

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2026-62-42>

УДК: 004.45

Гришанович Тетяна Олександрівна, к.ф.-м.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-3595-6964>

Чеснюк Юрій Михайлович, здобувач освіти

Волинський національний університет імені Лесі Українки, м. Луцьк, Україна

ПРОЄКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОРГАНІЗАЦІЇ ВАНТАЖНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЮ ОПТИМІЗАЦІЄЮ МАРШРУТІВ І ЗАВАНТАЖЕНЬ

Гришанович Т.О., Чеснюк Ю.М. **Проектування та розробка інформаційної системи організації вантажних перевезень з інтелектуальною оптимізацією маршрутів і завантажень.** У статті розглянуто підходи до проектування та реалізації інформаційної системи управління вантажними перевезеннями з інтегрованими інструментами штучного інтелекту для підтримки прийняття логістичних рішень. Обґрунтовано актуальність використання інтелектуальних технологій у сфері логістики в умовах зростання складності транспортних процесів, багатокритеріальності задач планування та необхідності підвищення прозорості автоматизованих систем. Проаналізовано класичні задачі маршрутизації транспортних засобів і проблеми упаковки в контейнери, а також їх обмеження при застосуванні в динамічних логістичних середовищах. Запропоновано архітектуру програмного продукту Smart Truck, побудовану на клієнт-серверній моделі з використанням RESTful API, модульної серверної частини та адаптивного вебінтерфейсу. Особливу увагу приділено експериментальному модулю Smart Trip, який реалізує гібридний підхід до оптимізації поїздки шляхом поєднання традиційних алгоритмічних методів із можливостями великої мовної моделі Claude AI. Показано, що інтеграція LLM дозволяє не лише підвищити якість логістичних рішень, але й забезпечити їх контекстуальне пояснення з урахуванням історичних даних і потенційних ризиків. Отримані результати свідчать про доцільність застосування гібридних інтелектуальних підходів у сучасних логістичних інформаційних системах та визначають перспективи їх подальшого розвитку.

Ключові слова: маршрут; логістика; оптимізація маршрутів, штучний інтелект, великі мовні моделі, підтримка прийняття рішень.

Hryshanyovych T., Chesniuk Y. Design and Development of an Information System for Freight Transportation Management with Intelligent Route and Load Optimization. The article examines approaches to the design and implementation of an information system for freight transportation management with integrated artificial intelligence tools to support logistics decision-making. The relevance of using intelligent technologies in the logistics domain is substantiated in the context of increasing complexity of transportation processes, multi-criteria planning tasks, and the growing need for transparency in automated systems. Classical vehicle routing problems and container packing problems are analyzed, along with their limitations when applied in dynamic logistics environments. The architecture of the Smart Truck software product is proposed, based on a client-server model utilizing RESTful APIs, a modular backend, and an adaptive web interface. Particular attention is paid to the experimental Smart Trip module, which implements a hybrid approach to trip optimization by combining traditional algorithmic methods with the capabilities of the large language model Claude AI. It is shown that the integration of LLMs not only improves the quality of logistics decisions but also provides contextual explanations that take into account historical data and potential risks. The obtained results confirm the feasibility of applying hybrid intelligent approaches in modern logistics information systems and outline promising directions for their further development.

Keywords: route, logistics, route optimization, artificial intelligence, large language models, decision support.

Постановка проблеми. Сфера вантажних перевезень відіграє одну з ключових ролей у функціонуванні сучасної економіки, забезпечуючи рух товарів у межах локальних, регіональних та глобальних логістичних ланцюгів. Водночас усталені методи управління логістичними процесами дедалі частіше виявляються недостатньо результативними в умовах зростаючої складності перевезень. У зв'язку з цим транспортні підприємства все більше потребують інтелектуальних систем, здатних не лише підвищувати ефективність планування маршрутів і використання транспортних ресурсів, а й аргументовано обґрунтовувати власні рекомендації та адаптуватися до динамічних умов середовища.

У процесі організації вантажних перевезень задіяні різні категорії учасників, зокрема вантажовласники, які ініціюють замовлення на транспортування, логістичні фахівці, відповідальні за планування та координацію операцій перевезення, оператори автотранспортного парку, що забезпечують підготовку та випуск транспортних засобів, а також водії, які безпосередньо виконують перевезення. Взаємодія зазначених суб'єктів з інформаційною системою здійснюється на різних рівнях доступу та функціональної відповідальності.

Процеси транспортування реалізуються відповідно до типового життєвого циклу логістичної операції, який охоплює етапи формування та деталізації замовлення, планування маршрутів і розподілу транспортних ресурсів, безпосереднього виконання перевезення з

можливістю моніторингу його перебігу, а також підтвердження факту доставки та подальшого аналізу показників ефективності. На кожному з етапів цього життєвого циклу відбувається накопичення значних обсягів даних, обробка та оптимізація яких створює передумови для оперативної інтерпретації інформації в режимі реального часу та підвищення загальної результативності логістичних процесів.

Використання технологій штучного інтелекту (ШІ), зокрема, великих мовних моделей (Large Language Models, LLM), у складі логістичних інформаційних систем створює передумови для формування інтелектуальних асистентів нового покоління. Такі рішення поєднують формальні методи оптимізації з можливістю контекстного аналізу та інтерпретації результатів, що є особливо важливим з огляду на зростання вимог до прозорості автоматизованих рішень і необхідність підвищення рівня довіри користувачів до ШІ-технологій.

Метою цієї роботи є розроблення та проектування інформаційної системи управління вантажними перевезеннями з інтегрованим ШІ-агентом для оптимізації маршрутів і процесів завантаження транспортних засобів, яка забезпечує підвищення ефективності логістичного управління, а також підтримує інтелектуальний аналіз і пояснення прийнятих управлінських рішень.

Розроблювана інформаційна система повинна забезпечувати реалізацію повного комплексу функцій управління процесами вантажних перевезень та надавати користувачам розширені можливості адміністративного контролю над логістичними операціями. Архітектура системи має бути оптимізованою та передбачати мінімальну кількість програмних компонентів і зовнішніх залежностей, що сприятиме підвищенню надійності та спрощенню супроводу. Доступ до функціональних можливостей системи повинен здійснюватися за допомогою сучасних веббраузерів без необхідності встановлення додаткового програмного забезпечення, при цьому система має бути незалежною від типу операційної системи та підтримувати кросплатформну експлуатацію. Інтерфейс користувача повинен бути адаптивним і забезпечувати коректну взаємодію на різних класах пристроїв, зокрема на персональних комп'ютерах, планшетах і смартфонах. Система не повинна висувати вимог до використання спеціалізованого апаратного забезпечення, водночас зобов'язана гарантувати безпечну автентифікацію користувачів та належний рівень захисту даних. Крім того, передбачається підтримка оброблення, аналізу й оптимізації інформації в режимі реального часу, а також інтеграція із зовнішніми сервісами штучного інтелекту з метою забезпечення інтелектуальної підтримки процесів прийняття управлінських рішень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій.

Одним із найбільш ресурсоємних з погляду обчислювальної складності завдань у логістичних процесах є оптимізація маршрутів руху та розподілу вантажів між транспортними засобами. Центральне місце серед таких задач посідає задача маршрутизації транспортних засобів (Vehicle Routing Problem, VRP), яка вважається базовою моделлю в теорії та практиці логістичної оптимізації. [1, 5, 13] У транспортно-розподільчих системах ця задача належить до ключових комбінаторних задач і широко використовується для формалізації проблем планування перевезень.

Історично задача VRP була вперше запропонована Дж. Данцигом та Дж. Рамсером у 1959 р. у контексті диспетчеризації автотранспорту для нафтової логістики, після чого набула значного поширення в дослідженнях операцій та системах управління ланцюгами постачання. [5, 13] У загальному вигляді VRP передбачає наявність множини клієнтів, що потребують доставки товарів або надання послуг, автопарку транспортних засобів із заданими технічними характеристиками, а також одного або кількох депо, з яких здійснюється обслуговування. Метою задачі є визначення таких маршрутів руху транспортних засобів, які забезпечують виконання всіх вимог клієнтів за мінімальних сукупних експлуатаційних витрат із дотриманням наявних обмежень.

Класичні формулювання VRP орієнтовані на мінімізацію сумарної довжини маршрутів, проте сучасні підходи розширюють цільову функцію, включаючи додаткові критерії, зокрема, загальний час перевезень, витрати пального, кількість задіяних транспортних засобів та витрати, пов'язані з роботою водіїв. Для формального опису задача маршрутизації може бути подана у вигляді графової моделі, де транспортна мережа відображається повним орієнтованим графом. Множина вершин відповідає депо та клієнтам, тоді як множина дуг визначає можливі переходи між ними. Кожен перехід характеризується відповідною вартістю, що може інтерпретуватися як відстань, час або економічні витрати. Кожному клієнту ставиться у відповідність величина попиту, а кожен транспортний засіб обмежений певною вантажомісткістю. [9, 11]

У рамках задачі необхідно сформувати множину маршрутів, що починаються та завершуються у депо, забезпечують одноразове обслуговування кожного клієнта та не перевищують допустиму місткість транспортних засобів, при цьому сумарні витрати на виконання перевезень мають бути мінімізовані. Відомо, що задача VRP належить до класу *NP*-складних, унаслідок чого для неї відсутні ефективні поліноміальні алгоритми знаходження точного оптимального розв'язку для задач великої розмірності. Кількість можливих варіантів рішень зростає факторіально зі збільшенням кількості клієнтів, що зумовлює практичну непридатність повного перебору навіть для відносно невеликих конфігурацій транспортної системи. [9, 11]

Задача маршрутизації транспортних засобів має низку модифікацій і спеціалізованих постановок, які відрізняються набором обмежень та умов обслуговування клієнтів і відображають різноманітні практичні сценарії логістичної діяльності. [1, 5, 13] Зв'язок між модифікаціями задачі продемонстровано на рисунку 1.

Однією з базових варіацій є задача маршрутизації з обмеженнями на вантажомісткість транспортних засобів (Capacitated Vehicle Routing Problem, CVRP), у якій кожен транспортний засіб характеризується фіксованою максимально допустимою місткістю. Для кожного клієнта задається величина попиту, а сумарний обсяг вантажу на маршруті не повинен перевищувати встановлене обмеження. Така постановка є типовою для моделювання фізичних процесів доставки у реальних транспортних системах.

Іншим важливим розширенням є задача маршрутизації з часовими вікнами (Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW), у межах якої для кожного клієнта визначається допустимий інтервал обслуговування. Прибуття транспортного засобу може відбуватися до початку зазначеного інтервалу з можливістю очікування, однак порушення часових обмежень не допускається. Зазначена варіація має особливе значення для галузей із жорсткими часовими вимогами, зокрема у сфері розподілу швидкопсувних товарів або сервісів, прив'язаних до фіксованого розкладу, і характеризується високою обчислювальною складністю через необхідність одночасного врахування вантажних і часових обмежень.

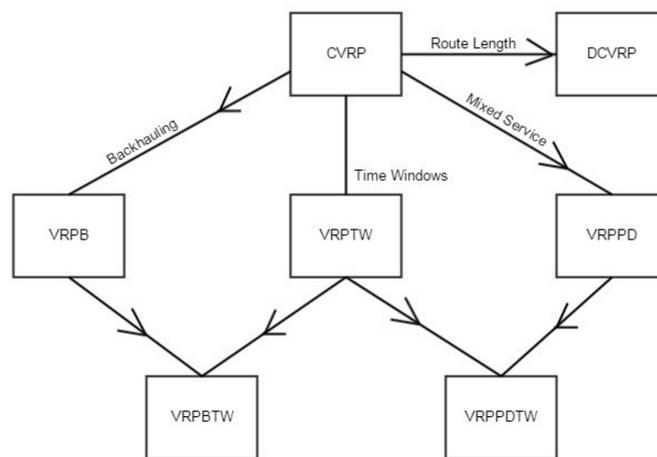


Рис. 1. Взаємозв'язок між поширеними підзадачами VRP

Узагальненням класичної постановки є задача маршрутизації з кількома депо (Multi-Depot Vehicle Routing Problem, MDVRP), у якій обслуговування клієнтів здійснюється з декількох логістичних центрів. У цьому випадку необхідно не лише сформувати оптимальні маршрути, а й визначити доцільне закріплення транспортних засобів за відповідними депо, з яких вони починають та в яких завершують свої маршрути. Така модель адекватно описує функціонування розподільчих мереж із регіональними складами або підприємств із територіально розподіленою інфраструктурою.

Для сценаріїв, пов'язаних із переміщенням вантажів між конкретними пунктами відправлення та призначення, застосовується задача маршрутизації з підбором і доставкою (Vehicle Routing Problem with Pickup and Delivery, VRPPD). У цій постановці кожен запит містить пару операцій — підбір і відповідну доставку, які мають виконуватися одним і тим самим транспортним засобом у визначеній послідовності. Дана модифікація є характерною для кур'єрських служб та сервісів перевезень на вимогу.

Окремим випадком є задача маршрутизації зі зворотними перевезеннями (Vehicle Routing Problem with Backhauls, VRPB), у якій клієнти поділяються на дві групи: ті, що потребують доставки

вантажів зі складу, та ті, для яких передбачено транспортування вантажів у зворотному напрямку до депо. Як правило, обслуговування клієнтів першої групи має передувати виконанню зворотних перевезень у межах одного маршруту, що відображає практичні обмеження, пов'язані з процесами завантаження та розвантаження транспортних засобів.

Ще однією задачею, яка виникає у галузі транспортування, є задача пакування. У практичних логістичних задачах оптимізації транспортування та складування часто виникає необхідність одночасного врахування кількох просторових вимірів задачі упаковки. Зокрема, поширеним є двовимірне формулювання проблеми, у межах якого предмети розміщуються всередині прямокутних контейнерів з обмеженнями за довжиною та шириною. При цьому об'єкти не допускають взаємного перекриття, а їх орієнтація, як правило, є фіксованою або може змінюватися шляхом повороту на кратні 90° кути. [4, 10] Така постановка адекватно описує прикладні задачі оптимізації розкрою матеріалів у виробничих процесах або розміщення вантажів на палетах за умови відсутності обмежень за висотою.

Подальшим ускладненням є тривимірна задача упаковки, у якій до просторових обмежень додається третій вимір — висота. У цій постановці предмети моделюються у вигляді прямокутних паралелепіпедів із заданими геометричними параметрами та повинні бути розміщені в об'ємних контейнерах, таких як вантажні автомобілі, морські контейнери або складські палети, з метою максимального використання доступного простору. Тривимірне формулювання є найбільш наближеним до реальних логістичних сценаріїв, водночас воно характеризується значною обчислювальною складністю.

Задача тривимірної упаковки включає низку додаткових геометричних і практичних обмежень: усі предмети мають повністю вміщатися в межах контейнера без перекриття; їх орієнтація зазвичай обмежується ортогональним розташуванням відносно стінок контейнера; також враховуються умови стійкості, зокрема допустимість розміщення одних вантажів поверх інших з урахуванням маси, крихкості та інших фізичних характеристик.

Зазначені моделі безпосередньо застосовуються в багатьох логістичних операціях. Зокрема, оптимізація завантаження контейнерів дає змогу визначити раціональні схеми розміщення вантажів для досягнення проектної місткості при збереженні стабільності. Аналогічні підходи використовуються під час планування завантаження вантажних автомобілів з метою зменшення втрат корисного об'єму та скорочення кількості рейсів. У складській логістиці алгоритми упаковки застосовуються для задач картонізації, тобто вибору оптимальних розмірів пакувальної тари, а також для палетизації — формування стійких вантажних одиниць для зберігання та транспортування.

Проблеми упаковки в контейнери тісно пов'язані із задачами маршрутизації транспортних засобів. З одного боку, результати маршрутизації визначають допустиме завантаження транспортних засобів і склад вантажів, що підлягають перевезенню. З іншого боку, ефективність просторового розміщення вантажів залежить від розподілу предметів між транспортними засобами, який формується на етапі планування маршрутів. Практика показує, що інтегровані підходи, у межах яких задачі упаковки та маршрутизації розв'язуються узгоджено, забезпечують кращі результати порівняно з методами, що розглядають ці проблеми ізольовано.

Сучасні технології штучного інтелекту досягли якісно нового рівня розвитку, що зумовило їх суттєвий вплив на трансформацію логістичних процесів. Для повноцінного розуміння цієї еволюції доцільно розглядати не лише окремі алгоритмічні підходи, а й послідовність розвитку інтелектуальних систем, які поступово інтегрували різні методи аналізу даних, формуючи дедалі складніші механізми підтримки управлінських рішень. Перехід від базових задач розпізнавання образів до аналізу природної мови та подальшого контекстно-орієнтованого міркування відображає зміну парадигми побудови інтелектуальних логістичних систем. Початкові етапи їх розвитку ґрунтувалися на здатності моделей навчатися на історичних даних, тоді як традиційне управління логістикою значною мірою спиралося на експертні знання та інтуїтивний досвід фахівців.

Найбільш ранні прикладні реалізації штучного інтелекту в логістичній сфері були пов'язані з прогнозуванням аналітикою. [6] Одним із характерних прикладів є прогнозування попиту, у межах якого алгоритми аналізують історичні обсяги перевезень, сезонні коливання, макроекономічні індикатори та ринкові тенденції з метою оцінювання майбутніх потреб у транспортних ресурсах. Отримані прогнози створюють підґрунтя для прийняття проактивних управлінських рішень щодо формування автопарку, планування графіків роботи водіїв і розподілу логістичних потужностей, зменшуючи залежність від реактивного реагування на зміни попиту.

Математичний апарат прогнозних моделей зазнав істотної еволюції протягом останніх десятиліть. Перші підходи базувалися на класичних методах аналізу часових рядів, зокрема моделях ARIMA, які передбачають наявність відносно стабільних лінійних залежностей у даних. [2, 7, 12] Натомість сучасні методи глибокого навчання, включаючи рекурентні нейронні мережі з довгостроковою пам'яттю (LSTM) та трансформаторні архітектури, здатні виявляти складні нелінійні взаємозв'язки та довготривалі залежності між змінними. [2, 7, 12] Це дає змогу враховувати комбінований вплив погодних умов, економічних факторів і сезонності на логістичний попит, що є недосяжним для простіших лінійних моделей.

Окрім прогнозування обсягів перевезень, методи машинного навчання широко застосовуються для оцінювання часу доставки. На відміну від традиційних підходів, які ґрунтуються на відстані та середній швидкості руху, сучасні моделі враховують багатофакторний характер реальних перевезень. До таких факторів належать змінні транспортні потоки залежно від часу доби та дня тижня, метеорологічні умови, індивідуальні характеристики водіїв, а також особливості місць завантаження й розвантаження. Навчені на історичних даних, моделі машинного навчання здатні неявно засвоювати ці складні залежності та поступово підвищувати точність прогнозів у процесі накопичення нових спостережень. [6]

Важливим напрямом застосування штучного інтелекту в логістиці є прогнозування технічного обслуговування транспортних засобів. Сучасні транспортні системи генерують значні обсяги телеметричних даних, що відображають стан двигуна, гальмівної системи, шин та інших критичних компонентів. Алгоритми машинного навчання дозволяють виявляти характерні патерни, які передують відмовам обладнання, забезпечуючи перехід до стан-орієнтованого технічного обслуговування. Такий підхід зменшує ризик раптових поломок і водночас оптимізує витрати, уникаючи надлишкового профілактичного обслуговування.

Паралельно з розвитком машинного навчання відбувався стрімкий прогрес у галузі обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP) [8], що дало змогу автоматизувати роботу з текстовою інформацією, характерною для логістичних процесів. До таких даних належать електронні листи, транспортні накладні, звіти з технічного обслуговування, звернення клієнтів та нормативна документація. Якщо традиційні інформаційні системи виконували переважно функції зберігання та пошуку текстів, то сучасні NLP-рішення забезпечують семантичний аналіз і автоматичне вилучення змістовно значущої інформації.

Застосування методів розпізнавання іменованих сутностей та вилучення відношень дозволяє ефективно обробляти документи зі змінною структурою та форматуванням, що було суттєвим обмеженням для ранніх правил-орієнтованих систем. [8] Крім безпосереднього вилучення даних, сучасні NLP-системи здатні перевіряти інформацію на узгодженість, виявляти аномалії, зіставляти дані з різних джерел і автоматично інтегрувати результати в логістичні інформаційні системи. Для типових логістичних документів точність таких рішень перевищує 95%, що робить їх придатними для використання в промислових умовах із мінімальним втручанням оператора.

Подальшим етапом розвитку штучного інтелекту стало впровадження великих мовних моделей (Large Language Models, LLM), які значно розширили можливості аналізу та міркування на основі контексту. [3] Навчені на масштабних текстових корпусах із використанням самонавчальних підходів, ці моделі демонструють властивості, що не закладалися явно в алгоритмі, а виникають у процесі навчання. Для логістичних систем особливо цінною є здатність LLM інтегрувати різномірні джерела інформації та оцінювати їхній сукупний вплив на прийняття рішень.

Під час аналізу логістичних планів такі моделі можуть одночасно враховувати технічні характеристики транспортних засобів і історію їх обслуговування, регламент робочого часу водіїв, вимоги клієнтів, попередній досвід доставок, погодні умови та прогноз дорожнього руху. На відміну від традиційних систем, які лише надають інформацію для аналізу оператору, LLM здатні здійснювати цілісне міркування та виявляти потенційні ризики, що не є очевидними при ізольованому розгляді окремих факторів. Важливою перевагою таких моделей є можливість формування пояснень до запропонованих рішень, що сприяє підвищенню довіри користувачів до автоматизованих систем управління. Крім того, великі мовні моделі забезпечують підтримку сценарного аналізу та реагування на нештатні ситуації. У разі прогнозування несприятливих погодних умов або інших порушень запланованих перевезень LLM можуть генерувати альтернативні варіанти маршрутів, оцінювати компроміси між часом, відстанню та витратами, а також пропонувати дії щодо інформування клієнтів і коригування графіків доставки. Такий підхід переводить ШІ із ролі інструмента розрахунків у роль активного учасника процесу планування.

Важливою характеристикою LLM є здатність працювати з неструктурованими джерелами даних, зокрема з текстовими повідомленнями клієнтів, нотатками персоналу або описами проблем, зафіксованими у вільній формі. Інтеграція цієї інформації в процеси прийняття рішень дає змогу акумулювати та формалізувати операційні знання, які інакше залишалися б фрагментованими або неявними.

У сучасній практиці побудови логістичних інформаційних систем найбільш ефективними виявляються гібридні підходи, що поєднують класичні алгоритми оптимізації з методами штучного інтелекту. Такі системи використовують взаємодоповнювальні переваги формальних математичних моделей і інтелектуальних методів аналізу, забезпечуючи більш гнучке, пояснюване та адаптивне управління логістичними процесами.

Викладення основного матеріалу і обґрунтування отриманих результатів.

Розроблена інформаційна система Smart Truck спроектована як сучасний програмний продукт повного циклу з чітким логічним розмежуванням клієнтської та серверної частин. В основі рішення лежить клієнт-серверна архітектура, у межах якої фронтенд і бекенд функціонують як незалежні компоненти та взаємодіють між собою виключно через визначений набір RESTful API-інтерфейсів. Такий підхід забезпечує слабке зв'язування між рівнем представлення та рівнем бізнес-логіки, що, своєю чергою, сприяє підвищенню гнучкості розробки, спрощує тестування та дозволяє здійснювати незалежне розгортання окремих компонентів системи.

Серверна частина реалізована у вигляді набору логічно відокремлених модулів, кожен з яких відповідає за надання RESTful API-кінцевих точок для виконання функцій системи. Механізми автентифікації та авторизації побудовані на основі стандарту JSON Web Token (JWT), що забезпечує захищений доступ до ресурсів системи. Архітектура бекенду відповідає принципам модульної сервісно-орієнтованої побудови з чітким розподілом відповідальностей, що забезпечує масштабованість та підтримуваність програмного коду. Для зберігання даних використовується база даних MongoDB, яка надає гнучкі засоби роботи з інформацією, а інтеграція зовнішніх сервісів дозволяє підключати інструменти штучного інтелекту та сервіси картографування з метою розширення функціональних можливостей системи.

Клієнтська частина реалізована у формі адаптивного вебзастосунку, доступного через будь-який сучасний веббраузер. Фронтенд побудований за архітектурною моделлю односторінкового застосунку (Single Page Application), що забезпечує плавну навігацію, динамічне оновлення контенту та покращений користувацький досвід. Адаптивний дизайн гарантує коректне відображення та функціонування інтерфейсу на пристроях з різними розмірами екранів, включаючи настільні комп'ютери, планшети та смартфони. Взаємодія з сервером здійснюється виключно через RESTful API, що підтримує принципове розділення рівнів представлення та бізнес-логіки, а також включає механізми керування станом клієнта та маршрутизації.

Обмін даними між клієнтською та серверною частинами відбувається через захищені HTTPS-з'єднання з використанням чітко визначених REST API-кінцевих точок. Інтерфейс програмування відповідає RESTful-конвенціям та використовує стандартні HTTP-методи.

Архітектура системи складається з низки ключових функціональних модулів, узгоджена взаємодія яких забезпечує комплексне управління логістичними процесами (рис. 2).

Модуль Authentication and Authorization відповідає за керування користувачами, процеси входу до системи та контроль доступу до функціональних можливостей. У межах модуля реалізовано рольову модель доступу з використанням JWT, що гарантує відповідність дозволених операцій організаційним ролям користувачів.

Модуль Address Management забезпечує повний функціонал керування пунктами доставки, включаючи створення, редагування та видалення відповідних сутностей.

Модуль Truck Management охоплює всі аспекти управління транспортними засобами та водіями, зокрема реєстрацію автопарку, зберігання технічних характеристик, планування технічного обслуговування та координацію призначення водіїв.

Модуль Order Management реалізує управління повним життєвим циклом замовлень на перевезення, включаючи їх створення, зміну параметрів, моніторинг статусів та документування процесу виконання.

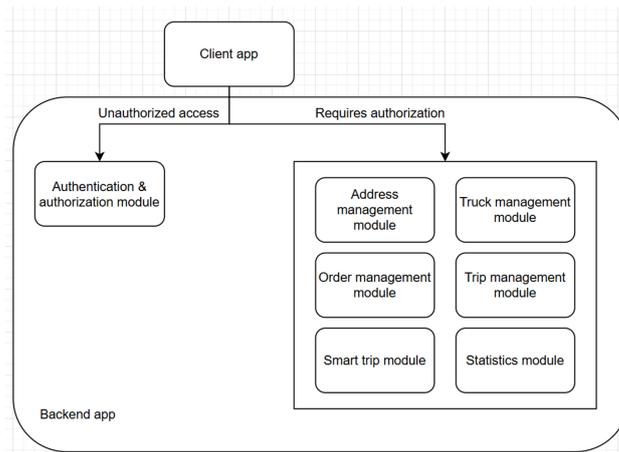


Рисунок 2. Загальна структура застосунку Smart Truck

Модуль Trip Management відповідає за керування поїздками як складовими окремими замовлень і включає автоматизоване формування маршрутів на основі алгоритмів оптимізації, підтримку ручного планування для нестандартних випадків та наскрізне відстеження процесу доставки.

Модуль Smart Trip поєднує алгоритми оптимізації з методами штучного інтелекту для інтелектуальної підтримки прийняття логістичних рішень, зокрема, формування рекомендацій щодо автоматичного планування поїздок із урахуванням історичних даних.

Модуль Statistics надає інструменти аналітики та звітності, забезпечуючи збір, агрегацію та візуалізацію показників продуктивності, аналіз тенденцій та формування узагальненої статистичної інформації.

Для реалізації програмного продукту Smart Truck було обрано сучасний стек інструментальних засобів, орієнтований на розробку масштабованих, надійних та високопродуктивних інформаційних систем логістичного призначення. Серверну частину системи розроблено з використанням платформи Node.js у поєднанні з фреймворком NestJS, що забезпечує структурований підхід до побудови бекенд-застосунків корпоративного рівня. NestJS базується на принципах модульності, інверсії керування та використанні декораторів, а також спрощує реалізацію складної бізнес-логіки логістичних процесів.

Як систему керування базами даних було обрано MongoDB, яка є документоорієнтованою NoSQL-базою даних. Такий вибір зумовлений гнучкою схемою зберігання даних, що дозволяє ефективно працювати з неоднорідними та динамічними структурами, характерними для логістичних інформаційних систем. MongoDB забезпечує високу продуктивність операцій читання і запису, горизонтальне масштабування та зручну інтеграцію з серверною частиною, реалізованою на Node.js.

Для реалізації інтелектуальних функцій підтримки прийняття рішень у системі Smart Truck передбачено інтеграцію зі сторонніми сервісами штучного інтелекту, зокрема з використанням LLM. Як інструмент штучного інтелекту обрано Anthropic Claude AI, який надає можливості аналізу даних, формування рекомендацій та обробки складних логістичних сценаріїв з урахуванням контексту та історичних даних. Інтеграція з LLM здійснюється через програмні інтерфейси, що дозволяє розширювати функціональність системи без втручання в її базову архітектуру.

Клієнтську частину програмного продукту реалізовано з використанням фреймворку Vue 3 та його екосистеми, що забезпечує створення адаптивного, реактивного та зручного користувацького інтерфейсу. Vue 3 підтримує компонентний підхід до розробки, ефективно керування станом застосунку та оптимізований механізм оновлення інтерфейсу, що є важливим для складних вебзастосунків з інтенсивною взаємодією з користувачем. Для обміну даними між фронтендом і бекендом використовується RESTful API, доступ до якого здійснюється через HTTP-клієнт Axios, що забезпечує надійну та безперебійну передачу даних, а також обробку асинхронних запитів.

Інтерфейс програмного продукту продемонстровано на рисунках нижче.

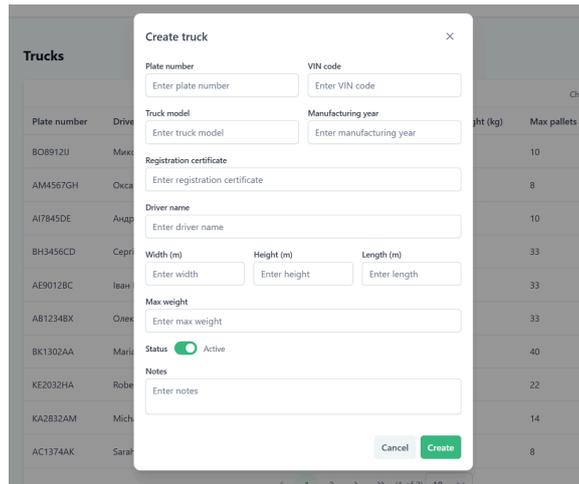


Рис. 3. Форма роботи з вантажівкою

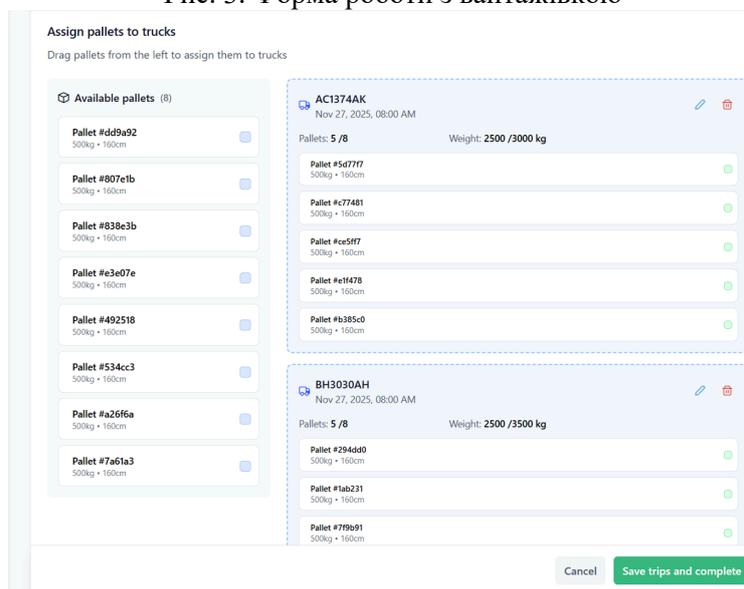


Рис. 4. Режим редагування замовлення з двома доданими поїздками

У межах експериментальної частини програмного продукту Smart Truck реалізовано інтеграцію зі штучним інтелектом з метою оптимізації процесу формування поїздок. У результаті розроблено інтелектуальний модуль, який поєднує класичні алгоритмічні методи оптимізації з можливостями сучасних систем штучного інтелекту для отримання ефективних логістичних рішень. Модуль Smart Trip пропонує приклад прикладного підходу до розв'язання складної задачі розподілу вантажів у логістиці, доповненого контекстуальними знаннями, отриманими від великої мовної моделі Claude AI (Anthropic Sonnet 4.5).

Модуль Smart Trip було інтегровано в наявну архітектуру застосунку без порушення її модульності. У конфігураційному файлі `app.module.ts` зареєстровано `SmartTripModule` разом з усіма необхідними залежностями, зокрема моделями MongoDB для роботи з транспортними засобами, замовленнями, поїздками та адресами. Окрему увагу приділено коректному налаштуванню `ConfigModule`, який забезпечує доступ до змінних середовища, зокрема ключа `ANTHROPIC_API_KEY`, необхідного для функціонування компонентів, що використовують штучний інтелект.

Як велику мовну модель для реалізації інтелектуального аналізу обрано Claude Sonnet 4.5 від компанії Anthropic, що зумовлено її здатністю до контекстуального міркування та генерації пояснювальних рекомендацій, які перевершують можливості традиційних алгоритмів оптимізації, орієнтованих виключно на числові критерії.

Інтеграція штучного інтелекту в `SmartTripModule` здійснена з урахуванням вимог до надійності, продуктивності та контекстної обізнаності. Взаємодія з LLM реалізована на двох рівнях:

аналізу окремих поїздок та формування узагальненої стратегічної оцінки. Під час ініціалізації модуля створюється екземпляр клієнта Anthropic, який конфігурується за допомогою ключа API, отриманого зі змінних середовища. Для запобігання блокуванню виконання встановлено глобальний тайм-аут у 60 секунд, а також реалізовано перевірку наявності ключа API на етапі запуску, що унеможлиблює роботу системи в некоректному стані.

Алгоритм функціонування SmartTripModule складається з кількох послідовних етапів. На першому етапі запускається базовий оптимізаційний механізм, реалізований у сервісі TripOptimizerService. Йому передаються дані про палети, ідентифікатор замовлення та адресу доставки. На цьому етапі застосовується алгоритм упаковки в контейнери для визначення оптимального розподілу вантажів між транспортними засобами. Результатом є початкові поїздки з розрахованими параметрами, такими як маса вантажу, орієнтовна витрата пального та тривалість маршруту, без залучення штучного інтелекту.

Другий етап передбачає аналіз історичного контексту за умови, що користувач активує відповідну опцію. Сервіс HistoricalContextService здійснює пошук завершених замовлень зі схожими характеристиками та формує узагальнені закономірності, зокрема кількість поїздок, типові проблеми виконання та середні показники ефективності. Отримані історичні дані використовуються як додатковий контекст на наступних етапах аналізу, що дозволяє формувати рекомендації з урахуванням фактичного досвіду експлуатації.

На третьому етапі відбувається інтелектуальне покращення кожної поїздки за допомогою великої мовної моделі. Сервіс enhanceTripsWithLLM послідовно передає оптимізовані поїздки до Claude AI, який аналізує характеристики транспортного засобу, параметри вантажу, маршрут та історичний контекст. У результаті формується пояснювальна інформація щодо доцільності запропонованого рішення, можливих ризиків та альтернативних сценаріїв виконання доставки. Таким чином, числова оптимізація доповнюється аналітичними рекомендаціями з бізнес-орієнтованим контекстом.

Четвертий етап полягає у формуванні загальної стратегічної оцінки плану перевезень. За допомогою методу generateOverallAnalysis LLM аналізує всі поїздки в сукупності, оцінює узгодженість логістичної стратегії, рівень ризиків та потенційні напрями покращення в майбутніх ітераціях планування.

На завершальному етапі результати всіх попередніх кроків агрегуються в єдиний об'єкт відповіді. Обчислюються зведені показники, зокрема, загальна кількість поїздок, середній рівень ефективності, сумарна витрата пального та загальна тривалість виконання. Поїздки, збагачені аналітикою штучного інтелекту, об'єднуються з узагальненими стратегічними висновками у комплексний результат.

У разі успішного виконання алгоритму користувач отримує відповідь із повним набором розрахованих даних. У випадку виникнення помилки вона перехоплюється механізмом обробки винятків, реєструється з метою налагодження, після чого формується відповідь про невдачу із відповідним повідомленням. Незалежно від результату, система повертає час обробки запиту, що забезпечує прозорість роботи модуля.

З боку клієнтського інтерфейсу взаємодія з модулем Smart Trip реалізована наступним чином. Після створення замовлення та додавання палет у детальному поданні замовлення стає доступною функція CreateSmartOrder(). Після її активації та обробки запиту серверною частиною користувач отримує структуровану відповідь, що містить підготовлені до створення поїздки з повним аналітичним контекстом. Для завершення процесу користувачу достатньо підтвердити створення поїздок шляхом натискання кнопки Create trips у відповідному модальному вікні.

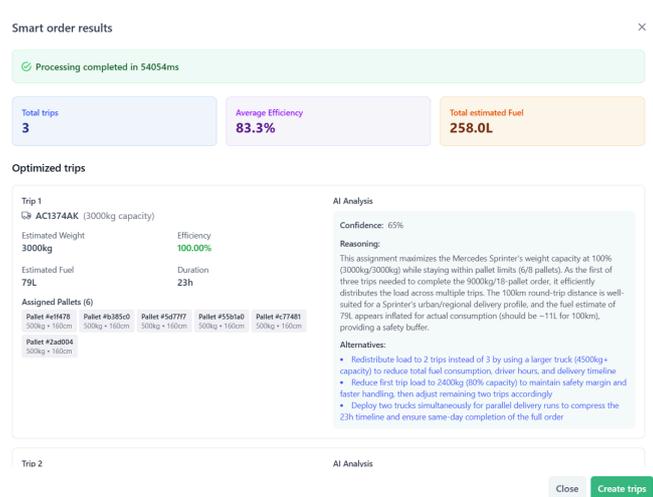


Рис. 5. Модальне вікно з відповіддю від Claude

Висновки та перспективи подальших досліджень.

У межах даної роботи було розглянуто підходи до проектування та реалізації інформаційної системи управління вантажними перевезеннями з елементами інтелектуальної підтримки прийняття рішень. Запропоновано архітектуру програмного продукту Smart Truck, що базується на клієнт-серверній моделі з чітким розділенням між рівнем представлення та серверною логікою, а також на використанні RESTful API для взаємодії компонентів системи. Такий підхід забезпечує масштабованість, модульність і гнучкість подальшого розвитку системи.

У роботі проаналізовано класичні задачі маршрутизації транспортних засобів та показано їхню обмеженість у контексті динамічних логістичних процесів, що характеризуються невизначеністю, багатофакторністю та значним обсягом неструктурованих даних. У цьому контексті обґрунтовано доцільність інтеграції методів штучного інтелекту, зокрема великих мовних моделей, для розширення можливостей традиційних алгоритмів оптимізації.

Експериментальна частина дослідження продемонструвала ефективність гібридного підходу, який поєднує алгоритмічну оптимізацію з аналізом на основі LLM. Реалізований модуль Smart Trip забезпечує не лише формальну оптимальність розподілу вантажів і формування поїздок, а й контекстуальне обґрунтування рішень, врахування історичних даних, потенційних ризиків та альтернативних сценаріїв. Це підвищує прозорість і довіру до автоматизованих рішень з боку операторів логістичних систем, а також зменшує когнітивне навантаження на користувачів.

Отримані результати підтверджують, що використання великих мовних моделей у логістичних інформаційних системах є перспективним напрямом, здатним суттєво підвищити якість планування, адаптивність до змін середовища та загальну ефективність управління перевезеннями.

Перспективи подальших досліджень полягають у розширенні функціональних можливостей інтелектуальних модулів шляхом інтеграції багатокритеріальної оптимізації, врахування стохастичних факторів (затори, погодні умови, затримки) та використання потокових даних у реальному часі. Окремим напрямом є дослідження методів поєднання LLM з підкріплювальним навчанням для автоматичного вдосконалення стратегій планування. Також доцільним є проведення масштабних експериментальних досліджень на реальних логістичних даних з метою кількісної оцінки економічного ефекту та надійності запропонованого підходу в умовах промислової експлуатації.

Список бібліографічного опису

1. Aghaabdollahian B., Javadi B., Aazami A. An overview of vehicle routing problems: A comprehensive classification and description of types // *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 2026. Vol. 36. Article 101808. DOI: 10.1016/j.trip.2025.101808.
2. Box G. E., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time series analysis: forecasting and control. 5th ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
3. Brown T., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J. D., Dhariwal P., Amodei D. Language models are few-shot learners // *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020. Vol. 33. P. 1877–1901. DOI:10.48550/arXiv.2005.14165.

4. Coffman E. G., Garey M. R., Johnson D. S. Approximation algorithms for NP-hard problems. Boston : PWS Publishing Co., 1997. P. 46–93.
5. Dantzig G. B., Ramser J. H. The truck dispatching problem // *Management Science*. 1959. Vol. 6, no. 1. P. 80–91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>.
6. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, no. 8. P. 1735–1780. DOI:10.1162/neco.1997.9.8.1735.
8. Jurafsky D., Martin J. H. Speech and language processing. 3rd ed. Hoboken : Pearson, 2023. 1150 p.
9. Laporte G. Fifty years of vehicle routing // *Transportation Science*. 2009. Vol. 43, no. 4. P. 408–416. DOI: 10.1287/trsc.1090.0301.
10. Martello S., Toth P. Knapsack problems: algorithms and computer implementations. Chichester : John Wiley & Sons, 1990. 306 p.
11. The vehicle routing problem: latest advances and new challenges / ed. by B. L. Golden, S. Raghavan, E. A. Wasil. New York : Springer, 2008. 600 p.
12. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Polosukhin I. Attention is all you need // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30. – P. 5998–6008. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.0376>.
13. Vehicle routing: problems, methods, and applications / ed. by P. Toth, D. Vigo. 2nd ed. Philadelphia : SIAM, 2014. 463 p.

References

1. Aghaabdollahian B., Javadi B., Aazami A. An overview of vehicle routing problems: A comprehensive classification and description of types // *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*. 2026. Vol. 36. Article 101808. DOI: 10.1016/j.trip.2025.101808.
2. Box G. E., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time series analysis: forecasting and control. 5th ed. Hoboken : John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
3. Brown T., Mann B., Ryder N., Subbiah M., Kaplan J. D., Dhariwal P., Amodei D. Language models are few-shot learners // *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2020. Vol. 33. P. 1877–1901. DOI:10.48550/arXiv.2005.14165.
4. Coffman E. G., Garey M. R., Johnson D. S. Approximation algorithms for NP-hard problems. Boston : PWS Publishing Co., 1997. P. 46–93.
5. Dantzig G. B., Ramser J. H. The truck dispatching problem // *Management Science*. 1959. Vol. 6, no. 1. P. 80–91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>.
6. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. – 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p.
7. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory // *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, no. 8. P. 1735–1780. DOI:10.1162/neco.1997.9.8.1735.
8. Jurafsky D., Martin J. H. Speech and language processing. 3rd ed. Hoboken : Pearson, 2023. 1150 p.
9. Laporte G. Fifty years of vehicle routing // *Transportation Science*. 2009. Vol. 43, no. 4. P. 408–416. DOI: 10.1287/trsc.1090.0301.
10. Martello S., Toth P. Knapsack problems: algorithms and computer implementations. Chichester : John Wiley & Sons, 1990. 306 p.
11. The vehicle routing problem: latest advances and new challenges / ed. by B. L. Golden, S. Raghavan, E. A. Wasil. New York : Springer, 2008. 600 p.
12. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Polosukhin I. Attention is all you need // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2017. – Vol. 30. – P. 5998–6008. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.0376>.
13. Vehicle routing: problems, methods, and applications / ed. by P. Toth, D. Vigo. 2nd ed. Philadelphia : SIAM, 2014. 463 p.

Історія статті:

Отримано: 01.12.2025 Доопрацьовано: 09.02.2026 Прийнято до друку: 23.03.2026 Опубліковано: 29.03.2026