транспортного засобу, загальна відстань доставки та обсяг транспортованого вантажу. Моделювання було проведено для кожного із п'ятнадцяти транспортних засобів підприємства вантажністю понад 20,8 т. Значення відстані доставки обрано з врахуванням того, що більшість транспортних замовлень ТОВ підприємства не перевищують 100 км загальної віддалі (п. 3.2). Обсяг транспортованого вантажу варіюється з врахуванням норми габаритно-вагового контролю транспортних засобів в Україні [138]. Мінімальні, максимальні значення та кроки варіювання параметрів наведені у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Рівні параметрів моделювання використання транспортних засобів під час виконання замовлень із доставки зернових культур

Назва параметра	Мінімальне значення	Максимальне значення	Крок варіювання
Марка автомобіля (кодоване значення)	1	15	1
Відстань, км	10,0	100,0	10,0
Обсяг вантажу, т	5,0	22,5	2,5

В результаті проведеного моделювання в розрізі марок транспортних засобів отримано наступні показники:

- вантажобіг під час виконання замовлень з доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, т.км;
- сумарні витрати палива під час виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, літрів;
- питомі витрати палива під час виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, л/100 км;
- собівартість виконання замовлень під час виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, грн/км.

Результати моделювання проведених експериментів подано у таблиці Г.1 (див. додаток Г).

З метою аналізу та виявлення спільних ознак у досліджуваних об'єктів, було застосовано метод ієрархічного кластерного аналізу. Кластерний аналіз дозволяє розділити, отриману шляхом експериментальних досліджень, вибірку на підмножини, які називаються кластерами, таким чином, щоб кожен кластер складався зі схожих об'єктів, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися. Результатом даного аналізу є побудова дендрограми, що дозволяє графічно представити послідовність об'єднання досліджуваних об'єктів у кластери.

Об'єднання транспортних засобів у кластери проведено на основі, отриманих в процесі моделювання, значень питомих витрат палива. Під час аналізу встановлено, що найбільш ефективним способом побудови дендрограми для конкретних даних є метод Уорда. На противагу іншим методам кластерного аналізу для оцінки відстаней між кластерами, метод Уорда використовує методи дисперсійного аналізу. Алгоритм даного методу на кожному кроці об'єднує такі два кластери, які призводять до мінімального

збільшення цільової функції, тобто внутрішньогрупової суми квадратів [139;140].

Ієрархічний кластерний аналіз марок транспортних засобів підприємства було проведено з використанням програмного пакету для статистичного аналізу Statistica 14.0.0 [141]. Виявлені зв'язки в середині масиву даних дозволили згрупувати моделі транспортних засобів підприємства. В результаті проведеної кластеризації було сформовано 5 кластерів, які мають найбільш типову для кластера зміну питомих витрат палива за заданих умов. Результати ієрархічного кластерного аналізу представлено у вигляді дендрограми на Рисунку 4.7. Отримані групи транспортних засобів (табл. 4.3) слугували основою для подальшого кореляційно-регресійного аналізу.

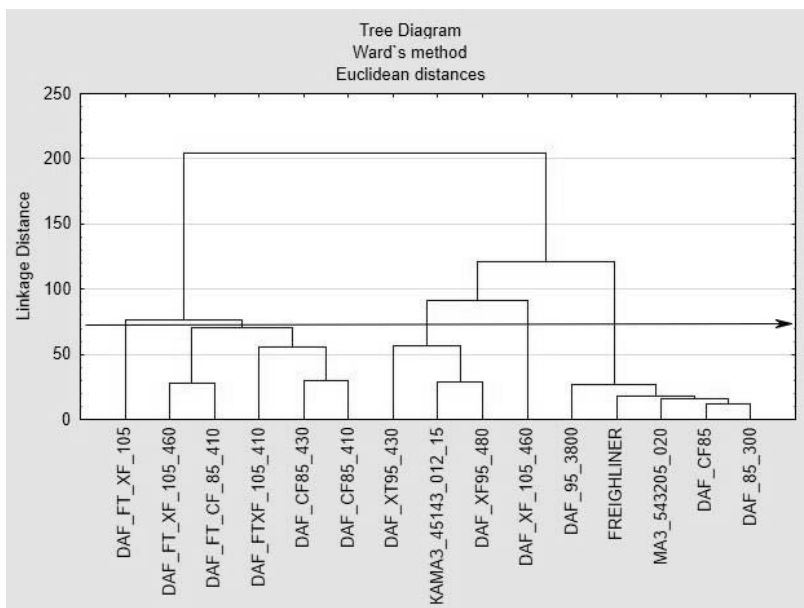


Рисунок 4.7 – Дендрограма об'єднання кластерів методом Уорда

Таблиця 4.3 – Групи транспортних засобів сформовані на основі дендрограми за методом Уорда

Назва групи	Марка транспортного засобу
Група А	DAF 85 300
	DAF 95 3800
	DAF CF85
	FREIGHTLINER
	MAZ 543205 020
Група Б	DAF CF85 430
	DAF CF85 410
	DAF FT CF 85 410
	DAF FT XF 105 460
	DAF FTXF 105 410
Група В	DAF XF 105 460
Група Г	DAF FT XF 105
Група Д	DAF XF95 480
	DAF XT95 430
	KAMAZ 45143 012 15

Застосування кореляційно-регресійного аналізу до змодельованих даних дозволяє підвищити ступінь точності аналізу та виявити можливі недоліки попереднього аналізу [142]. Метод кореляційно-регресійного аналізу вирішує наступні завдання:

1) визначити характер і тісноту зв'язку між:

- питомими витратами палива транспортними засобами та обсягом вантажу;
- собівартістю 1 км виконаного замовлення транспортними засобами та обсягом вантажу;
- загальними витратами палива транспортними засобами від та вантажообігом;
- собівартістю 1 км виконаного замовлення та питомими витратами палива транспортними засобами;

2) виявити та кількісно виміряти ступінь впливу обсягу вантажу, відстані замовлення та їх комплексу на величину собівартості 1 км виконаного замовлення;

3) сформувати апроксимуючі функції для вищевказаних залежностей та надати рекомендації для діяльності підприємства.

Для визначення характеру та тісноти зв'язку проведено однофакторний аналіз, основною метою якого є оцінка величини впливу конкретного фактора на досліджуваний відгук.

Оскільки виявлені залежності є нелінійними, то для їх апроксимації застосовують функцій у вигляді простих аналітичних виразів, що мають цілком визначену асимптотичну поведінку та можуть описувати нелінійні залежності різного характеру, а саме логарифмічну, степеневу, експоненціальну, гіперболічну та поліноміальну. Параметри функцій цих залежностей визначають методом найменших квадратів. Застосування методу найменших квадратів передбачає підбір параметрів апроксимуючої функції таким чином, щоб сума квадратів відхилень досліджуваних точок (значень функції $f(x)$) від апроксимуючої кривої була мінімально можливою. Також під час вибору виду апроксимуючої функції враховують вигляд графіка залежності, точність апроксимації, асимптотичну поведінку апроксимуючої функції та зручність її подальшого використання. При правильному підборі параметрів теоретичної функції середнє значення цих відхилень завжди буде близьким до нуля, а стандарт може служити мірою точності апроксимації. Враховуючи це необхідно розглянути всі можливі варіанти та обрати вид функціональної залежності на підставі найвищого рівня кореляції та найменшої середньо-квадратичної помилки.

Беручи до уваги змодельовані дані щодо обсягу вантажу, відстані транспортування, вантажообігу, загальних та питомих витрат палива, собівартості 1 км виконаного замовлення на наступному етапі було отримано необхідні залежності (табл. 4.4-4.7) та їх графічне відображення (рисунки 4.8-4.11 для групи А та рисунки Г.1-Г.20 у додатку Г.)

Аналіз встановленої залежності (табл. 4.3) між питомою витратою палива транспортними засобами та обсягом вантажу свідчить про наявність тісного зв'язку між параметром та відгуком. Для усіх груп взаємозв'язок

апроксимується нелінійною функцією, а саме поліноміальною або експоненціальною. Зокрема для транспортних засобів групи А (рис. 4.8) було виявлено стрімке зростання питомої витрати палива під час доставки зернових культур обсягом до 7 т та 15-21 т від сільськогосподарських підприємств до елеватора. При цьому питома витрата палива практично залишається не змінною для вантажів обсягом 8-14 т та становить 44-45 л/100км.

Схожу динаміку спостерігаємо між собівартістю 1 км виконаного замовлення та обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Взаємозв'язок у групах транспортних засобів описується поліноміальною або експоненціальною функціями (табл. 4.5). Графічно отриману залежність для транспортних засобів групи А представлено на рисунку 4.9. Для автомобілів даної групи є характерним зростання собівартості 1 км виконаного замовлення при доставці вантажу обсягом до 8т, а також від 14 до 21т, при повному завантаженні спостерігаємо зниження витрат. Для обсягу вантажу 8 – 13т витрати на транспортування залишаються на рівні 14 грн/км.

Таблиця 4.4 – Математичні залежності зміни питомих витрат палива транспортними засобами від обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп

Назва групи	Вид залежності	Коефіцієнт детермінації	Коефіцієнт кореляції	Середньо-квадратична помилка
1	2	3	4	5
А	Поліноміальна $f(x) = -0.0029x^4 + 0.1672x^3 - 3.3625x^2 + 29.0729x - 48.3493$	0.8951	0.9466	2.295
Б	Поліноміальна $f(x) = -0.0019x^4 + 0.1119x^3 - 2.3142x^2 + 20.6997x - 23.3226$	0.7152	0.8473	3.816

Продовження таблиці 4.4

В	Поліноміальна $f(x) = -0.0020x^5 + 0.1435x^4 - 3.8445x^3 + 47.9619x^2 - 272.6523x + 593.8825$	0.8894	0.9468	3.036
Г	Експоненціальна $f(x) = 24.8579e^{0.0244x}$	0.7983	0.8949	2.477
Д	Поліноміальна $f(x) = -0.0004x^5 + 0.0244x^4 - 0.6306x^3 + 7.7557x^2 - 44.4823x + 133.7142$	0.5993	0.7795	4.359

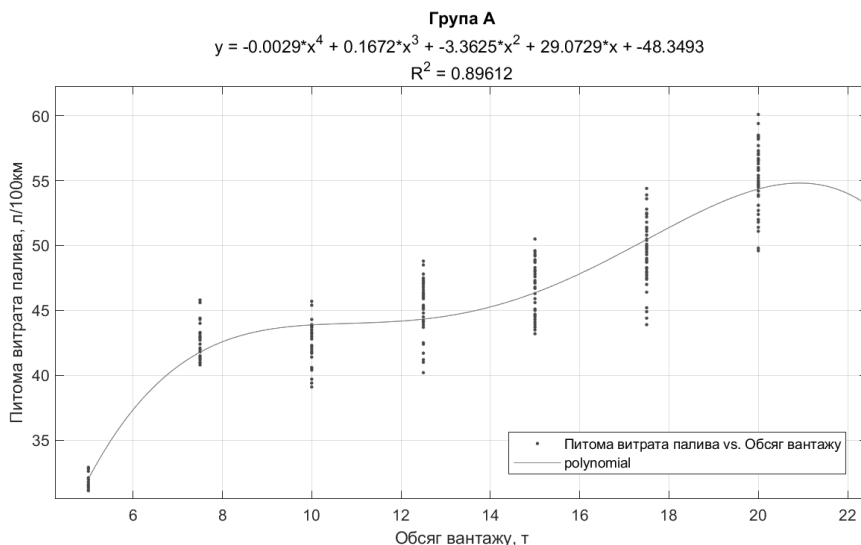


Рисунок 4.8 – Залежність питомих витрат палива транспортними засобами групи А від обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Таблиця 4.5 – Математичні залежності собівартості 1 км виконаного замовлення транспортними засобами від обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп

Назва групи	Вид залежності	Коефіцієнт детермінації	Коефіцієнт кореляції	Середньо-квадратична помилка
1	2	3	4	5
А	Поліноміальна $f(x) = -0.0016x^4 + 0.0919x^3 - 1.8490x^2 + 15.9918x - 26.6186$	0.8957	0.9470	1.259
Б	Поліноміальна $f(x) = -0.0011x^4 + 0.0616x^3 - 1.2730x^2 + 11.3784x - 16.0710$	0.7145	0.8470	2.096
В	Поліноміальна $f(x) = -0.0011x^5 + 0.0792x^4 - 2.1210x^3 + 26.46x^2 - 150.4137x + 327.5833$	0.8884	0.9463	1.679
Г	Експоненціальна $f(x) = 13.6658e^{0.244x}$	0.7944	0.8927	1.378
Д	Поліноміальна $f(x) = -0.0002x^5 + 0.0133x^4 - 0.3437x^3 + 4.2257x^2 - 24.2310x + 73.0436$	0.5999	0.7799	2.399

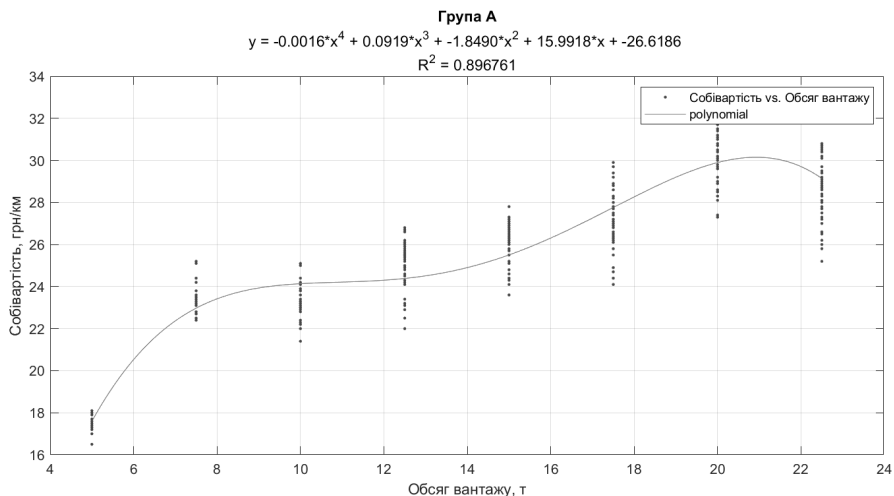


Рисунок 4.9 – Залежність собівартості 1 км виконаного замовлення транспортними засобами групи А від обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Проаналізувавши взаємозв'язок загальних витрат палива під час доставки зернових культур від вантажообігу було виявлену степеневу функціональну залежність для усіх груп транспортних засобів (табл. 4.6). До того ж, як свідчить аналіз закономірностей (рис. 4.10), максимальні загальні витрати палива відповідають максимальному вантажообігу.

Таблиця 4.6 – Математичні залежності загальних витрат палива транспортними засобами від вантажообігу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп

Назва групи	Вид залежності	Коефіцієнт детермінації	Коефіцієнт кореляції	Середньо-квадратичне відхилення
А	Степенева $f(x) = 3.4785x^{0.3823} - 15.9979$	0.823	0.9077	5.662
Б	Степенева $f(x) = 1.2852x^{0.4834} - 7.3855$	0.8285	0.9107	4.964
В	Степенева $f(x) = 3.5996x^{0.3764} - 16.2708$	0.7298	0.8583	7.298
Г	Степенева $f(x) = 0.9545x^{0.5005} - 5.5352$	0.838	0.9177	4.134
Д	Степенева $f(x) = 1.3285x^{0.4896} - 6.8471$	0.7862	0.8877	6.201

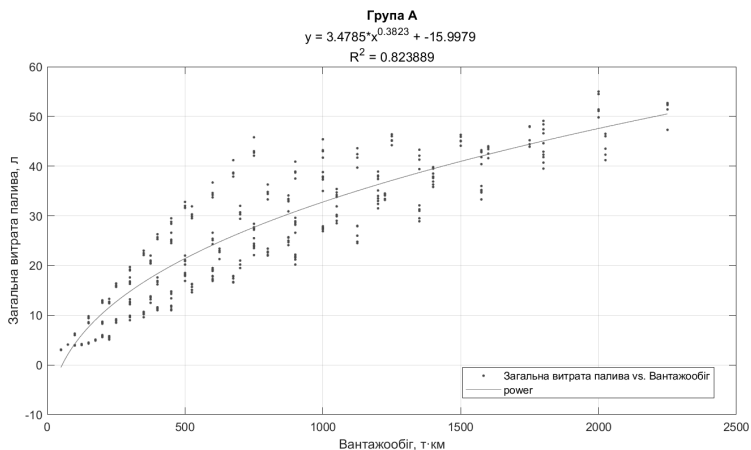


Рисунок 4.10 – Залежність загальних витрат палива транспортними засобами групи А від вантажообігу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Дослідження зв'язку собівартості 1 км виконаного замовлення від питомих витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп показало лінійну або експоненціальну залежність. Висока кореляційна залежність відображає сильний вплив питомих витрат палива на собівартість 1 км виконаного замовлення, що підтверджує важливість їх оптимізації для економічно вигідної діяльності автотранспортного підприємства.

Таблиця 4.7 – Математичні залежності собівартості 1 км виконаного замовлення від питомих витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп

Назва групи	Вид залежності	Коефіцієнт детермінації	Коефіцієнт кореляції	Середньо-квадратична помилка
А	Лінійна $f(x) = 0.5503x - 0.0149$	0.9997	0.9998	0.06548
Б	Степенева $f(x) = 0.5561x^{0.9971}$	0.9996	0.9998	0.07369
В	Лінійна $f(x) = 0.5505x - 0.0377$	0.9998	0.9999	0.07143
Г	Лінійна $f(x) = 0.5506x - 0.0340$	0.9994	0.9997	0.07223
Д	Степенева $f(x) = 0.5467x^{1.0015}$	0.9996	0.9998	0.07109

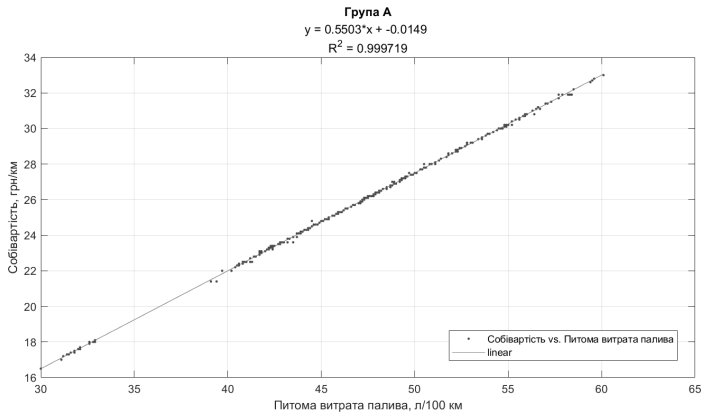


Рисунок 4.11 – Залежність собівартості 1 км виконаного замовлення від питомих витрат палива транспортними засобами групи А під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

На наступному етапі дослідження було проведено двофакторний аналіз для виявлення залежності собівартості 1 км виконаного замовлення транспортними засобами від обсягу вантажу та відстані замовлення під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп. Виявлення залежностей проведено з використанням додатку Curve Fitting Toolbox до пакету MATLAB [144]. Внаслідок проведеного моделювання обчислено параметри апроксимуючих функцій (табл. 4.8) та побудовано їх поверхні (рис. 4.12 та рис. Г.21-Г.25 у додатку Г). Оскільки коефіцієнт множинної кореляції для усіх наведених функцій перевищує 0,8, то можна стверджувати про наявний тісний зв'язок між собівартістю 1 км виконаного замовлення транспортними засобами, обсягом вантажу та відстанню замовлення під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп.

Таблиця 4.8 – Математичні залежності собівартості 1 км виконаного замовлення від обсягу вантажу та відстані замовлення транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора у розрізі груп

Назва групи	Вид залежності	Коефіцієнт детермінації	Коефіцієнт множинної кореляції	Середньо-квадратична помилка
1	2	3	4	5
А	Множинна поліноміальна регресія $f(x,y) = -18.73 + 13.8 \cdot x - 0.268 \cdot y - 1.708 \cdot x^2 + 0.06441 \cdot x \cdot y + 0.002492 \cdot y^2 + 0.08946 \cdot x^3 - 0.003204 \cdot x^2 \cdot y - 0.0004513 \cdot x \cdot y^2 - 9.05e-06 \cdot y^3 - 0.00162 \cdot x^4 + 4.504e-05 \cdot x^3 \cdot y + 9.239e-06 \cdot x^2 \cdot y^2 + 1.287e-06 \cdot x \cdot y^3$	0.9359	0.9685	0.9875
Б	Множинна нелінійна регресія $f(x,y) = 10.4 + 3.982\sqrt{x} - 0.3191\sqrt{y}$	0.7101	0.8436	2.112
В	Множинна локально зважена регресія $f(x,y)$ = обчислена за p , де x нормалізовано за середнім значенням 13,75 і стандартним значенням 5,764, а y нормалізовано за середнім значенням 55 і стандартним значенням 28,9	0.7295	0.8720	2.614
Г	Множинна локально зважена регресія $f(x,y)$ = обчислена за p , де x нормалізовано за середнім значенням 13,75 і стандартним значенням 5,764, а y нормалізовано за середнім значенням 55 і стандартним значенням 28,9	0.8194	0.9165	1.291
Д	Множинна поліноміальна регресія $f(x,y) = 55.06 - 16.83 \cdot x + 0.718 \cdot y + 3.263 \cdot x^2 - 0.2095 \cdot x \cdot y - 0.01003 \cdot y^2 - 0.296 \cdot x^3 + 0.02293 \cdot x^2 \cdot y + 0.001651 \cdot x \cdot y^2 + 5.65e-05 \cdot y^3 + 0.01252 \cdot x^4 - 0.0009852 \cdot x^3 \cdot y - 9.822e-05 \cdot x^2 \cdot y^2 - 7.368e-06 \cdot x \cdot y^3 - 0.0001968 \cdot x^5 + 1.444e-05 \cdot x^4 \cdot y + 1.684e-06 \cdot x^3 \cdot y^2 + 2.645e-07 \cdot x^2 \cdot y^3$	0.6272	0.8085	2.316

$$\begin{aligned}
 S_{\text{км}} = & -18.73 + 13.8 \cdot Q_i - 0.268 \cdot L_i - 1.708 \cdot Q_i^2 + \\
 & + 0.06441 \cdot Q_i \cdot L_i + 0.002492 \cdot L_i^2 + 0.08946 \cdot Q_i^3 - \\
 & - 0.003204 \cdot Q_i^2 \cdot L_i - 0.0004513 \cdot Q_i \cdot L_i^2 - 0.00000905 \cdot L_i^3 - \\
 & - 0.00162 \cdot Q_i^4 + 0,00004504 \cdot Q_i^3 \cdot L_i + \\
 & + 0,000009239 \cdot Q_i^2 \cdot L_i^2 + 0,000001287 \cdot Q_i \cdot L_i^3
 \end{aligned} \quad (4.20)$$

За допомогою апроксимуючої функції 4.20 встановлено закономірність змінювання собівартості 1 км виконаного замовлення від обсягу вантажу та відстані транспортування для транспортних засобів групи А (рис. 4.12).

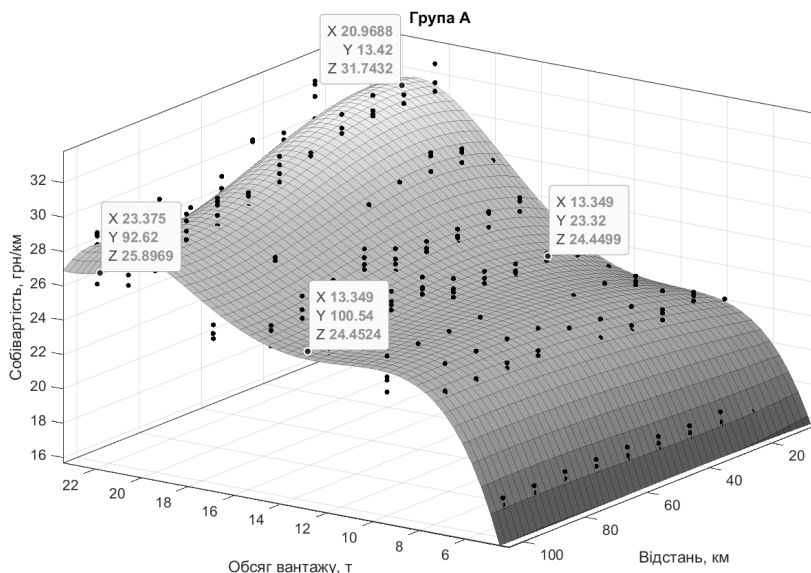


Рисунок 4.12 – Графік поверхні моделі $S_{\text{км}} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної поліноміальної регресії для транспортних засобів групи А

Аналіз встановлених закономірностей показав наступне [143]:

1) собівартість 1 км виконаного замовлення у більшій мірі залежить від обсягу замовлення, ніж від відстані транспортування для усіх груп транспортних засобів;

2) при максимально завантажених транспортних засобах найбільш оптимальні для більшості груп відносно далекі відстані замовлення (група А – 70-90 км, групи Б та Г – понад 80 км, група Д – 80-90 км), винятком є група В – 40-80 км, а також замовлення дальністю до 40 км для групи Д;

3) економічно не вигідними для підприємства є виконання замовлень максимально завантаженими автомобілями груп Б, В, Д та відстанню до 20 км; максимально завантаженими автомобілями групи Д та відстанню 40-70 км; виконання замовлень групою А при завантаженні 18 т на відстані до 20 км, а також замовлень обсягом 12 т групою В на відстань 20-70 км;

4) середні витрати 1 км виконаного замовлення виникають та практично не змінюються із зростанням показників у співвідношенні «обсяг замовлення – відстань» при транспортуванні вантажів обсягом 12 – 16 т для групи А, 11–15 т для групи Б, 13–18 т для групи Г. При цьому середні витрати спостерігаємо для замовлень обсягом 15-17 т та відстанню до 30 км і понад 90 км для транспортних засобів групи Д, а також обсягом 16-20 т і відстанню 50-70 км для групи В.

На підставі отриманих результатів було виявлено, залежності, які свідчать про те, що під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора конкретною групою транспортних засобів існують такі співвідношення обсягу вантажу та відстані транспортування за яких буде досягнута оптимальна собівартість виконання 1 км замовлення.

4.4 Економічна ефективність впровадження моделі вибору раціональних транспортних засобів для доставки зернових культур на основі машинного навчання

Розроблений у дослідженні метод та комп'ютерна модель вибору раціональних транспортних засобів для доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора дає змогу розподілити доступні транспортні засоби підприємства таким чином, щоб мінімізувати витрати на транспортування. Моделювання транспортного процесу даним методом дозволяє не лише зменшити витрати палива при виконанні замовлення, а й скоротити витрати робочого часу на розподіл транспортних засобів між замовленнями.

Вибір транспортних засобів для виконання замовлення підприємство здійснюється шляхом розподілу доступних транспортних засобів за списком. При цьому на підприємстві відсутні принципи підбору транспортного засобу до замовлення.

Таким чином пропонується порівняти традиційний (існуючий на підприємстві) метод вибору транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора та раціональний (розроблений у цьому дослідженні).

З метою визначення економічного ефекту від використання запропонованого методу та доцільності його впровадження порівняння за кожним із цих методів було проведено порівняння витрат підприємства у найбільш піковий двотижневий період виконання замовлень (рис. 4.13) із доставки зернових культур від сільського господарства до елеватора.

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

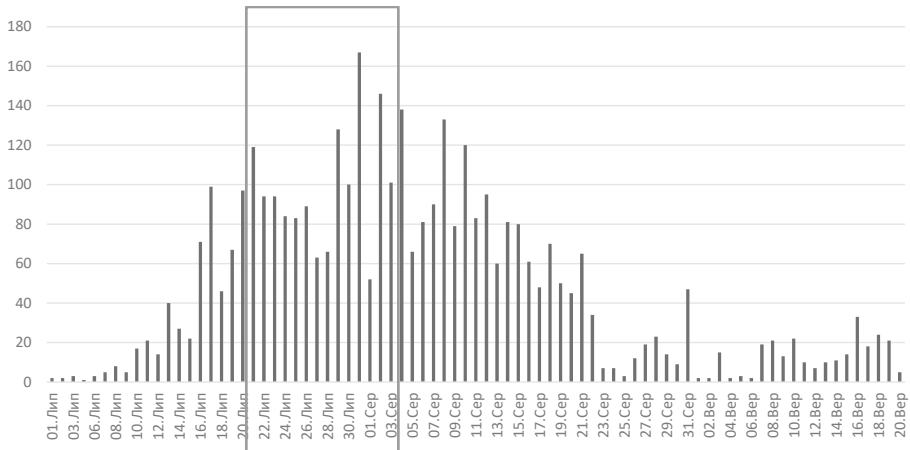


Рисунок 4.13 – Гістограма кількості виконаних замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Економічний ефект від удосконалення організації транспортного процесу доставки зернових культур на етапі транспортування «сільське господарство – елеватор» включає ефект від економії палива E_{en} через вибір найбільш раціонального транспортного засобу для виконання i -замовлення.

Для визначення обсягу економії витрат на паливо від застосування методу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур розраховано різницю між фактичними витратами та можливими витратами.

Ефект від економії палива визначено за наступною формулою:

$$E_{en} = B_m^n - B_p^n \quad (4.21)$$

де B_m^n , B_p^n – відповідно витрати на паливо при традиційному виборі (існуючому на підприємстві) та раціональному виборі за методом, запропонованим у цьому дослідженні, грн.

Розрахунок відповідних витрат коштів на паливо здійснюється за формулами:

$$B_m^n = C_n \cdot \sum_{i=1}^n g_{im}; B_{pg}^n = C_n \cdot \sum_{i=1}^n g_{ip}; \quad (4.22)$$

де C_n – вартість однієї тони пального, грн;

g_{im}, g_{ip} – відповідно загальна витрата палива транспортним засобом для виконання i – замовлення при традиційному та раціональному виборі.

Загальна кількість замовлень у найбільш піковий двотижневий період виконання перевезень становить 1522 замовлення. В цей час підприємством було задіяно 72 транспортних засоби 12 марок (табл. 4.9). У процесі моделювання вибору раціональних транспортних засобів було використано аналогічні автомобілі у такій самій кількості. При цьому витрати палива транспортними засобами для виконання цих замовлень становили 61784,41 л, в той час як, прогнозовані витрати палива за методом вибору раціональних транспортних засобів – 59382,42 л. Зниження витрат палива свідчить про більш ефективний вибір транспортних засобів запропонованим методом, у порівнянні з існуючим на підприємстві.

Таблиця 4.9 – Дані про задіяні марки та моделі транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за період 20.07.24 – 02.08.24

Марка та модель транспортного засобу	Кількість задіяних транспортних засобів
DAF FT XF 105	30
DAF FT CF 85.410	14
DAF FT XF 105.460	14
DAF XF 105.460	6
КАМАЗ 45143-012-15	1
DAF XF95.480	1
DAF FT95.430	1
DAF CF85.410	1
DAF CF85.430	1
МАЗ 543205-020	1
DAF CF85	1
DAF FTXF 105.410	1

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

На основі даних про існуючі замовлення підприємства за визначений період було виконано відповідні розрахунки, якими визначено ефект від економії палива. Вартість дизпалива прийнято на рівні 52,8 грн/л.

$$E_{\text{сп}} = (61784,41 - 59382,42) \times 52,8 = 126825,07 \text{ грн}$$

Варто зауважити, що разом із економією витрат палива внаслідок застосування методу вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора знизився середній вантажообіг в розрахунку на 1 транспортний засіб серед представлених марок із 66 277,53 ткм до 52 065,45 ткм у досліджуваному періоді, що свідчить про більшу рівномірність розподілу замовлень між марками автомобілів (рис. 4.14).

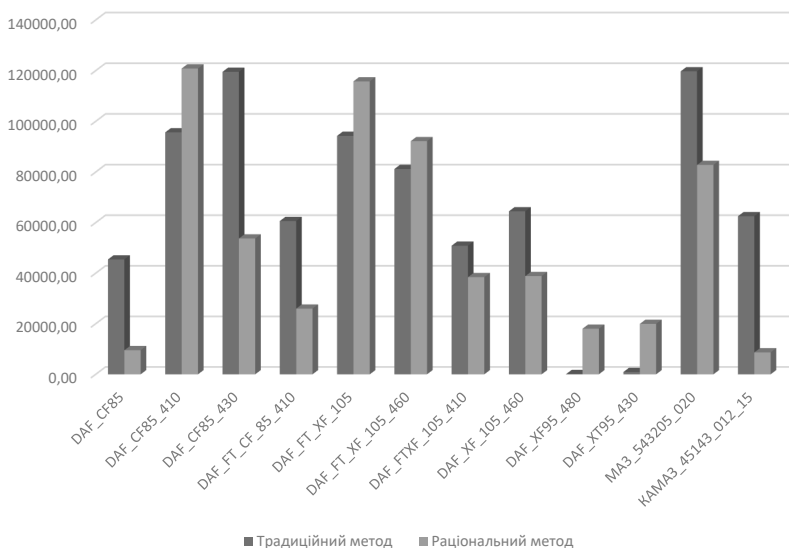


Рисунок 4.14 – Вантажообіг 1 транспортного засобу при виконанні замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за традиційним та раціональним методами

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Дослідження відстаней виконаних замовлень (рис. 4.15) і транспортним засобом серед представлених марок показало, що діапазон зміни даного показника становив 2,7...100,1 км із середнім значенням 71,3 км до застосування раціонального методу та 28,8...98,0 км із середнім значенням 70,6 км після. Скорочення цього діапазону також свідчить про більш рівномірний розподіл замовлень між марками автомобілів комп'ютерною моделлю, у порівнянні з існуючим підходом на підприємстві.

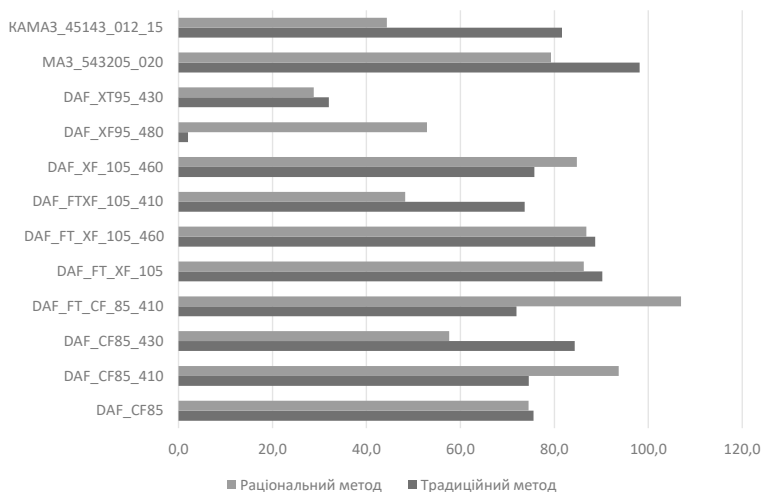


Рисунок 4.15 – Відстань виконаних замовлень транспортними засобами із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за традиційним та раціональним методами

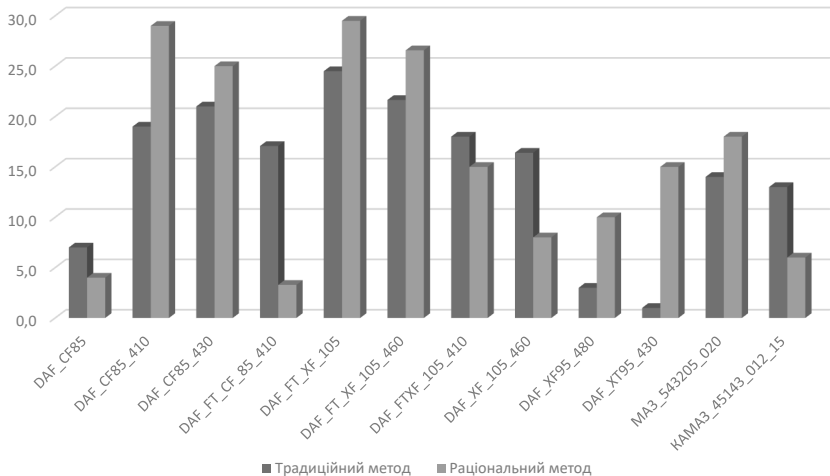


Рисунок 4.16 – Кількість виконаних замовлень 1 транспортним засобом із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за традиційним та раціональним методами

Порівняльний аналіз кількості виконаних замовлень 1 транспортним засобом із представлених марок до та після впровадження раціонального методу (рис. 4.16) дозволив виявити найбільш економічно вигідні марки автомобілів (DAF CF85.410, DAF CF85.430, DAF FT XF 105, DAF FT XF 105.460, MA3 543205-020) для виконання замовлень, на які підприємству рекомендовано звернути увагу при подальшому оновленні парку рухомого складу.

У результаті дослідження було розроблено метод і комп'ютерну модель раціонального вибору транспортних засобів для доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Застосування запропонованого підходу дозволило зменшити витрати палива на 2401,99 л, що забезпечило економічний ефект у 126825,07 грн. за двотижневий піковий період.

Окрім скорочення паливних витрат, було досягнуто:

- більш рівномірного розподілу замовлень між наявними транспортними засобами;
- зменшення середнього вантажообігу на 1 ТЗ;
- виявлення найбільш ефективних моделей авто для перевезень (зокрема, DAF CF85.410, DAF CF85.430, DAF FT XF 105).

Висновки до розділу

1. Розроблено метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, що передбачає виконання трьох етапів із використанням машинного навчання, зокрема обґрунтованої моделі RF випадкового лісу для прогнозування витрат палива транспортними засобами, а також забезпечує врахування множини чинників заданих умов. Метод дозволяє отримати точні результати вибору раціональних транспортних засобів на підставі формування можливих сценаріїв транспортного обслуговування, визначення та порівняння функціональних та вартісних показників використання транспортних засобів у конкретних умовах.

2. На підставі розроблених методу та алгоритму реалізовано комп'ютерну модель, що виконує вибір раціональних транспортних засобів для наявних замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за критерієм мінімальної собівартості.

3. Адекватність запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора перевірено із використанням парного t -критерію. Також встановлено, що реальні дані собівартості виконання замовлень із доставки зернових культур

та дані отримані у результаті проведення комп'ютерних експериментів відхиляються у допустимих межах, а саме: 0,3...1,0 грн/км, або 1,1...4,7 %.

4. Для дослідження закономірностей та виявлення спільних ознак щодо використання транспортних засобів проведено моделювання транспортного процесу, яке дало змогу здійснити групування транспортних засобів методом ієрархічного кластерного аналізу. Для утворених 5 груп транспортних засобів проведено кореляційно-регресійний аналіз, що дозволив встановити тісноту зв'язку та сформувані апроксимуючі функції для залежностей між питомими витратами палива транспортними засобами та обсягом вантажу; собівартістю 1 км виконаного замовлення транспортними засобами та обсягом вантажу; загальними витратами палива транспортними засобами та вантажообігом; собівартістю 1 км виконаного замовлення та питомими витратами палива транспортними засобами.

5. За результатами моделювання використання транспортних засобів виявлено такі співвідношення обсягу вантажу та відстані транспортування, за яких досягається оптимальна собівартість виконання 1 км замовлення під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора конкретною групою транспортних засобів.

6. Економічний ефект від впровадження комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора розраховано залежно від ефекту від економії палива через вибір найбільш раціонального транспортного засобу для виконання замовлення. З'ясовано, що можливий економічний ефект для підприємства, яке використовує дану комп'ютерну модель у двотижневий піковий період виконання замовлень становитиме 126,83 тис. грн. Окрім скорочення паливних витрат, було досягнуто більш рівномірного розподілу замовлень між наявними транспортними засобами; зменшення середнього вантажообігу на один транспортний засіб; а також виявлення найбільш ефективних моделей авто для перевезень (зокрема, DAF CF85.410, DAF CF85.430, DAF FT XF 105).

ВИСНОВКИ

Монографія присвячена вирішенню актуальної науково-прикладної задачі, що полягає у підвищенні ефективності транспортного процесу доставки зернових культур завдяки розробленій моделі та удосконаленому методу, що базуються на використанні методів машинного навчання.

Основні наукові та практичні результати дослідження полягають в наступному:

1. На основі проведеного аналізу стану теорії та практики організації транспортного процесу під час доставки сільськогосподарської продукції виявлено основні тенденції та сформовано напрями підвищення ефективності транспортного процесу доставки зернових культур. Під час дослідження особливостей процесу доставки зернових культур до елеватора було встановлено, що на транспортний процес впливає множина чинників, серед яких вагомими є: техніко-експлуатаційні, дорожні, погодні та людські. Встановлено, що основним напрямом удосконалення транспортного процесу доставки зернових культур є зниження витрат пального транспортними засобами.

2. Проведений аналіз застосування методів машинного навчання під час планування транспортних процесів доставки вантажів та існуючих підходів щодо вибору раціональних транспортних засобів дозволив згрупувати існуючі моделі, виявити їх переваги та недоліки. Встановлено, що під час планування транспортних процесів доставки вантажів найбільш поширеними та достатньо точними є методи машинного навчання, які реалізуються у моделях: GLM узагальненої лінійної регресії, NN штучної нейронної мережі, DT дерева рішень та RF випадкового лісу.

3. Запропонований підхід до застосування методів машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до

елеватора передбачає виконання 6 етапів та забезпечує обґрунтування чотирьох алгоритмічних моделей машинного навчання, з-поміж яких обирається найточніша. Базовим етапом запропонованого підходу є база даних для прогнозування витрат палива транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора, яка формується за результатами попередньо виконаних транспортних процесів із врахуванням виробничих умов.

4. Обґрунтування раціональної моделі прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора виконано на підставі запропонованого підходу та виконання машинного навчання. Це дало можливість створити 4 моделі машинного навчання, а саме: модель GLM узагальненої лінійної регресії, модель NN штучної нейронної мережі, модель DT дерева рішень, модель RF випадкового лісу. На підставі порівняння результатів моделювання із використанням запропонованих моделей встановлено, що найбільш точні результати прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора одержано під час використання моделі RF випадкового лісу на основі агрегації ансамблю з 60 дерев рішень. При цьому абсолютна помилка моделі становить 3,3 л/100км, відносною помилкою – 7,9% та загальним часом машинного навчання – 1,91с.

5. Удосконалений метод вибору раціональних транспортних засобів для виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора передбачає виконання трьох етапів із використанням моделі RF випадкового лісу для прогнозування витрат палива транспортними засобами. Цей метод дозволяє отримати точні результати вибору раціональних транспортних засобів на підставі формування можливих сценаріїв транспортного обслуговування, визначення та порівняння функціональних та вартісних показників використання транспортних засобів у заданих виробничих умовах.

6. На підставі розроблених методу та алгоритму реалізовано комп'ютерну модель, що виконує вибір раціональних транспортних засобів для наявних замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора за критерієм мінімальної собівартості. Встановлено, що запропонована модель є адекватною та відповідає реальним транспортним процесам доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. На відміну від існуючих дозволяє спрогнозувати собівартість транспортування зернових культур та максимально швидко здійснити підбір транспортного засобу для виконання замовлень.

7. На підставі виконаного моделювання процесу доставки зернових культур транспортними засобами встановлено закономірності зміни питомих витрат палива транспортними засобами від обсягу вантажу під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора та виявлено спільні ознаки щодо використання транспортних засобів. Отримані результати дали можливість виконати групування транспортних засобів та встановити, що для кожної групи транспортних засобів існують свої співвідношення обсягу вантажу та відстані транспортування, за яких досягається оптимальна собівартість виконання транспортних робіт.

8. На підставі моделювання транспортного процесу визначено економічну ефективність впровадження запропонованої комп'ютерної моделі вибору раціональних транспортних засобів на підприємстві у двотижневий піковий період виконання замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Встановлено, що економічний ефект за цей період становить 126,83 тис. грн, який досягається за рахунок як пришвидшення розподілу, так і підбору раціональних транспортних засобів для наявних замовлень із доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора.

Отримані результати досліджень призначені для використання менеджерами транспортних підприємств, які організовують доставку

зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора. Використання розробленої моделі, удосконаленого методу та запропонованої комп'ютерної моделі забезпечує пришвидшення прийняття рішень та підвищує ефективність виконання відповідних транспортних процесів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Державна служба статистики України. Статистична інформація. Транспорт [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/menu/menu_u/tr.htm
2. Програма розвитку фермерства України: дотації, програма підтримки молодого фермера, закон про локальне виробництво [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://agropolit.com/spetsproekty/897-programa-rozvitku-fermerstva-ukrayini-dotatsiyi-programa-pidtrimki-molodogo-fermera-zakon-pro-lokalne-virobnitstvo>.
3. Названо ТОП-10 агрохолдингів України за розміром земельного банку [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <http://agroconf.org/content/nazvano-top-10-agroholdingiv-ukrayini-za-rozmirom-zemelnogo-banku>.
4. Обсяг виробництва, урожайність та зібрана площа сільськогосподарських культур за їх видами (2010-2020) / Державна служба статистики [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <http://www.ukrstat.gov.ua>.
5. Аналіз ринку елеваторів в Україні [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://pro-consulting.ua/ua/issledovanie-rynka/analiz-rynka-elevatorov-v-ukraine-v-2016-5-mes-2019-gg>.
6. "Золоте" зерноперевезення / Економічна правда [Електронний ресурс] . Режим доступу до ресурсу: <https://www.epravda.com.ua/rus/columns/2021/02/1/670545/>.
7. В. С. Лукинский, та Н. Г. Плетнёва, *Проблемы формирования прикладной теории логистики и управления цепями поставок*, СПбГИЭУ, 2011.

8. В. В. Аулін, Д. В. Голуб, В. В. Біліченко, А. С. Замуренко, «Формування показників оцінки ефективності транспортного процесу перевезень», *Вісник машинобудування та транспорту*, Вінниця, ВНТУ, № 1(11), С. 4-10, 2020.
9. Н. Шраменко, та В. Шраменко, «Аналіз процесу організації руху вантажопотоків в ланцюгах постачання», *Проблеми з транспортними потоками і напрями їх розв'язання: тези доповідей IV Всеукраїнської науково-теоретичної конференції*, Львів : НУ «ЛП», С.57-58, 2021
10. Д. О. Музицьов, та Н. Ю. Шраменко, «Надійність функціонування ланцюга постачань за доставки вантажів сільськогосподарського призначення», *Збірник тез доповідей VII Міжнародної науково-технічної конференції «Крамаровські читання» з нагоди 113-ї річниці від дня народження доктора технічних наук, професора, члена-кореспондента ВАСГНІЛ, віце-президента УАСГН Крамарова Володимира Савовича (1906-1987) 20-21 лют. 2020 р.*, Київ, С. 260-261, 2020.
11. Д. О. Музицьов, та О. Є. Стебаков, *Щодо питання побудови раціональної технології при перевезенні зернових культур*, ВНТУ, 2014. [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/12360/33> - Музицьов Д.О. Стебаков О.Є..pdf
12. Z. Zhai, J.F. Martínez, V. Beltran, & N.L. Martínez, «Decision Support Systems for Agriculture 4.0: Survey and Challenges», *Comput. Electron. Agric.*, 170, 105256, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105256>.
13. В. Мялковська, «Аналіз критеріїв ефективності вантажовласників при плануванні діяльності», *Матеріали XLVIII науково-технічної конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету (2019)*, Вінниця, 2019. - Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fmt/all-fmt-2019/paper/view/7756> .
14. K. Lamsal, P. Jones, & T., Barrett, *Harvest Logistics in Agricultural Systems with Multiple, Independent Producers and No On-Farm Storage*, 2015. DOI: [10.13140/RG.2.1.5061.3606](https://doi.org/10.13140/RG.2.1.5061.3606)

15. N. Shramenko, D. Myzylyov, & A. Manukian, «Analysis of the grain market in Ukraine and directions for the development of logistics for the transportation of grain cargo», *Technical Service of Agriculture Forestry and Transport*, vol. 18, pp. 70-79, 2020.
16. M. Soysal, J.M. Bloemhof-Ruwaard, & J.G.A.J. van der Vorst, «Modelling food logistics networks with emission considerations: The case of an international beef supply chain», *International Journal of Production Economics*, Volume 152, Pages 57-70, 2014, DOI: [10.1016/j.ijpe.2013.12.012](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.12.012).
17. Є. П. Медведєв, «Сучасний стан та перспективи розвитку транспортного забезпечення при збиранні врожаю пшениці», *Збірник наукових праць ДУІТ. Серія «Транспортні системи і технології»*, Вип.31, 2018.
18. Н. Шраменко, та В. Шраменко, «Напрямки ефективної організації постачання сільськогосподарських вантажів», *Проблеми з транспортними потоками і напрямки їх розв'язання : тези доповідей IV Всеукраїнської науково-теоретичної конференції, 25–26 березня 2021 року*, Львів, С. 64–65, 2021.
19. Tom M. Mitchell, *Machine Learning*, New York: McGraw-Hill, 1997.
20. W. Abdelwahab, & T. Sayed, «Freight mode choice models using artificial neural networks», *Civil Engineering and Environmental Systems*, 16(4), 267-286, 2007, DOI:10.1080/02630259908970267.
21. V.A. Profillidis, & G.N. Botzoris, «Artificial Intelligence—Neural Network Methods», *Modeling of Transport Demand*, 2019, DOI: 10.1016/B978-0-12-811513-8.00008-X .
22. О. В. Григоров, Г. О. Аніщенко, В. В. Стрижак, Н.О. Петренко, О. В. Турчин, А.О. Окунь, та О.Е. Пономарьов, «Штучний інтелект. Машинне навчання», *Автомобіль і електроніка. Сучасні технології = Vehicle and Electronics. Innovative Technologies*, № 15, С. 17-27, 2019.
23. K. Tsolaki, T. Vafeiadis, A. Nizamis, D. Ioannidis, D. Tzovaras, «Utilizing machine learning on freight transportation and logistics applications: A review», *ICT Express*, 2022, DOI: 10.1016/j.ict.2022.02.001.

24. А. Н. Горяинов, «Машинное обучение в логистических и транспортных системах», *Україна – ЄС: проблеми наукової та галузевої інтеграції : Матеріал Всеукр. заоч. наук.-пр. конф.*, Харків: НП «ЦНТ», С. 34-42, 2020.
25. С. Liu et al., «An improved grey neural network model for predicting transportation disruptions», *Expert Systems With Applications*, 2015, DOI: 10.1016/j.eswa.2015.09.052.
26. T. Becker, C. Illigen, B. McKelvey, M. Hülsmann, & K. Windt, «Using an agent-based neural-network computational model to improve product routing in a logistics facility», *International Journal of Production Economics*, Elsevier, vol. 174(C), pages 156-167, 2016.
27. Sjoerd van der Spoel, Chintan Amrit & Jos van Hillegerberg, «Predictive analytics for truck arrival time estimation: a field study at a European distribution center», *International Journal of Production Research*, 2015, DOI: 10.1080/00207543.2015.1064183.
28. N. Servos, X. Liu, M. Teucke, M. Freitag, «Travel Time Prediction in a Multimodal Freight Transport Relation Using Machine Learning Algorithms», *Logistics*, 4, 1, 2020, DOI: 10.3390/logistics4010001
29. AdaBoost Algorithm [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/09/adaboost-algorithm-a-complete-guide-for-beginners/>
30. О. С. Якушенко, Д. О. Шевчук, Д. В. Мединський, «Нейромережева модель для прогнозування часу на виконання транспортної задачі», *Science-Based Technologies*, 49(1), 33-38, 2021, DOI: 10.18372/2310-5461.49.15289
31. A. Tortum, & N. Yayla, & M. Gökdağ, «The modeling of mode choices of intercity freight transportation with the artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system», *Expert Systems with Applications*, 36, 6199-6217, 2009, DOI: 10.1016/j.eswa.2008.07.032.
32. Amir Samimi et al., «A Comparison between Different Data Mining Algorithms in Freight Mode Choice», *American Journal of Applied Sciences*, 14 (2), 204-216, 2017, DOI: 10.3844/ajassp.2017.204.216

33. U. Ahmed, & M.J. Roorda, «Modeling Freight Vehicle Type Choice using Machine Learning and Discrete Choice Methods», *Transportation Research Record*, 2676(2), 541-552, 2022, DOI: 10.1177/03611981211044462
34. M. Rykała, & Ł. Rykała, «Economic Analysis of a Transport Company in the Aspect of Car Vehicle Operation», *Sustainability*, 13, 427, 2021, DOI: 10.3390/su13010427
35. S. Bakhtyar, & L. Henesey, «Freight transport prediction using electronic waybills and machine learning», *Proceedings 2014 International Conference on Informative And Cybernetics For Computational Social Systems, ICCSS*, pp. 128–133, 2014, DOI: 10.1109/ICCSS.2014.6961829.
36. F. Perrotta, T. Parry, & L. C. Neves, «Application of machine learning for fuel consumption modelling of trucks», *2017 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pp. 3810-3815, 2017, DOI: 10.1109/BigData.2017.8258382.
37. A. Schoen, A. Byerly, B. Hendrix, R. M. Bagwe, E. C. d. Santos, & Z. B. Miled, «A Machine Learning Model for Average Fuel Consumption in Heavy Vehicles», *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 7, pp. 6343-6351, July 2019, DOI: 10.1109/TVT.2019.2916299.
38. T. Bousonville, D. C. Kamga, T. Krüger, & M. Dirichs, «Data driven analysis and forecasting of medium and heavy truck fuel consumption», *Enterprise Information Systems*, 2020, DOI: 10.1080/17517575.2020.1856417
39. M. A. Hamed, M. H. Khafagy, & R. M. Badry, «Fuel Consumption Prediction Model using Machine Learning», *International Journal of Advanced Computer Science and Applications(IJACSA)*, 12(11), 2021, DOI: 10.14569/IJACSA.2021.0121146
40. J. Gong, J. Shang, L. Li, C. Zhang, J. He, & J. Ma, «A Comparative Study on Fuel Consumption Prediction Methods of Heavy-Duty Diesel Trucks Considering 21 Influencing Factors», *Energies*, 14, 8106, 2021, DOI: 10.3390/en14238106
41. A. Budzyński, & A. Śladowski, «The Use of Machine Learning to Predict Diesel Fuel Consumption in Road Vehicles», Letnik, T. (ed.) *19th European*

Transport Congress: European Green Deal Challenges and Solutions for Mobility and Logistics in Cities. P. 207-222, 2021.

42. J. Topić, B. Škugor, J. Deur, «Neural Network-Based Prediction of Vehicle Fuel Consumption Based on Driving Cycle Data», Sustainability, 14, 744, 2022, DOI: 10.3390/su14020744

43. A. Świdorski, A. Jóźwiak, & R. Jachimowski, «Operational quality measures of vehicles applied for the transport services evaluation using artificial neural networks», Eksploatacja i Niezawodność – Maintenance and Reliability, 20 (2): 292–299, 2018, DOI: 10.17531/ein.2018.2.16.

44. A. Singh, A. Das, U. K. Bera, & G. M. Lee, «Prediction of Transportation Costs Using Trapezoidal Neutrosophic Fuzzy Analytic Hierarchy Process and Artificial Neural Networks», IEEE Access, vol. 9, pp. 103497-103512, 2021, DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3098657.

45. Kotenko V., «Application of algorithmic models of machine learning to the freight transportation process», Transport Technologies, Volume 3, Number 2, P.10-21, 2022. DOI: <https://doi.org/10.23939/tt2022.02.010>.

46. В.І. Котенко, «Обґрунтування доцільності застосування штучних нейронних мереж для моделювання транспортного процесу постачання сільськогосподарської продукції», Матеріали Х-ої міжнародної науково-технічної інтернет-конференції «Проблеми і перспективи розвитку автомобільного транспорту», 14-15 квітня 2022 року: збірник наукових праць, Вінниця: ВНТУ, С.172-174, 2022.

47. R. Salakhutdinov, «Learning Deep Generative Models», Annual Review of Statistics and Its Application, Vol. 2, Issue 1, pp. 361-385, 2015, DOI: 10.1146/annurev-statistics-010814-020120

48. О. М. Кислова, та К. Б. Бондаренко, «Можливості застосування штучних нейронних мереж в аналізі соціологічної інформації», Вісник Харківського національного університету ім. В.Н. Каразіна. Соціологічні дослідження сучасного суспільства: методологія, теорія, методи, Вип. 26, №891, С. 78-82, 2010.

49. I. H. Witten, E. Frank, & M. A Hall, Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Amsterdam: Morgan Kaufmann, 2011.
50. D. Ni, Z. Xiao, & M.K. Lim, «A systematic review of the research trends of machine learning in supply chain management», Int. J. Mach. Learn. & Cyber, 11, 1463–1482, 2020, DOI: 10.1007/s13042-019-01050-0
51. Top 4 advantages and disadvantages of Support Vector Machine or SVM [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://dhirajkumarblog.medium.com/top-4-advantages-and-disadvantages-of-support-vector-machine-or-svm-a3c06a2b107>
52. S.J. Russel, & P. Norvig, Artificial Intelligence - A Modern Approach, Prentice Hall Inc., New Jersey, 2003.
53. I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, Deep Learning. Adaptive Computation and Machine Learning series, MIT Press, P.800, 2016.
54. M. I. Jordan, & T. M. Mitchell, «Machine learning: Trends, perspectives, and prospects», Science, 349(6245), 255–260, 2015, DOI: 10.1126/science.aaa8415
55. L. Rokach, & D. Maimon, «Data mining with decision trees. Theory and applications (2nd ed)», World Scientific Publishing Company, P. 305, 2015.
56. L. Breiman, Random Forests. Mach. Learn, 45, 5–32, 2001.
57. B. Mahesh, «Machine Learning Algorithms - A Review», vol. 9, 1 ed: International Journal of Science and Research (IJSR), p. 7, 2020.
58. P. Cunningham, & S. Delany, k-Nearest neighbour classifiers. Mult Classif Syst, 54, 2007, DOI: 10.1145/3459665.
59. V. Vapnik, The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, New York, 1995.
60. О.М. Горяїнов, *Вантажні перевезення: Конспект лекцій. (для студентів напряму підготовки – “Транспортні технології”*, Харків: ХНАМГ, 109с., 2009.
61. А. П. Поляков, О. О. Галушак, Д. О. Галушак, та М. Д. Грабенко, «Методика вибору рухомого складу, маршруту і графіка перевезення вантажів», НаукПраці ВНТУ, вип. 3, Лис 2011.

62. А.І. Воркут, *Вантажні автомобільні перевезення*, К.:Транспорт,– 360 с., 1986.
63. В. В. Біліченко, В.Л. Крещенецький, С.О. Романюк, та Є.В. Смирнов, *Виробничо-технічна база підприємства автомобільного транспорту: навчальний посібник*, Вінниця, ВНТУ, 182 с., 2013.
64. В.П. Волков, І.А. Мармут, С.І. Кривошапов, та В.І. Бєлов, *Проектування підприємств автомобільного транспорту*, Харків: ХНАДУ, 288 с., 2013.
65. М.О. Турченко, М.Д. Швець, О.Г. Кірічок, та М.Є. Кристопчук, *Планування діяльності автотранспортного підприємства*, Вид. 2-ге, Рівне: НУВГП, 367 с., 2017.
66. О. В. Таценко, «Шляхи підвищення ефективності використання транспортних засобів в транспортних технологіях для аграрного виробництва на основі їх експлуатаційних властивостей», *Технічне забезпечення інноваційних технологій в агропромисловому комплексі : матеріали II Міжнар. наук.-практ. конференції молодих учених, (Мелітополь, 01-25 лютого 2025 р.)*, Мелітополь : ТДАТУ, С. 170-173, 2022.
67. С.Г. Фришев, та В.З. Докуніхін, *Основи транспортного процесу в АПК: посібник*, Київ, 420 с., 2009.
68. Н.Г. Бережна, О.С. Біляєва, В.А. Войтов, О.М. Горяїнов, М.В. Карнаух, А.Г. Кравцов, О.В. Кутя, Д.О. Музильов, та Н.Ю. Шраменко, *Проблеми транспортно-логістичного забезпечення в аграрній галузі. Монографія*, Харків: Міськдрук, 180 с., 2019.
69. Н. Ю. Шраменко, «Оценка затрат по обслуживанию потребителей при оперативном планировании процесса поставки зерновых грузов», *Технічний сервіс агропромислового, лісового та транспортного комплексів*, № 12, С. 302-309, 2018.
70. Д. О. Музильов, та Н. Ю. Шраменко, «Визначення середньої вантажності автомобілів при доставці швидкопсувних сільськогосподарських вантажів в ланцюгах постачань», *Український журнал прикладної економіки та техніки*, Том 6, № 4, С. 280 – 286, 2021.

71. M. F. Isnafitri, et al, «A Truck Allocation Optimization Model in Open Pit Mining to Minimize Investment and Transportation Costs», *IOP Conf. Ser.: Mater. Sci. Eng.*,1096, 2021.
72. Mixed-Integer Linear Programming [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/mixed-integer-linear-programming>
73. D.M. Bajany, X. Xia, &L. Zhang, «A MILP Model for Truck-shovel Scheduling to Minimize Fuel Consumption», *Energy Procedia*, 105, 2739-2745, 2017, DOI: 10.1016/j.egypro.2017.03.925.
74. В.О. Тимочко, та Р.І. Падюка, «Вибір транспортних засобів для транспортування сільськогосподарської продукції», *Розвиток транспорту. Збірник наукових праць Одеського національного морського університету*, №1 (2), С. 116-125, 2018.
75. C. Kazanç, M. Soysal, & M. Çimen, «Modeling Heterogeneous Fleet Vehicle Allocation Problem with Emissions Considerations», *The Open Transportation Journal*, 15, 93-107, 2021, DOI:10.2174/1874447802115010093.
76. P. Q. Pan, «Integer Linear Programming (ILP)», *Linear Programming Computation*, Springer, Berlin, Heidelberg. 2014, DOI: [10.1007/978-3-642-40754-3_10](https://doi.org/10.1007/978-3-642-40754-3_10)
77. Д. З. Шматко та ін., *Організація та планування автомобільних вантажних перевезень*, Дніпровський державний технічний університет, 168 с., 2020, монографія.
78. В. Г. Загорянський, Т. В. Гайкова, В. Л. Хорольський, та І. О. Кузєв, «Моделювання складу збирально-транспортного комплексу для врожаю зернових як системи масового обслуговування», *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*, Вип. 2, С. 146-151, 2019.
79. Є. А. Бузовський, В. Г. Василенко, *Високоєфективне використання транспорту в АПК*, Київ: Урожай, 144 с., 1989.

80. Д. Д. Марченко, *Транспортні процеси в АПК*, Миколаїв, МНАУ, 2018.
[Електронний ресурс] – Режим доступу до ресурсу:
<https://dspace.mnau.edu.ua/jspui/bitstream/123456789/5008/1/Transportni%20protsezy%20v%20APK.pdf>
81. В.М. Придюк, «Особливості організації перевезень сільськогосподарських вантажів автомобільним транспортом», *Сільськогосподарські машини*, Вип. 28, Луцьк: РВВ Луцького НТУ, С. 68-72, 2014.
82. Р. І. Падюка, *Моделі та методи управління ресурсами виробничих проектів рослинництва*, Держна служба України з надзвичайних ситуацій, Львівський державний. університет безпеки життєдіяльності, Львів, 2021, дисертація.
83. Б.Я. Керничний, «Інноваційні шляхи підвищення ефективності використання автомобільного важковагового транспорту (на прикладі організації сезонних перевезень сільськогосподарських вантажів)», *Збірник наукових праць Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна «Проблеми економіки транспорту»*, № 11, С. 31 – 36, 2016.
84. Н.Г. Бережна, *Підвищення ефективності та надійності функціонування транспортно-логістичного комплексу при перевезенні цукрового буряку*, Харківський національний автомобільно - дорожній університет, 224 с., 2018, дисертація.
85. Є.П. Медведєв, «Факторний аналіз організації транспортного забезпечення при збиранні врожаю зернових культур в Україні», *Управління проектами, системний аналіз і логістика*, Науковий журнал, Випуск 18, Частина 1: Серія «Технічні науки». С.86-93, 2016.
86. О. О. Медвецький, *Організація і стимулювання праці*: Навч.-метод. посібник для самост. вивч. дисц., Київ: КНЕУ, 180 с., 2002.

87. В. М. Парасюк, Р. Я. Демків, та В. М. Когут, *Безпека дорожнього руху : навчальний посібник*, Львів, Львівський державний університет внутрішніх справ, 340 с., 2022.
88. Визначення попиту і пропозиції на ринку транспортних послуг [Електронний ресурс]. – Режим доступу до ресурсу: <http://www.uaeconomic.com/ulens-330-1.html>.
89. V. Naumov, «Modeling Demand for Freight Forwarding Services on the Grounds of Logistics Portals Data Transportation», *Research Procedia*, №30, pp. 324–33, 2018.
90. А.В. Іванченко, «Дослідження попиту на перевезення вантажів у напрямку Україна», *Транспортні системи та технології перевезень : збірник наукових праць Дніпропетровського національного університету залізничного транспорту імені академіка В. Лазаряна*, № 4, С. 40-43, 2012.
91. Я.В. Літвінова, «Дослідження параметрів попиту на складування та переробку вантажів у транспортному вузлі», *Транспортні системи та технології перевезень*, № 10, С. 75–79, 2015.
92. О. В. Сидорчук, В. М. Боярчук, та Р. Є. Кригуль, «Характеристики проектного середовища в системі централізованого зв'язування цукрових буряків», *Восточно-Европейский журнал передовых технологий*, № 1(2), С. 43-45, 2010.
93. N. Shramenko, D. Muzylyov, & M. Karnaukh, «*The Principles of the Choice of Management Decisions Based on Fuzzy Logic for Cargo Delivery of Grain to the Seaport*», *International Journal of Engineering and Technology*, No7, P. 211-216, 2018. DOI: 10.14419/ijet.v7i4.3.19789.
94. E. Mardaneh, R. Loxton, & S. Meka, & L. Gamble, «A decision support system for grain harvesting, storage, and distribution logistics», *Knowledge-Based Systems*, 223, 107037, 2021, DOI: 10.1016/j.knosys.2021.107037.
95. R. Kingwell, R. Loxton, & E. Mardaneh, «Factors and scenarios affecting a farmer's grain harvest logistics: A farmer's grain harvest logistics», *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 2019.

96. M. F. Hyland, H. S. Mahmassani and L. B. Mjahed, «Analytical models of rail transportation service in the grain supply chain: Deconstructing the operational and economic advantages of shuttle train service», *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 93, С. 294-315, 2016.
97. Ю. Г. Масікевич, О. В. Шестопапов, та А. А. Негадайло, *Теорія систем в екології*, Суми : Сумський державний університет, 2015.
98. І.М. Дудник, *Вступ до загальної теорії систем*, Полтава, 129 с., 2010.
99. А. Є. Ачкасов, В. А. Лушкін, В. М. Охріменко, та Т. Б. Воронкова, *Теорія систем і системний аналіз*, Харків : ХНУМГ, 167 с., 2014.
100. Л.М. Бандоріна, Л.І. Лозовська, та Л.М. Савчук, *Моделювання економіки : навч. посібник*, Дніпро, УДУНТ, 154 с. , 2022.
101. P. Bhavsar, I. Safro, N.C Bouaynaya, R. Polikar, & D. Dera, «Machine Learning in Transportation Data Analytics», *Data Analytics for Intelligent Transportation Systems*, pp.283-307, 2017, DOI: 10.1016/B978-0-12-809715-1.00012-2
102. Y. Kayikci, «A conceptual model for intermodal freight logistics centre location decisions», *Procedia Social Behav. Sci.*, vol. 2, no. 3, pp. 6297–6311, 2010, DOI: 10.1016/j.sbspro.2010.04.039.
103. О. С. Якушенко, Д. О. Шевчук, та Д. В. Мединський, «Нейромережева модель для прогнозування часу на виконання транспортної задачі», *Science-Based Technologies*, Т. 49, № 1, 2021.
104. А.М. Тригуба, І.В. Кондисюк, А.В. Татомир, Я.В. Шолудько, та О.В. Боярчук, «Інтелектуальна інформаційна система формування портфелів проєктів автотransпортних підприємств», *Інформаційні технології в енергетиці та агропромисловому комплексі: матеріали конференції X-ї міжнародної наукової конференції присвяченої 165-річчю університету, Львів-Дубляни*, С. 113–115, 2021.
105. A. Tryhuba, Y. Sholudko, & I. Kondysiuk, «Justification of the configuration of the logistic delivery system of perishable agricultural products», *2nd*

International Conference on Agriculture, Technology, Engineering and Sciences (ICATES 2019), Lviv, P. 144, 2019.

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

107. O. Bashynsky, «Conceptual model of management of technologically integrated industry development projects», *15th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)*, 2, pp. 155-158, September 2020.

108. А. Тригуба, І. Кондисюк, та Н. Коваль, «Формування портфелів гібридних проєктів автотранспортних підприємств», *Вісник Національного технічного університету "ХПИ". Сер. : Стратегічне управління, управління портфелями, програмами та проєктами*, Харків : НТУ "ХПИ", № 2 (4), С. 67-72, 2021.

109. Mito Docs [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://docs.trymito.io/>

110. Documentation Python 3.9.13 [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://www.python.org/downloads/release/python-3913/>

111. OpenWeather [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://openweathermap.org/>

112. Jupyter Notebook [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://jupyter.org/>

113. Feature importances with a forest of trees [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/ensemble/plot_forest_importances.html

114. Kotenko V., Onyshchuk V., and Stelmashchuk V. Supervised Machine Learning Models for Forecasting Fuel Consumption by Vehicles During the Grain Crops Delivery. *MATEC Web Conf.* Volume 390, 2024.

115. Kotenko, V. Method and Results of the Most Efficient Means of Transport Selection for Executing Orders of the Grain Crops Delivery. In: Prentkovskis, O., Yatskiv (Jackiva), I., Skačkauskas, P., Maruschak, P., Karpenko, M. (eds) TRANSBALTICA XIII: Transportation Science and Technology. TRANSBALTICA 2022. Lecture Notes in Intelligent Transportation and Infrastructure. Springer, Cham. 2023. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-25863-3_58
116. T. Klompenburg, A. Kassahun, & C. Catal, «Crop yield prediction using machine learning: A systematic literature review», *Computers and Electronics in Agriculture*, 177, 2020.
117. B. Marimuthu, A.V.N. Krishna, K. Balachandran, & J., Bhuvana, «A study on prediction of health care data using machine learning», *International Journal of Scientific and Technology Research*, 9, 616-620, 2020.
118. R. Ratushnyi, P. Khmel, E. Martyn, & O. Prydatko, «Substantiating the effectiveness of projects for the construction of dual systems of fire suppression», *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4(3-100), pp. 46–53, 2019.
119. O. Bashynsky, Ye. Medvediev, S. Slobodian, & D. Skorobogatov, «Justification of models of changing project environment for harvesting grain, oilseed and legume crops», *Independent Journal of Management & Production (Special Edition PDATU)*, Vol 10, No 7, p. 658-672, 2019.
120. Р. Т. Ратушний, А. М. Тригуба, П. Хмель, О. О. Смотри, та О. В. Придатко, «Особливості проектно-орієнтованого управління діяльністю транскордонних оперативно-рятувальних підрозділів», *Вісник ЛДУ БЖД*, Львів: ЛДУБЖД, №19, С. 51–60, 2019.
121. N. Koval, A. Tryhuba, I. Kondysiuk, I. Tryhuba, O. Boiarchuk, M. Rudynets, V. Grabovets, & V. Onyshchuk, «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, MoMLeT and DS 2021, CEUR Workshop Proceedings 2917*, Lviv-Shatsk, pp. 196–206, 2021.

122. Л. С. Гур'янова, Т. С. Клебанова, та С. В. Прокопович, *Прикладна економетрика: навч. посіб.: у двох частинах. Частина 1*, Харків: ХНЕУ ім. С. Кузнеця, 235 с., 2016.
123. A. Dobson, *An Introduction to Generalized Linear Models*, Boca Raton: Chapman & Hall/CRC, 2002.
124. H.N. Mhaskar, & T. Poggio, «Deep vs. shallow networks: An approximation theory perspective», *Analysis and Applications*, Vol.14, Issue 6, P. 829–848, 2016.
125. K.M. He, X.Y. Zhang, S.Q. Ren, & J. Sun, «Deep Residual Learning for Image Recognition», *Proc. Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, P. 770–778, 2016.
126. S. Singh, & P. Gupta, «Comparative study ID3, CART and C4.5 Decision tree algorithm: A Survey», *International Journal Of Advanced Information Science And Technology (IJAIIST)*, no. 27, Pp. 2319-2682, 2014.
127. R. Lewis, *An Introduction to Classification and Regression Tree (CART) Analysis*, 2000.
128. T. Daniya, M. Geetha, & K. K. Suresh, «Classification and regression trees with gini index», *Advances in Mathematics Scientific Journal*, no. 9. pp.1857-8438, 2020, DOI: 10.37418/amsj.9.10.53.
129. E. Bauer, & R. Kohavi, «An Empirical Comparison of Voting Classification Algorithms: Bagging, Boosting, and Variants», *Machine Learning*, 36, 105–139, 1999. DOI: 10.1023/A:1007515423169.
130. В. Котенко, «Алгоритмічні моделі машинного навчання для прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур», *Центральноукраїнський науковий вісник. Технічні науки*, Вип. 6 (37), ч. 1, С.173-182, 2022. DOI: [https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6\(37\).1.173-182](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2022.6(37).1.173-182)
131. Scikit-learn. Machine Learning in Python. [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://scikit-learn.org/stable/>.
132. O. Hridin, N. Slavina, I. Mushenyk, & E. Dobrovolska, «Managerial decisions in logistic systems of milk provision on variable production conditions»,

Independent Journal of Management & Production (Special Edition ISE), Vol 11, No 8, p. 783-800, 2020.

133. V. Boyarchuk., Ftoma O., Francik S. and Rudynets M. Method and Software of Planning of the Substantial Risks in the Projects of Production of raw Material for Biofuel, in: CEUR Workshop Proceedings. Published in ITPM, 2020.

134. OpenStreetMap. [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://www.openstreetmap.org/#map=14/50.0456/24.9593>.

135. Google Maps. [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: www.google.com.ua/maps.

136. D. Kobylkin, O. Zachko, R. Ratushny, A. Ivanusa and W. Carsten, Models of content management of infrastructure projects mono-templates under the influence of project changes. CEUR Workshop Proceedings 2851 (2021) 106–115.

137. S. Bushuyev, O. Verenych, The Blended Mental Space: Mobility and Flexibility as Characteristics of Project/Program Success, in: 13th International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT), 2018, 2, pp. 148-151.

138. Про заходи щодо збереження автомобільних доріг загального користування: Постанова Кабінету Міністрів України від 27 червня 2007 року № 879 [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://www.kmu.gov.ua/npas/84351094>.

139. Б. М. Четверухін, П. Р. Левковець, О. І. Мельниченко, та О. Б. Четверухіна, *Основи теорії систем і системного аналізу*, Київ: НТУ, 272 с., 2004.

140. В.С. Бахрушин, *Методи аналізу даних : навчальний посібник для студентів*, Запоріжжя : КПУ, 268 с., 2011.

141. TIBCO Statistica™ 14.0.0 [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://docs.tibco.com/products/tibco-statistica-14-0-0>

142. А. Т. Опря, Л. О. Дорогань-Писаренко, О. В. Єгорова, та Ж. А. Кононенко, *Статистика (модульний варіант з програмованою формою контролю знань) навчальний посібник*, Київ, «Центр учбової літератури», 536

с., 2014.

143. В. Котенко, «Факторний аналіз функціональних та вартісних показників транспортного процесу доставки зернових культур», *Сучасні технології в машинобудуванні та транспорті*, Том 2, №19, С.89-96, 2022. DOI: 10.36910/automash.v2i19.907.

144. MATLAB [Електронний ресурс]. Режим доступу до ресурсу: <https://nl.mathworks.com/products/matlab.html>

ДОДАТКИ

Додаток А

Результати формування бази даних для прогнозування витрати палива транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Таблиця А.1 – Фрагмент підготовлених даних для обґрунтування моделі прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Транспортний засіб Category	Вантаж Category	Відстань, км (загальна) Number	Фактичні витрати палива, літрів Number	Витрати ДП, літрів/100км Number	Вантажо-обіг, т. км Number	Обсяг вантажу, тон Number
DAF CF85	Пшениця	2	0.873	43.650	16.100	8.050
DAF FT XF 105	Ріпак	124	54.126	43.650	2895.400	46.700
DAF FT XF 105	Пшениця	293	127.895	43.650	8018.070	109.480
DAF FT XF 105.460	Соя	100	43.651	43.651	2447	24.470
DAF FT 95.430	Ріпак	68	29.688	43.659	1436.160	21.120
DAF FT XF 105	Ріпак	84	36.676	43.662	2131.080	25.370
КАМАЗ 45143-012-15	Пшениця	79	34.496	43.666	1831.150	46.370
DAF FT XF 105	Пшениця	50	21.833	43.666	1286	25.720
DAF FT XF 105	Ріпак	66	28.822	43.670	1540.440	23.340
...	...	...	...	...	...	...
DAF FT CF 85.410	Ріпак	94	51.613	54.907	2143.040	91.180
КАМАЗ 45143-012-15	Пшениця	40	21.963	54.907	1015	50.760
DAF XF 105.460	Ріпак	58	31.848	54.910	1401.280	24.160
DAF FT XF 105	Пшениця	13	7.139	54.915	325	25
DAF FT CF 85.410	Пшениця	61	33.500	54.918	1639.680	26.880
DAF FT XF 105.460	Ріпак	168	92.266	54.920	4065.600	48.400
DAF XF 105.460	Ріпак	58	31.862	54.934	1394.320	24.040

Додаток Б

Результати інтелектуального аналізу даних для прогнозування витрати палива транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

Таблиця Б.1 – Характеристики виконаних замовлень окремими транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур

Індекс	Марка та модель транспортних засобів	Абсолютна кількість виконаних замовлень, од	Частка
1	Пшениця	14940	0.517
2	Ріпак	8610	0.298
3	Соя	1821	0.063
4	Ячмінь	1501	0.052
5	Жито	1297	0.045
6	Кукурудза	488	0.017
7	Соняшник	141	0.005
8	Овес	58	0.002
9	Просо	29	0.001
10	Зерно	3	0.000
11	Зернопродукти	2	0.000
12	Ріпак/Пшениця	2	0.000
13	ячмінь, пшениця	2	0.000
14	Зерноsumіш	1	0.000
15	Соя в бегax	1	0.000
16	Пшениця, кукурудза	1	0.000
17	Пшениця/навантажувач	1	0.000

Додаток В

Фрагмент програмного коду моделі RF (Random Forest) випадкового лісу прогнозування витрат пального транспортними засобами під час доставки насіння зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import tree
from sklearn.metrics import
mean_squared_error, mean_absolute_percentage_error, mean_absolute_error
import time

df = pd.read_csv(r'fuel_data_cleaned.csv')

df.describe()
X = df.drop(['fuel_consumption', ], axis=1)
y = df['fuel_consumption']
X

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

%%time
regr = RandomForestRegressor(n_estimators = 60, random_state=42,
min_samples_split=2, max_depth=6 )
regr.fit(X_train, y_train)

start_time = time.time()*1000
y_pred = regr.predict(X_test)
print("---Pred %s milliseconds ---" % (float(time.time()*1000 -
start_time)))

rmse = float(format(np.sqrt(mean_squared_error(y_test, y_pred)), '.3f'))
print("\nRMSE: ", rmse)
print(f"MSE {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")
print(f"MAPE {mean_absolute_percentage_error(y_test, y_pred)}")
print(f"MAE {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
```

Додаток Г

Результати моделювання використання транспортних засобів під час виконання замовлень із доставки насіння зернових культур

Таблиця Г.1 – Результати моделювання для транспортного засобу DAF FT XF 105 під час доставки зернових культур від сільськогосподарських підприємств до елеватора

№	Agr_ (No.)	Vehicle (mark)	Distance (km)	Cargo_ volume (ton)	Cargo_ circulation (ton.km)	Spec_fuel (liters/100km)	Total_fuel (liters)	Cost (UAH/ km)
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	5	DAF FT XF 105	50	5	250	25,8	12,9	14,2
2	3	DAF FT XF 105	30	5	150	26,1	7,8	14,3
3	4	DAF FT XF 105	40	5	200	26,1	10,4	14,3
4	2	DAF FT XF 105	20	5	100	27,3	5,5	15,1
5	1	DAF FT XF 105	10	5	50	31,2	3,1	17
6	2	DAF FT XF 105	70	5	350	25,3	17,7	13,9
7	1	DAF FT XF 105	60	5	300	26	15,6	14,3
8	3	DAF FT XF 105	80	5	400	26	20,8	14,3
9	4	DAF FT XF 105	90	5	450	26	23,4	14,3
10	5	DAF FT XF 105	100	5	500	26	26	14,3
11	1	DAF FT XF 105	60	7,5	450	31,4	18,9	17,3
12	2	DAF FT XF 105	70	7,5	525	31,7	22,2	17,4
13	3	DAF FT XF 105	80	7,5	600	31,6	25,3	17,4
14	5	DAF FT XF 105	100	7,5	750	31,8	31,8	17,5
15	4	DAF FT XF 105	90	7,5	675	32,2	29	17,7
16	4	DAF FT XF 105	40	7,5	300	31,5	12,6	17,3
17	5	DAF FT XF 105	50	7,5	375	31,5	15,7	17,3
18	3	DAF FT XF 105	30	7,5	225	31,6	9,5	17,4
19	1	DAF FT XF 105	10	7,5	75	31,8	3,2	17,6
20	2	DAF FT XF 105	20	7,5	150	32,4	6,5	17,9
21	1	DAF FT XF 105	10	10	100	29,5	2,9	16
22	4	DAF FT XF 105	40	10	400	29,6	11,8	16,2
23	3	DAF FT XF 105	30	10	300	29,8	8,9	16,3
24	5	DAF FT XF 105	50	10	500	29,6	14,8	16,3
25	2	DAF FT XF 105	20	10	200	30,3	6,1	16,8
26	1	DAF FT XF 105	60	10	600	29,6	17,8	16,3
27	3	DAF FT XF 105	80	10	800	30,8	24,6	16,9
28	2	DAF FT XF 105	70	10	700	31	21,7	17
29	5	DAF FT XF 105	100	10	1000	31	31	17
30	4	DAF FT XF 105	90	10	900	31,9	28,7	17,5
31	5	DAF FT XF 105	50	12,5	625	37,7	18,9	20,8
32	3	DAF FT XF 105	30	12,5	375	39,3	11,8	21,6

Продовження таблиці Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9
33	1	DAF FT XF 105	10	12,5	125	39,7	4	22
34	2	DAF FT XF 105	20	12,5	250	40,8	8,2	22,5
35	4	DAF FT XF 105	40	12,5	500	41	16,4	22,5
36	5	DAF FT XF 105	100	12,5	1250	32,3	32,3	17,8
37	4	DAF FT XF 105	90	12,5	1125	33,1	29,8	18,2
38	3	DAF FT XF 105	80	12,5	1000	33,8	27	18,6
39	1	DAF FT XF 105	60	12,5	750	34	20,4	18,7
40	2	DAF FT XF 105	70	12,5	875	34,1	23,9	18,8
41	5	DAF FT XF 105	50	15	750	31,1	15,5	17
42	3	DAF FT XF 105	30	15	450	32,8	9,8	18
43	1	DAF FT XF 105	10	15	150	33,5	3,3	18,2
44	4	DAF FT XF 105	40	15	600	33,3	13,3	18,3
45	2	DAF FT XF 105	20	15	300	36,5	7,3	20,1
46	5	DAF FT XF 105	100	15	1500	33,2	33,2	18,3
47	1	DAF FT XF 105	60	15	900	34,2	20,5	18,8
48	4	DAF FT XF 105	90	15	1350	34,9	31,4	19,2
49	2	DAF FT XF 105	70	15	1050	35,5	24,8	19,5
50	3	DAF FT XF 105	80	15	1200	35,5	28,4	19,5
51	5	DAF FT XF 105	50	17,5	875	36,9	18,4	20,2
52	3	DAF FT XF 105	30	17,5	525	39,5	11,9	21,8
53	1	DAF FT XF 105	10	17,5	175	40,4	4	22
54	4	DAF FT XF 105	40	17,5	700	40,3	16,1	22,1
55	2	DAF FT XF 105	20	17,5	350	42	8,4	23,1
56	5	DAF FT XF 105	100	17,5	1750	34,1	34,1	18,8
57	4	DAF FT XF 105	90	17,5	1575	34,6	31,1	19
58	3	DAF FT XF 105	80	17,5	1400	36,8	29,4	20,2
59	2	DAF FT XF 105	70	17,5	1225	37	25,9	20,4
60	1	DAF FT XF 105	60	17,5	1050	38	22,8	20,9
61	1	DAF FT XF 105	10	20	200	39,7	4	22
62	5	DAF FT XF 105	50	20	1000	40,7	20,3	22,3
63	2	DAF FT XF 105	20	20	400	41	8,2	22,5
64	3	DAF FT XF 105	30	20	600	41,4	12,4	22,7
65	4	DAF FT XF 105	40	20	800	41,1	16,5	22,7
66	4	DAF FT XF 105	90	20	1800	39,1	35,2	21,5
67	3	DAF FT XF 105	80	20	1600	39,9	31,9	21,9
68	5	DAF FT XF 105	100	20	2000	39,8	39,8	21,9
69	2	DAF FT XF 105	70	20	1400	39,9	28	22
70	1	DAF FT XF 105	60	20	1200	41,3	24,8	22,7
71	5	DAF FT XF 105	50	22,5	1125	42,3	21,1	23,2
72	2	DAF FT XF 105	20	22,5	450	42,7	8,5	23,4
73	3	DAF FT XF 105	30	22,5	675	42,7	12,8	23,5
74	4	DAF FT XF 105	40	22,5	900	42,7	17,1	23,5
75	1	DAF FT XF 105	10	22,5	225	42,9	4,3	23,6
76	4	DAF FT XF 105	90	22,5	2025	40	36	22

Продовження таблиці Г.1

1	2	3	4	5	6	7	8	9
77	3	DAF FT XF 105	80	22,5	1800	41,5	33,2	22,8
78	2	DAF FT XF 105	70	22,5	1575	43,1	30,1	23,6
79	5	DAF FT XF 105	100	22,5	2250	44,5	44,5	24,5
80	1	DAF FT XF 105	60	22,5	1350	49,6	29,8	27,3

Група А

$$y = -0.0029x^4 + 0.1672x^3 - 3.3625x^2 + 29.0729x - 48.3493$$

$$R^2 = 0.89612$$

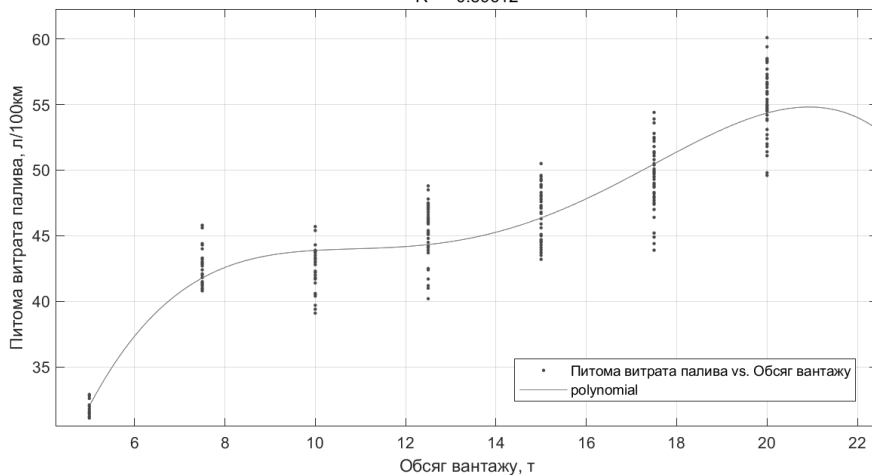


Рисунок Г.1 – Залежність питомої витрати палива від обсягу вантажу для транспортних засобів групи А

Linear model Poly4:

$$f(x) = p1 \cdot x^4 + p2 \cdot x^3 + p3 \cdot x^2 + p4 \cdot x + p5$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 = -0.002947 (-0.003331, -0.002563)

p2 = 0.1672 (0.146, 0.1884)

p3 = -3.362 (-3.773, -2.952)

p4 = 29.07 (25.8, 32.34)

p5 = -48.35 (-57.19, -39.5)

Goodness of fit:

SSE: 2080

R-square: 0.8961

Adjusted R-square: 0.8951

RMSE: 2.295

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

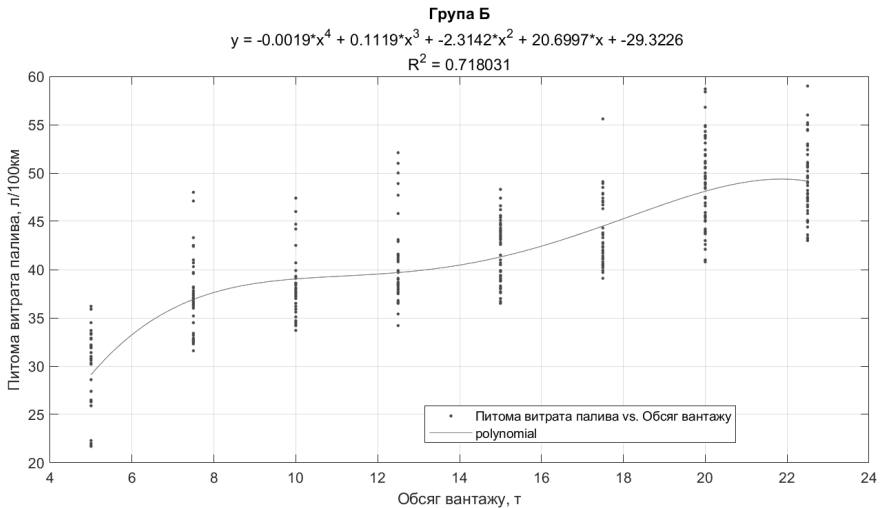


Рисунок Г.2 – Залежність питомої витрати палива від обсягу вантажу для транспортних засобів групи Б

```
Linear model Poly4:
f(x) = p1*x^4 + p2*x^3 + p3*x^2 + p4*x + p5
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -0.001914 (-0.002552, -0.001275)
p2 = 0.1119 (0.07669, 0.1471)
p3 = -2.314 (-2.997, -1.631)
p4 = 20.7 (15.26, 26.14)
p5 = -29.32 (-44.03, -14.61)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 5753
R-square: 0.718
Adjusted R-square: 0.7152
RMSE: 3.816
```

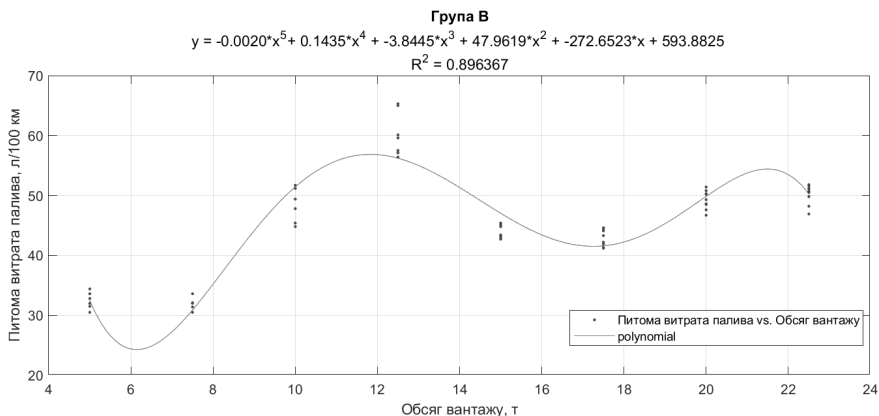


Рисунок Г.3 – Залежність питомої витрати палива від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

```
Linear model Poly5:
f(x) = p1*x^5 + p2*x^4 + p3*x^3 + p4*x^2 + p5*x + p6
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -0.002024 (-0.002317, -0.00173)
p2 = 0.1435 (0.1233, 0.1637)
p3 = -3.845 (-4.374, -3.315)
p4 = 47.96 (41.42, 54.51)
p5 = -272.7 (-310.5, -234.9)
p6 = 593.9 (513.3, 674.5)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 682
R-square: 0.8964
Adjusted R-square: 0.8894
RMSE: 3.036
```

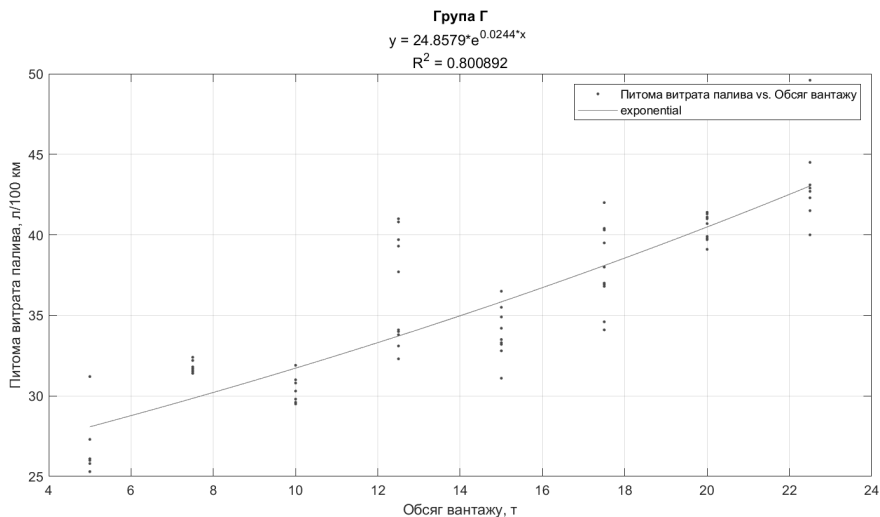


Рисунок Г.4 – Залежність питомої витрати палива від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

```
General model Expl:
f(x) = a*exp(b*x)
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a =      24.86   (23.73, 25.99)
b =      0.02439 (0.02161, 0.02717)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 478.6
R-square: 0.8009
Adjusted R-square: 0.7983
RMSE: 2.477
```

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Група Д

$$y = -0.0004x^5 + 0.0244x^4 - 0.6306x^3 + 7.7557x^2 - 44.4823x + 133.7142$$

$$R^2 = 0.60764$$

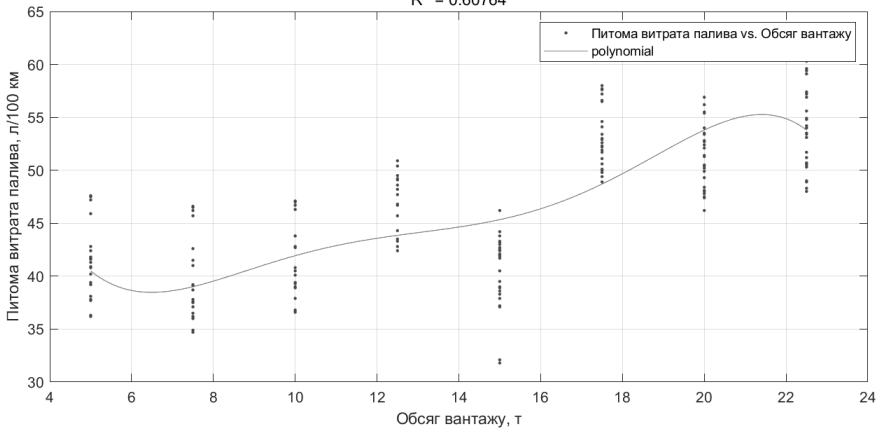


Рисунок Г.5 – Залежність питомої витрати палива від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

Linear model Poly5:

$$f(x) = p1*x^5 + p2*x^4 + p3*x^3 + p4*x^2 + p5*x + p6$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 =	-0.0003606	(-0.0006011, -0.0001201)
p2 =	0.02441	(0.007851, 0.04097)
p3 =	-0.6306	(-1.065, -0.1966)
p4 =	7.756	(2.389, 13.12)
p5 =	-44.48	(-75.47, -13.5)
p6 =	133.7	(67.66, 199.8)

Goodness of fit:

SSE: 4447

R-square: 0.6076

Adjusted R-square: 0.5993

RMSE: 4.359

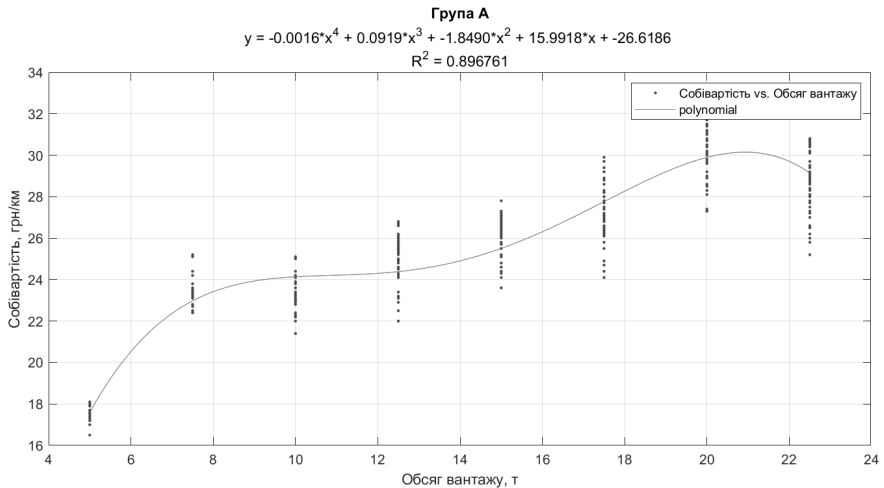


Рисунок Г.6 – Залежність собівартості від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

Linear model Poly4:

$$f(x) = p1x^4 + p2x^3 + p3x^2 + p4x + p5$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 =	-0.00162	(-0.001831, -0.00141)
p2 =	0.09194	(0.08032, 0.1036)
p3 =	-1.849	(-2.074, -1.624)
p4 =	15.99	(14.2, 17.79)
p5 =	-26.62	(-31.47, -21.77)

Goodness of fit:

SSE: 626.2

R-square: 0.8968

Adjusted R-square: 0.8957

RMSE: 1.259

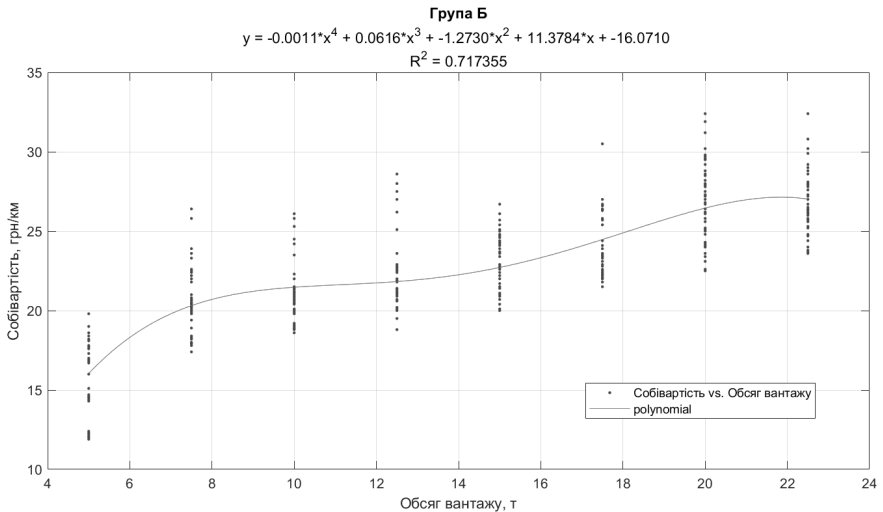


Рисунок Г.7 – Залежність собівартості від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

Linear model Poly4:
 $f(x) = p1 \cdot x^4 + p2 \cdot x^3 + p3 \cdot x^2 + p4 \cdot x + p5$
 Coefficients (with 95% confidence bounds):
 p1 = -0.001054 (-0.001405, -0.0007032)
 p2 = 0.0616 (0.04225, 0.08094)
 p3 = -1.273 (-1.648, -0.8978)
 p4 = 11.38 (8.392, 14.36)
 p5 = -16.07 (-24.15, -7.991)

Goodness of fit:
 SSE: 1736
 R-square: 0.7174
 Adjusted R-square: 0.7145
 RMSE: 2.096

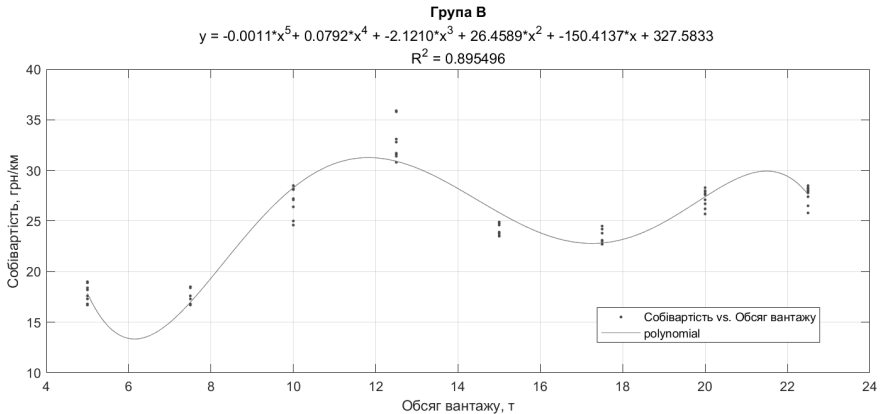


Рисунок Г.8 – Залежність собівартості від обсягу вантажу для транспортних засобів групи В

```
Linear model Poly5:
f(x) = p1*x^5 + p2*x^4 + p3*x^3 + p4*x^2 + p5*x + p6
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = -0.001116 (-0.001279, -0.0009543)
p2 = 0.07916 (0.06798, 0.09033)
p3 = -2.121 (-2.414, -1.828)
p4 = 26.46 (22.84, 30.08)
p5 = -150.4 (-171.3, -129.5)
p6 = 327.6 (283, 372.1)

Goodness of fit:
SSE: 208.5
R-square: 0.8955
Adjusted R-square: 0.8884
RMSE: 1.679
```

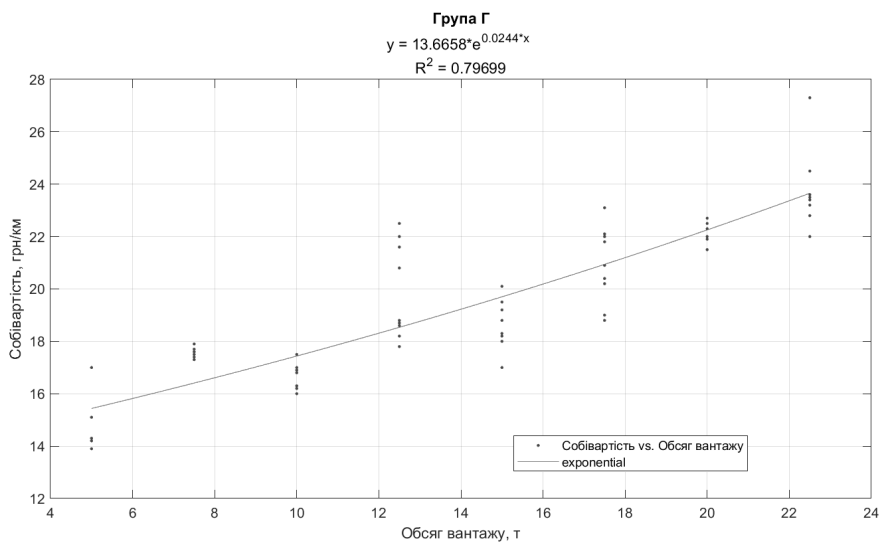


Рисунок Г.9 – Залежність собівартості від обсягу вантажу для транспортних засобів групи Г

General model Expl:

$$f(x) = a \cdot \exp(b \cdot x)$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a = 13.67 (13.04, 14.29)

b = 0.02438 (0.02157, 0.0272)

Goodness of fit:

SSE: 148

R-square: 0.797

Adjusted R-square: 0.7944

RMSE: 1.378

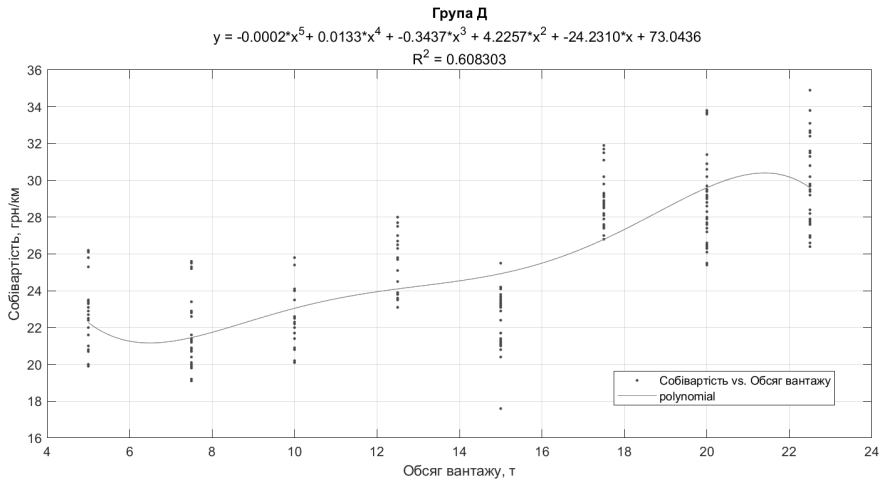


Рисунок Г.10 – Залежність собівартості від обсягу вантажу для транспортних засобів групи Д

Linear model Poly5:

$$f(x) = p1 \cdot x^5 + p2 \cdot x^4 + p3 \cdot x^3 + p4 \cdot x^2 + p5 \cdot x + p6$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p1 =	-0.0001968	(-0.0003292, -6.445e-05)
p2 =	0.01332	(0.004201, 0.02243)
p3 =	-0.3437	(-0.5826, -0.1048)
p4 =	4.226	(1.272, 7.179)
p5 =	-24.23	(-41.28, -7.178)
p6 =	73.04	(36.69, 109.4)

Goodness of fit:

SSE: 1347

R-square: 0.6083

Adjusted R-square: 0.5999

RMSE: 2.399

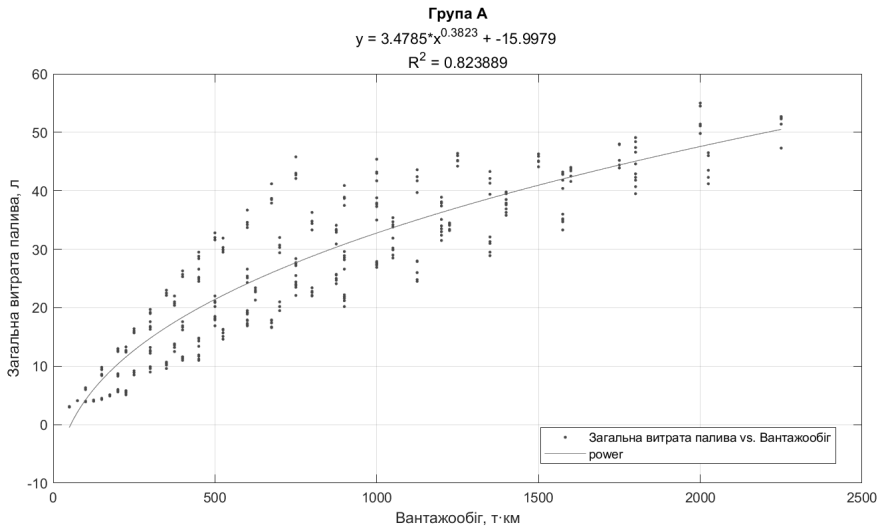


Рисунок Г.11 – Залежність загальної витрати палива від вантажообігу для транспортних засобів групи А

```
General model Power2:
f(x) = a*x^b+c
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a = 3.479 (0.3033, 6.654)
b = 0.3823 (0.2809, 0.4836)
c = -16 (-26.25, -5.744)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 1.273e+04
R-square: 0.8239
Adjusted R-square: 0.823
RMSE: 5.662
```

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

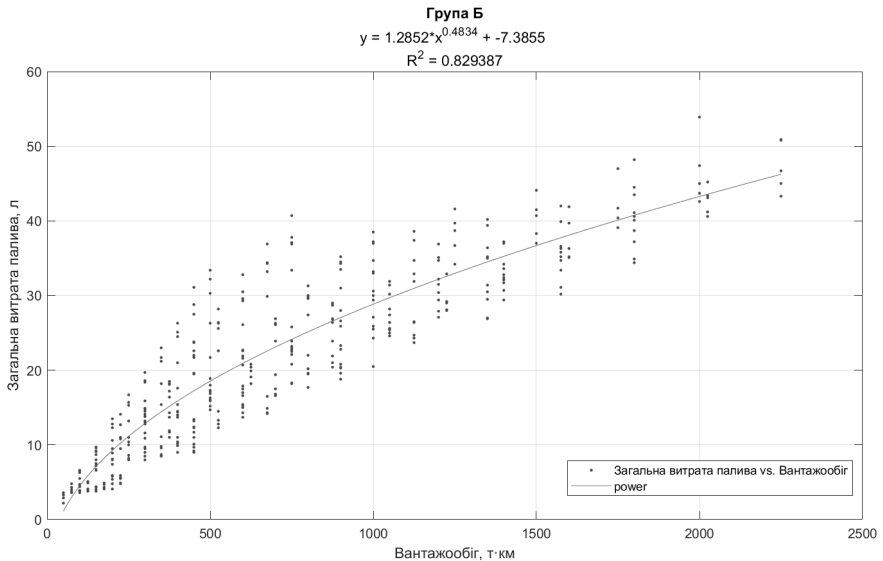


Рисунок Г.12 – Залежність загальної витрати палива від вантажообігу для транспортних засобів групи Б

```
General model Power2:
f(x) = a*x^b+c
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a =      1.285   (0.1533, 2.417)
b =      0.4834  (0.3801, 0.5866)
c =     -7.385   (-13.31, -1.458)

Goodness of fit:
SSE: 9781
R-square: 0.8294
Adjusted R-square: 0.8285
RMSE: 4.964
```

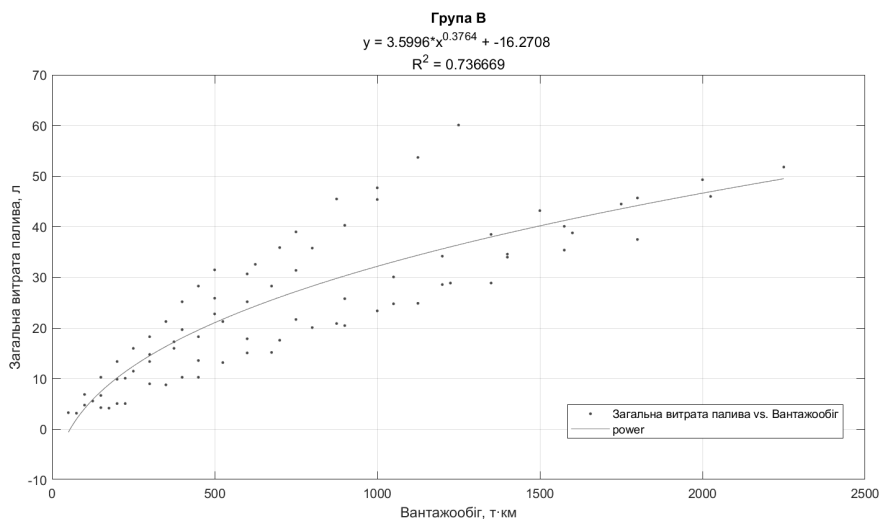


Рисунок Г.13 – Залежність загальної витрати палива від вантажообігу для транспортних засобів групи В

General model Power2:

$$f(x) = a \cdot x^b + c$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a =	3.6	(-6.191, 13.39)
b =	0.3764	(0.07564, 0.6772)
c =	-16.27	(-47.06, 14.51)

Goodness of fit:

SSE: 4101

R-square: 0.7367

Adjusted R-square: 0.7298

RMSE: 7.298

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

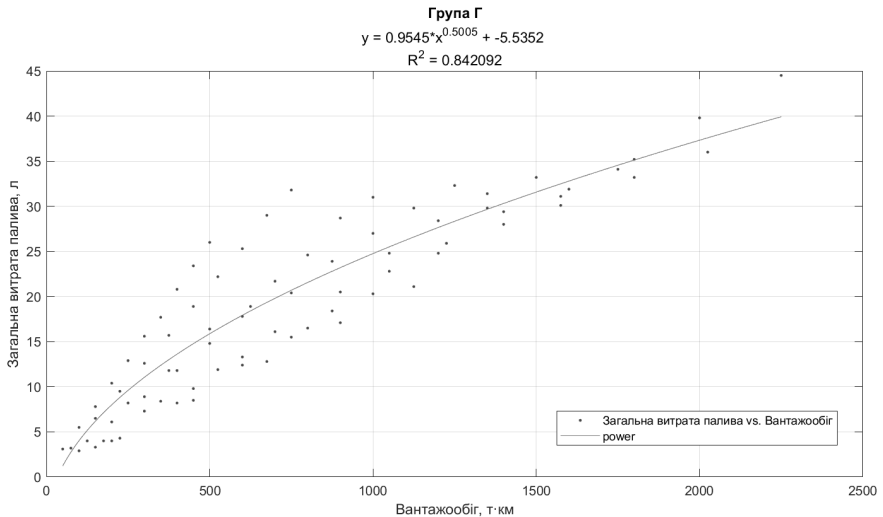


Рисунок Г.13 – Залежність загальної витрати палива від вантажообігу для транспортних засобів групи Г

General model Power2:

$$f(x) = a \cdot x^b + c$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a =	0.9545	(-0.8906, 2.8)
b =	0.5005	(0.2723, 0.7288)
c =	-5.535	(-16.06, 4.99)

Goodness of fit:

SSE: 1316

R-square: 0.8421

Adjusted R-square: 0.838

RMSE: 4.134

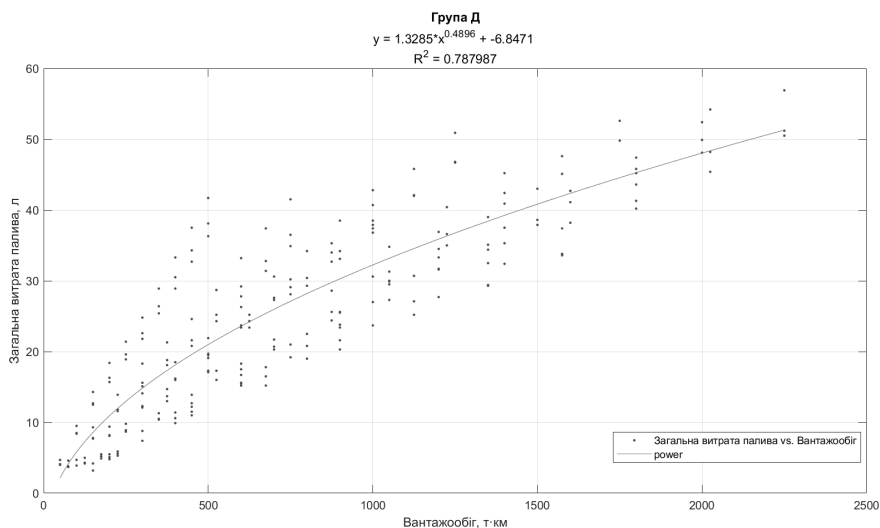


Рисунок Г.15 – Залежність загальної витрати палива від вантажообігу для транспортних засобів групи Д

General model Power2:

$$f(x) = a \cdot x^b + c$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a =	1.328	(-0.4066, 3.064)
b =	0.4896	(0.336, 0.6431)
c =	-6.847	(-16.22, 2.522)

Goodness of fit:

SSE: 9113

R-square: 0.788

Adjusted R-square: 0.7862

RMSE: 6.201

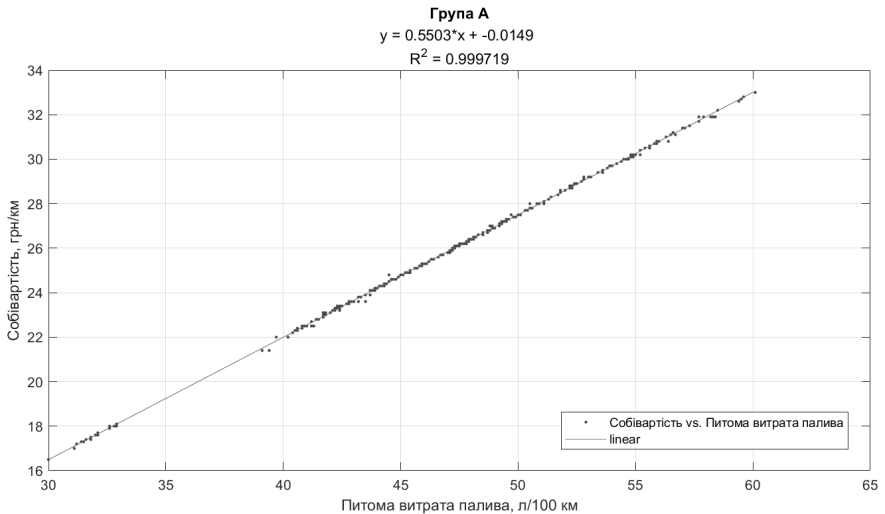


Рисунок Г.16 – Залежність собівартості від питомої витрати палива для транспортних засобів групи А

```
Linear model Poly1:
f(x) = p1*x + p2
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = 0.5503 (0.5494, 0.5512)
p2 = -0.01488 (-0.05701, 0.02726)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 1.706
R-square: 0.9997
Adjusted R-square: 0.9997
RMSE: 0.06548
```

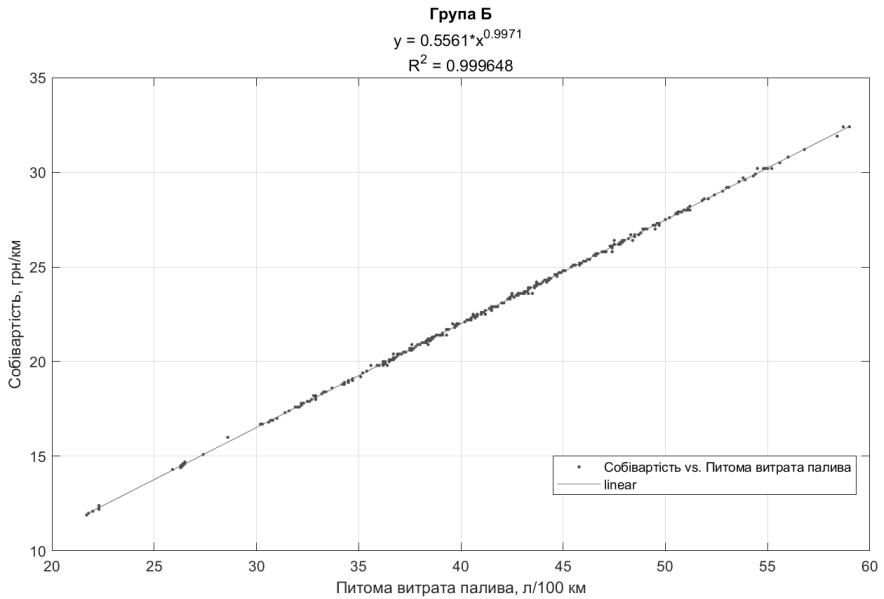


Рисунок Г.17 – Залежність собівартості від питомої витрати палива для транспортних засобів групи Б

```
General model Power1:
f(x) = a*x^b
Coefficients (with 95% confidence bounds):
a = 0.5561 (0.552, 0.5602)
b = 0.9971 (0.9951, 0.999)

Goodness of fit:
SSE: 2.161
R-square: 0.9996
Adjusted R-square: 0.9996
RMSE: 0.07369
```

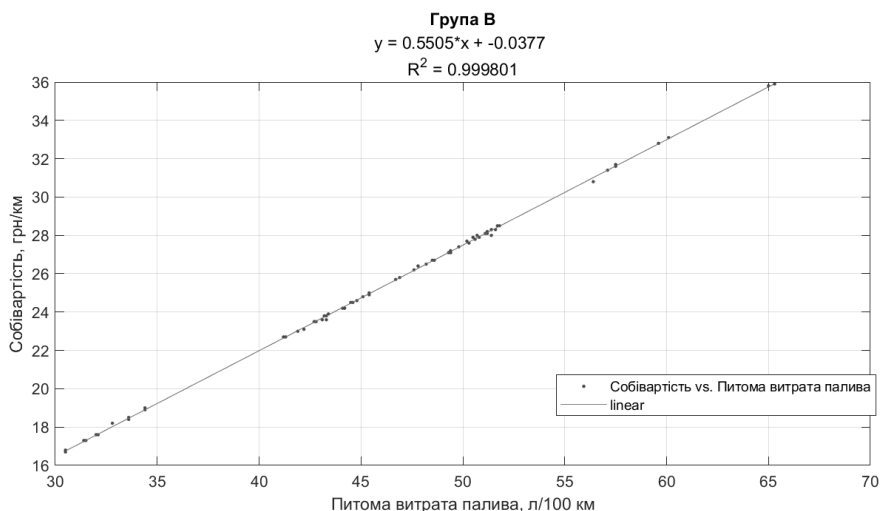


Рисунок Г.18 – Залежність собівартості від питомої витрати палива для транспортних засобів групи В

```
Linear model Poly1:
f(x) = p1*x + p2
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 = 0.5505 (0.5488, 0.5523)
p2 = -0.03766 (-0.1181, 0.04273)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 0.398
R-square: 0.9998
Adjusted R-square: 0.9998
RMSE: 0.07143
```

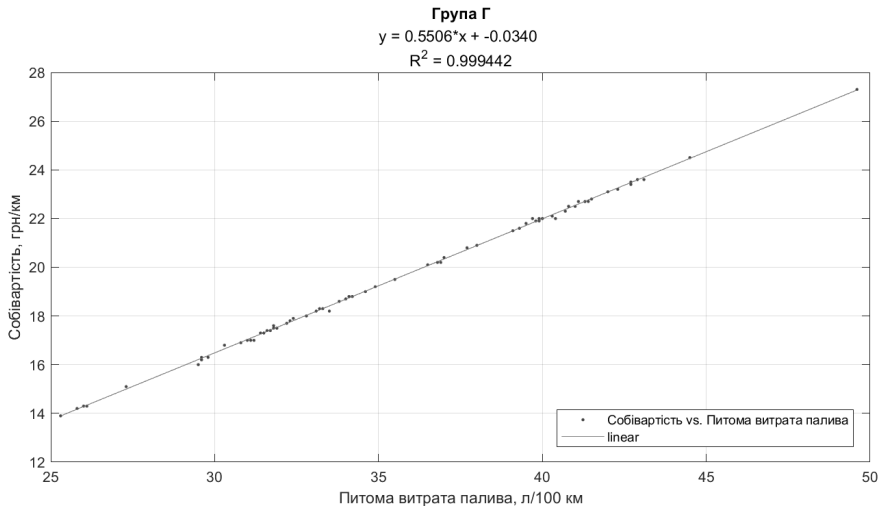


Рисунок Г.19 – Залежність собівартості від питомої витрати палива для транспортних засобів групи Г

```
Linear model Poly1:
f(x) = p1*x + p2
Coefficients (with 95% confidence bounds):
p1 =      0.5506  (0.5477, 0.5536)
p2 =     -0.03399 (-0.1382, 0.07021)
```

```
Goodness of fit:
SSE: 0.4069
R-square: 0.9994
Adjusted R-square: 0.9994
RMSE: 0.07223
```

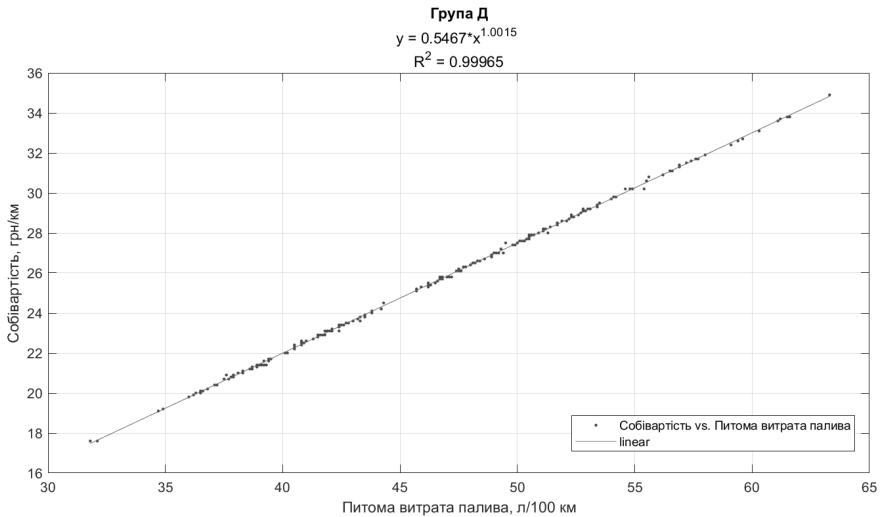


Рисунок Г.20 – Залежність собівартості від питомої витрати палива для транспортних засобів групи Д

General model Power1:

$$f(x) = a \cdot x^b$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a = 0.5467 (0.5416, 0.5518)
b = 1.002 (0.9991, 1.004)

Goodness of fit:

SSE: 1.203

R-square: 0.9997

Adjusted R-square: 0.9996

RMSE: 0.07109

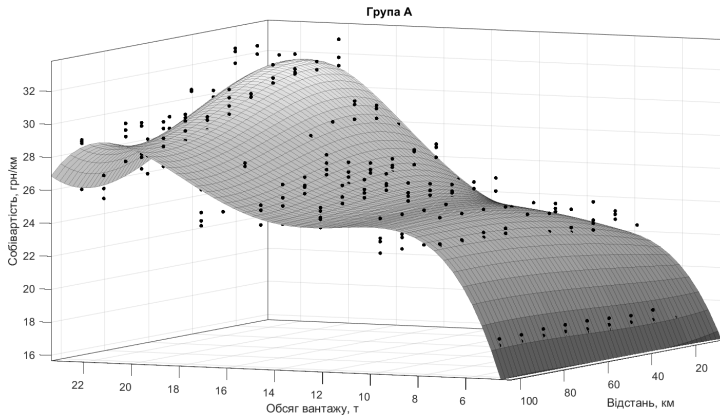


Рисунок Г.21 – Графік поверхні моделі $S_{KM} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної поліноміальної регресії для транспортних засобів групи А

Linear model Poly43:

$$f(x,y) = p00 + p10*x + p01*y + p20*x^2 + p11*x*y + p02*y^2 + p30*x^3 + p21*x^2*y + p12*x*y^2 + p03*y^3 + p40*x^4 + p31*x^3*y + p22*x^2*y^2 + p13*x*y^3$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p00 =	-18.73	(-23.9, -13.57)
p10 =	13.8	(12.19, 15.41)
p01 =	-0.268	(-0.4174, -0.1187)
p20 =	-1.708	(-1.894, -1.522)
p11 =	0.06441	(0.04358, 0.08524)
p02 =	0.002492	(-1.19e-05, 0.004996)
p30 =	0.08946	(0.08025, 0.09868)
p21 =	-0.003204	(-0.004366, -0.002043)
p12 =	-0.0004513	(-0.000657, -0.0002456)
p03 =	-9.05e-06	(-2.341e-05, 5.314e-06)
p40 =	-0.00162	(-0.001786, -0.001455)
p31 =	4.504e-05	(1.993e-05, 7.014e-05)
p22 =	9.239e-06	(4.574e-06, 1.39e-05)
p13 =	1.287e-06	(3.23e-07, 2.252e-06)

Goodness of fit:

SSE: 376.4

R-square: 0.9379

Adjusted R-square: 0.9359

RMSE: 0.9875

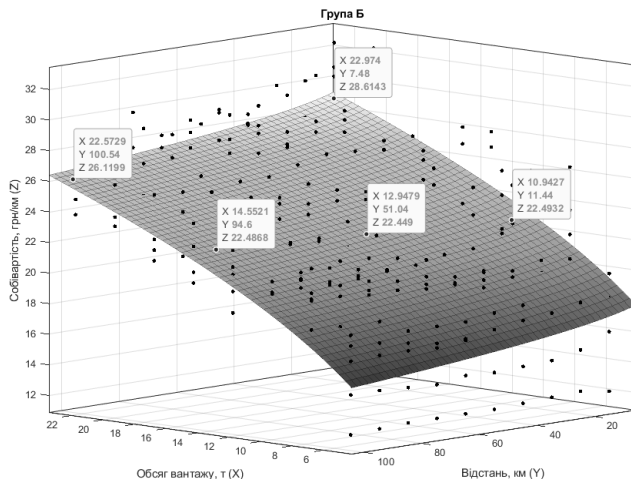


Рисунок Г.22 – Графік поверхні моделі $S_{KM} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної нелінійної регресії для транспортних засобів групи Б

General model:

$$f(x,y) = a+b*\sqrt{x}+c*\sqrt{y}$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

a =	10.4	(9.224, 11.57)
b =	3.982	(3.727, 4.238)
c =	-0.3191	(-0.4168, -0.2215)

Goodness of fit:

SSE: 1771

R-square: 0.7116

Adjusted R-square: 0.7101

RMSE: 2.112

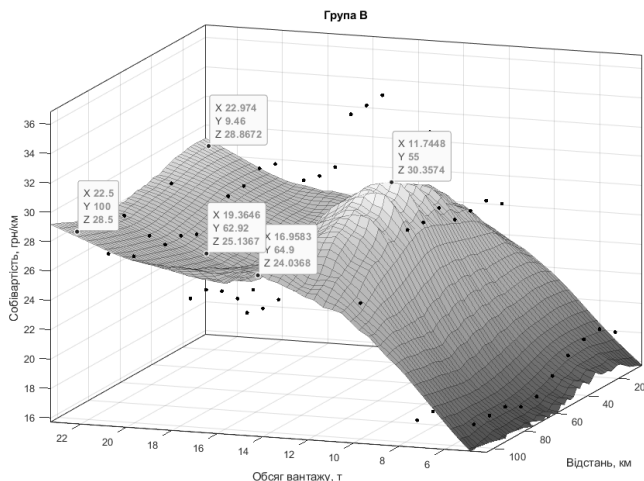


Рисунок Г.23– Графік поверхні моделі $S_{KM} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної локально зваженої регресії для транспортних засобів групи В

Locally weighted smoothing linear regression:

$f(x, y) = \text{lowess (linear) smoothing regression computed from } p$
 where x is normalized by mean 13.75 and std 5.764
 and where y is normalized by mean 55 and std 28.9

Coefficients:

p = coefficient structure

Goodness of fit:

SSE: 478.2

R-square: 0.7603

Adjusted R-square: 0.7295

RMSE: 2.614

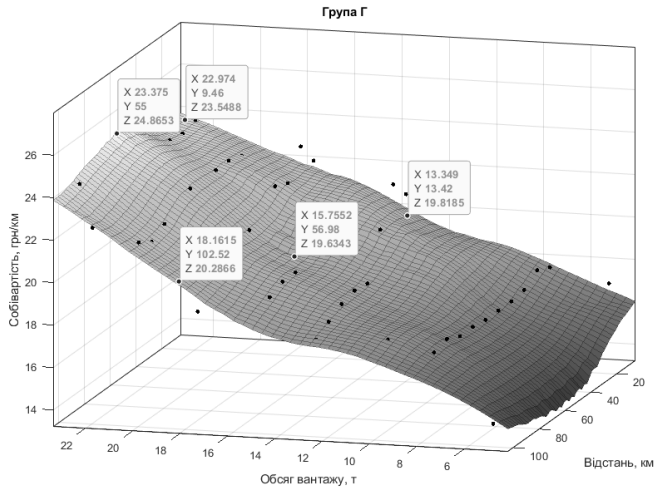


Рисунок Г.24 – Графік поверхні моделі $S_{KM} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної локально зваженої регресії для транспортних засобів групи Г

Locally weighted smoothing linear regression:

$f(x, y) = \text{lowess (linear) smoothing regression computed from } p$
 where x is normalized by mean 13.75 and std 5.764
 and where y is normalized by mean 55 and std 28.9

Coefficients:

p = coefficient structure

Goodness of fit:

SSE: 116.7

R-square: 0.84

Adjusted R-square: 0.8194

RMSE: 1.291

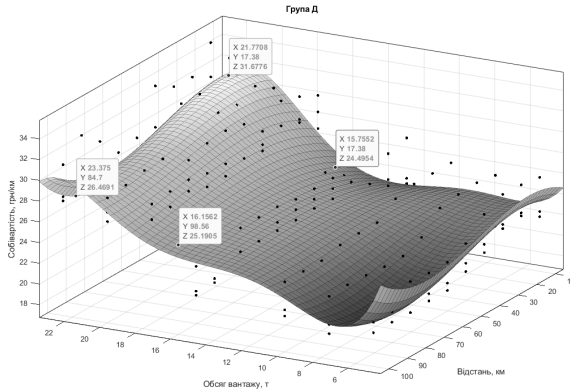


Рисунок Г.25– Графік поверхні моделі $S_{KM} = f(Q_i, L_i)$, розрахованої за моделлю множинної поліноміальної регресії для транспортних засобів групи Д

Linear model Poly53:

$$f(x, y) = p00 + p10 \cdot x + p01 \cdot y + p20 \cdot x^2 + p11 \cdot x \cdot y + p02 \cdot y^2 + p30 \cdot x^3 + p21 \cdot x^2 \cdot y$$

$$+ p12 \cdot x \cdot y^2 + p03 \cdot y^3 + p40 \cdot x^4 + p31 \cdot x^3 \cdot y +$$

$$p23 \cdot x^2 \cdot y^2 +$$

$$p23 \cdot x^2 \cdot y^3$$

Coefficients (with 95% confidence bounds):

p00 =	55.06	(10.68, 99.44)
p10 =	-16.83	(-35.6, 1.932)
p01 =	0.718	(-0.3712, 1.807)
p20 =	3.263	(0.2184, 6.307)
p11 =	-0.2095	(-0.4702, 0.05119)
p02 =	-0.01003	(-0.02777, 0.007723)
p30 =	-0.296	(-0.5328, -0.05925)
p21 =	0.02293	(-0.0006904, 0.04655)
p12 =	0.001651	(-0.001479, 0.004781)
p03 =	5.65e-05	(-4.482e-05, 0.0001578)
p40 =	0.01252	(0.003668, 0.02138)
p31 =	-0.0009852	(-0.002004, 3.338e-05)
p22 =	-9.822e-05	(-0.0002562, 5.977e-05)
p13 =	-7.368e-06	(-2.373e-05, 8.993e-06)
p50 =	-0.0001968	(-0.0003246, -6.9e-05)
p41 =	1.444e-05	(-3.019e-06, 3.19e-05)
p32 =	1.684e-06	(-1.328e-06, 4.696e-06)
p23 =	2.645e-07	(-3.208e-07, 8.498e-07)

Goodness of fit:

SSE: 1191
R-square: 0.6537
Adjusted R-square: 0.6272
RMSE: 2.316

ДЛЯ НОТАТОК

Наукове видання

Котенко В.І.

Удосконалення вантажних перевезень методами машинного навчання

Монографія

Підписано до друку 04.09.2025 р. Формат 60х84/16.

Папір офсетний. Гарнітура Times.

Цифровий друк. Ум. друк. арк. 11,74. Тираж 300.

Зам. № 0925-188.

Віддруковано з готового оригінал-макета друкарня.

Друкарня ТакиБук:

Телефон: +38 (050) 555 00 69

E-mail: mailbox@takibook.od.ua

Видавництво – Видавничий дім «Гельветика»

65101, Україна, м. Одеса, вул. Інглезі, 6/1

Телефони: +38 (095) 934 48 28, +38 (097) 723 06 08

E-mail: mailbox@helvetica.ua

Свідоцтво суб'єкта видавничої справи

ДК № 7623 від 22.06.2022 р.