

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

**Інститут (факультет) автоматизації і комп'ютерних систем імені проф.
І.В. Ельперіна**

Кафедра Інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки

«До захисту в ЕК»

Директор інституту(декан факультету)

_____ **Андрій ФОРСЮК** _____
(підпис) (ім'я та прізвище)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри

_____ **Сергій ГРИБКОВ** _____
(підпис) (ім'я та прізвище)

« 08 » грудня 2025 р.

« 08 » грудня 2025 р.

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА**

зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» _____
(код та назва спеціальності)

освітньо-професійної програми Управління інформацією та аналітика даних
на тему: Інформаційна система для підтримки управління діяльністю автосервісу
з _____ використанням _____ засобів _____ машинного
навчання _____

Виконав: здобувач 2 курсу, групи КН-2-2М

_____ **Бурлака Каріна Андріївна** _____
(прізвище, ім'я, по батькові повністю) (підпис)

Керівник _____ **Грама Михайло Петрович** _____
(прізвище, ім'я та по батькові повністю) (підпис)

Консультанти _____ (ім'я та прізвище) _____ (підпис)

_____ (ім'я та прізвище) _____ (підпис)

_____ (ім'я та прізвище) _____ (підпис)

Рецензент _____ (ім'я та прізвище) _____ (підпис)

Я як здобувач(ка) Національного університету харчових технологій розумію і підтримую політику університету з академічної доброчесності. Я не надавав(-ла) і не одержував(-ла) незарядженої допомоги під час підготовки цієї роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Здобувач _____
(підпис)

Київ - 2025р.

НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Інститут (факультет) автоматизації і комп'ютерних систем імені проф. І.В. Ельперіна

Кафедра інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки

Освітній ступінь магістр

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»
(код і назва)

Освітньо-професійна програма Управління інформацією та аналітика даних
(назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки

Сергій ГРИБКОВ
"05" листопада 2025 року

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧА

Бурлаки Каріни Андріївни

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Інформаційна система для підтримки управління діяльністю автосервісу з використанням засобів машинного навчання

керівник роботи Грама Михайло Петрович, доктор філософії, старший викладач

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом закладу вищої освіти від «05» листопада 2025 року №906-кв

2. Строк подання здобувачем роботи 01 грудня 2025

3. Вихідні дані до роботи 1. Клієнти. 2. Транспортний засіб. 3. Замовлення. 4. Послуги. 5. Працівники. 6. Склад

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)

Розділ 1. Дослідження предметної області та постановка задачі

Розділ 2. Дослідження та обґрунтування технологій, методів, алгоритмів

Розділ 3. Реалізація та апробація інформаційної аналітичної системи

5. Перелік графічного матеріалу:

1. Організаційно-функціональна схема автосервісу

2. Бізнес-процеси автосервісу 3. Приклад інтерфейсу користувача

6. Консультанти розділів роботи

| Розділ | Прізвище, ініціали та посада консультанта | Підпис, дата | |
|--------|---|----------------|------------------|
| | | завдання видав | завдання прийняв |
| 1 | док. Грама М.П. | 01.10.2025 | 17.10.2025 |
| 2 | док. Грама М.П. | 20.10.2025 | 24.10.2025 |
| 3 | док. Грама М.П. | 27.10.2025 | 07.11.2025 |
| | | | |
| | | | |

7. Дата видачі завдання: 01 жовтня 2025 року**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

| № | Назва етапів виконання кваліфікаційної роботи | Строк виконання етапів роботи | Примітка |
|---|---|-------------------------------|----------|
| 1 | Постановка задачі | 02.10.2025 | Виконано |
| 2 | Аналітичний огляд літератури | 06.10.2025 | Виконано |
| 3 | Вибір методів та технологій | 20.10.2025 | Виконано |
| 4 | Генерація бази даних в PostgreSQL | 27.10.2025 | Виконано |
| 5 | Розробка інтерфейсу користувача | 30.10.2025 | Виконано |
| 6 | Оформлення пояснювальної записки | 10.11-21.11.2025 | Виконано |
| 7 | Оформлення презентації | 25.11.2025 | Виконано |
| | | | |
| | | | |
| | | | |
| | | | |

Здобувач

(підпис)

Керівник роботи

(підпис)

Каріна БУРЛАКА

(ім'я та прізвище)

Михайло ГРАМА

(ім'я та прізвище)

АНОТАЦІЯ

Бурлака Каріна Андріївна – Інформаційна система для підтримки управління автосервісом з використанням засобів машинного навчання.

У кваліфікаційній роботі представлено дослідження предметної області автосервісу, проведено аналіз існуючих інформаційних систем та виявлено ключові проблеми, пов'язані з відсутністю аналітичних інструментів і механізмів прогнозування. На основі виявлених недоліків сформовано вимоги до створення інформаційно-аналітичної системи, яка забезпечує підтримку управлінських рішень.

Розроблено математичні моделі прогнозування кількості замовлень, навантаження постів, попиту на запчастини, потреби в персоналі та сезонних коливань. Для розв'язання зазначених задач застосовано методи статистичного моделювання та машинного навчання, зокрема ансамблеву модель Gradient Boosting Regressor для прогнозування кількості замовлень та навантаження постів, Auto ARIMA для регулярного попиту на запчастини, модель Syntetos–Boylan Approximation для переривчастого попиту та детерміністичні алгоритми планування персоналу на основі прогнозованого обсягу робіт.

Ключові слова: АВТОСЕРВІС, ПРОГНОЗУВАННЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, АНАЛІТИЧНА СИСТЕМА, ЗАМОВЛЕННЯ, СКЛАД, ПЕРСОНАЛ, СЕЗОННІСТЬ, ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА.

SUMMARY

Burlaka Karina Andriivna – Information System for Supporting Auto Service Management Using Machine Learning Techniques.

The qualification work presents a study of the auto service domain, an analysis of existing information systems, and the identification of key problems related to the absence of analytical tools and forecasting mechanisms. Based on the revealed limitations, the requirements for developing an information-analytical system that supports managerial decision-making were formulated.

Mathematical models were developed for forecasting the number of service orders, workstation workload, spare parts demand, staffing needs, and seasonal patterns. To solve these tasks, statistical modeling and machine learning methods were applied, including a Gradient Boosting Regressor for forecasting the number of orders and bay workload, Auto ARIMA for regular spare parts demand, Syntetos–Boylan Approximation model for intermittent demand, and deterministic staff planning algorithms based on the forecasted workload.

Keywords: AUTOSERVICE, FORECASTING, MACHINE LEARNING, ANALYTICAL SYSTEM, ORDERS, INVENTORY, STAFF, SEASONALITY, INFORMATION SYSTEM.

ЗМІСТ

| | |
|---|----|
| ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ..... | 8 |
| ВСТУП..... | 9 |
| РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ..... | 12 |
| 1.1. Загальна характеристика ФОП «Кучерук Роман Вікторович»..... | 12 |
| 1.2. Опис існуючих інформаційних систем, що використовуються..... | 13 |
| 1.3. Функціональне моделювання та аналіз існуючих бізнес-процесів..... | 14 |
| 1.4. Виявлені задачі та проблеми..... | 14 |
| 1.5. Аналітичний огляд літератури..... | 15 |
| 1.6. Постановка завдання на дослідження..... | 17 |
| 1.7. Висновок до першого розділу..... | 18 |
| РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ, МЕТОДІВ, АЛГОРИТМІВ..... | 20 |
| 2.1. Моделювання основних задач..... | 20 |
| 2.2. Огляд та аналіз існуючих рішень для розв’язання виявлених задач..... | 23 |
| 2.3. Обґрунтування вибору технологій, методів, алгоритмів..... | 32 |
| 2.4. Висновки до другого розділу..... | 36 |
| РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АПРОБАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ..... | 38 |
| 3.1. Проектування та створення аналітичної системи..... | 38 |
| 3.2. Дослідження та аналіз джерел даних..... | 39 |
| 3.3. Проектування та створення сховища даних..... | 40 |
| 3.4. Апробація та створення інформаційної аналітичної системи та отримані результати..... | 43 |
| 3.5. Висновки до третього розділу..... | 66 |
| ВИСНОВКИ..... | 67 |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ..... | 69 |

| | |
|--|----|
| ДОДАТКИ..... | 73 |
| Додаток А. Бізнес-процеси автосервісу..... | 73 |
| Додаток Б. База даних автосервісу..... | 76 |

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ, УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, ТЕРМІНІВ

ФОП — фізична особа-підприємець

ІС — інформаційна система

ІАС — інформаційна аналітична система

ML (МН) — машинне навчання

ETL — процес вилучення, трансформації та завантаження даних

API — програмний інтерфейс прикладного програмування

UI — інтерфейс користувача

DBMS — система керування базами даних (database management system)

PostgreSQL — реляційна система керування базами даних

Holt–Winters — метод експоненційного згладжування з трендом і сезонністю

ARIMA — авторегресійна інтегрована модель ковзної середньої

Auto ARIMA — автоматизований вибір параметрів ARIMA

Croston — метод прогнозування переривчастого попиту

SBA — модифікація Croston (Syntetos–Boylan Approximation)

SS (Safety Stock) — страховий запас

ROP (Reorder Point) — точка замовлення

EOQ — економічний розмір замовлення

MAE, MSE, RMSE — метрики оцінювання точності прогнозів

CRUD — створення, читання, оновлення, видалення даних

Frontend — клієнтська частина веб-застосунку

Backend — серверна частина веб-застосунку

Next.js — фреймворк для розробки веб-інтерфейсу

CSV — формат табличних даних comma-separated values

JSON — формат обміну структурованими даними

ВСТУП

У сучасних умовах ведення бізнесу ефективне управління ресурсами є вирішальним чинником конкурентоспроможності, особливо для малих підприємств сфери послуг, таких як автосервіси. Логістичні ланцюги, ринковий попит та потреби в персоналі характеризуються високою мінливістю, що ускладнює оперативне планування. Особливої гостроти ця проблема набуває в контексті оголошених керівництвом автосервісу планів щодо значного розширення масштабів діяльності. Традиційні підходи, засновані на ретроспективному аналізі, виявляються недостатніми для швидкого реагування на виклики, пов'язані з масштабуванням бізнесу. Впровадження інструментів на основі аналітики даних та методів прогнозування стає об'єктивною необхідністю для забезпечення сталого розвитку та оптимізації операційної діяльності в умовах запланованого зростання.

Мета дослідження полягає у розробці інформаційно-аналітичної системи підтримки прийняття управлінських рішень для автосервісу, спрямованої на оптимізацію використання ресурсів шляхом прогнозування ключових операційних показників у зв'язку з планованим розширенням бізнесу.

Об'єктом дослідження є процеси управління виробничими та людськими ресурсами автосервісу.

Предметом дослідження являються методи та моделі прогнозовної аналітики для оцінки майбутнього попиту на послуги, потреби в матеріально-технічних ресурсах та формування оптимальної структури персоналу з урахуванням стратегії масштабування бізнесу.

У роботі використано комплекс наукових методів, включаючи аналіз історичних даних, статистичне моделювання, методи машинного навчання для прогнозування часових рядів, а також методи структурного проектування інформаційних систем.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в удосконаленні підходу до підтримки управлінських рішень в автосервісі, з поєднанням сучасних методів машинного навчання. А саме, застосовано структуроване розмежування

регулярного та інтермітентного попиту на запчастини з подальшим застосуванням спеціалізованих моделей прогнозування: Auto ARIMA для стабільного попиту та Syntetos–Boylan Approximation для переривчастих рядів, що забезпечує підвищення точності прогнозів у випадках обмежених або нерівномірних даних. Запропоновано використання ансамблевої моделі Gradient Boosting Regressor для формування прогнозів щоденної кількості замовлень та навантаження постів, що дає змогу виявляти нелінійні залежності у поведінці клієнтів та календарних паттернах. Додатково розроблено сценарій планування персоналу для гіпотези «+1000 клієнтів», який на основі прогнозованого обсягу робіт та нормативів трудозатрат формує обґрунтовані рекомендації щодо необхідної кількості працівників. Сукупність цих рішень утворює нову практично орієнтовану методику прогнозно-аналітичної підтримки діяльності автосервісу.

Практичне значення отриманих результатів полягає у впровадженні програмного рішення, яке дозволить керівництву автосервісу обґрунтовано планувати кадрову політику, управляти складськими запасами та готуватися до змін ринкового попиту в рамках реалізації стратегії розширення бізнесу, забезпечуючи тим самим стійкий ріст у конкурентному середовищі.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Кваліфікаційна робота виконувалась згідно із планом науково-дослідних робіт кафедри інформаційних технологій, штучного інтелекту і кібербезпеки Національного університету харчових технологій: НДР «Дослідження та використання засобів штучного інтелекту для розв'язання управлінських завдань в харчовій промисловості» №ДР 0125U003887, 2025–2030 рр; НДР «Дослідження та використання сучасних інформаційних технологій для виконання функцій та завдань виробничого і організаційного управління підприємств харчової галузі» №ДР 0120U105386, 2020–2025 рр.

Отримані результати підтвердили практичну цінність інтеграції машинного навчання та інструментів обробки даних у процеси управління ресурсами та планування виробничого завантаження, що свідчить про коректність обраних методів і їх ефективність для реальних умов функціонування підприємства.

Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Пояснювальна записка має обсяг 80 сторінок, містить 12 рисунків, 5 таблиць, 2 додатки, а список використаних джерел налічує 32 найменування. У першому розділі здійснено дослідження предметної області та сформульовано постановку задачі, у другому – проаналізовано та обґрунтовано вибір технологій, методів і алгоритмів, у третьому – реалізовано та апробовано інформаційно-аналітичну систему для підтримки управління діяльністю автосервісу.

РОЗДІЛ 1. ДОСЛІДЖЕННЯ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1. Загальна характеристика ФОП «Кучерук Роман Вікторович»

ФОП «Кучерук Роман Вікторович» (далі – Автосервіс) - мале стаціонарне підприємство з обслуговування та ремонту автівок.

Загальна інформація:

- адреса: вул. Залізняка, 29, м. Умань, Черкаської обл.
- ЄДРПОУ: 3305601617
- Вид діяльності:
 - 45.20 Технічне обслуговування та ремонт автотранспортних засобів;
 - 45.32 Роздрібна торгівля деталями та приладдям для автотранспортних засобів.

Автосервіс працює з червня 2017 року та наразі налічує вісім працівників. Власник, Роман Вікторович, також виконує обов'язки директора та бухгалтера [1].

На рисунку 1.1 представлена модель організації підприємства, що відображає у загальному вигляді структуру та елементи, які до неї входять.

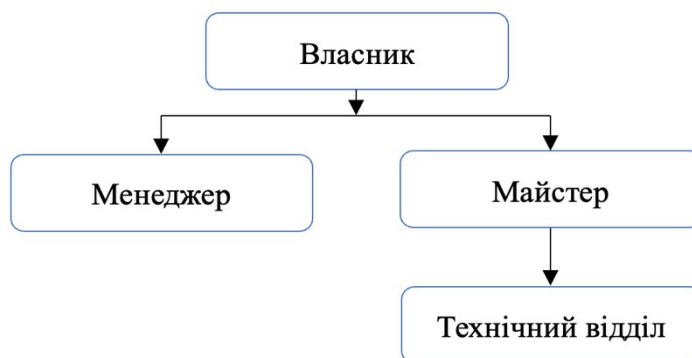


Рисунок 1.1– Модель організації підприємства ФОП «Кучерук Роман Вікторович»

Як видно із рисунку вище, підприємство має просту структуру. Основну роботу виконує менеджер. Він працює з клієнтами, оформлює замовлення, контролює їх виконання та проводить розрахунок клієнтів. Також в його обов'язки

входить організаційна робота, ведення документообіг, аналіз роботи та звітність для власника.

Майстер керує працівниками технічного відділу. Також під його керівництвом перебуває невеличкий склад із інструментами, запчастинами та аксесуарами;

Технічний відділ складається із чотирьох робітників (один автомеханік, автослюсар та автоелектрик та два склороби). Працівники підпорядковуються майстру, отримують від нього розпорядження по замовленням.

1.2. Опис існуючих інформаційних систем, що використовуються

Автосервіс наразі використовує інформаційну систему управління. Програмний засіб створений для автоматизації основних бізнес-процесів підприємства. Поточний функціонал системи забезпечує:

- облік клієнтів та транспортних засобів. Ведеться єдина база даних, що дозволяє швидко ідентифікувати клієнтів, їхні автомобілі та історію обслуговувань;
- реєстрація та супровід замовлень від формування заявок та відстеження етапів ремонту до виписки акту виконаних робіт;
- управління складом запчастин за рахунок обліку надходжень і витрат. Також є можливість формування накладних;
- управління роботою персоналу – розподіл замовлень між працівниками, контроль виконаних робіт.

Застосування такої системи значно полегшило ведення роботи та підвищило продуктивність Автосервісу. Однак, попри свою ефективність, ІС має низку недоліків, які знижують потенціал для розвитку підприємства. Відсутність можливості проведення аналітики та здійснення прогнозування.

1.3. Функціональне моделювання та аналіз існуючих бізнес-процесів

На рисунку 1.2, що додається нижче, продемонстровано схему роботи Автосервісу:

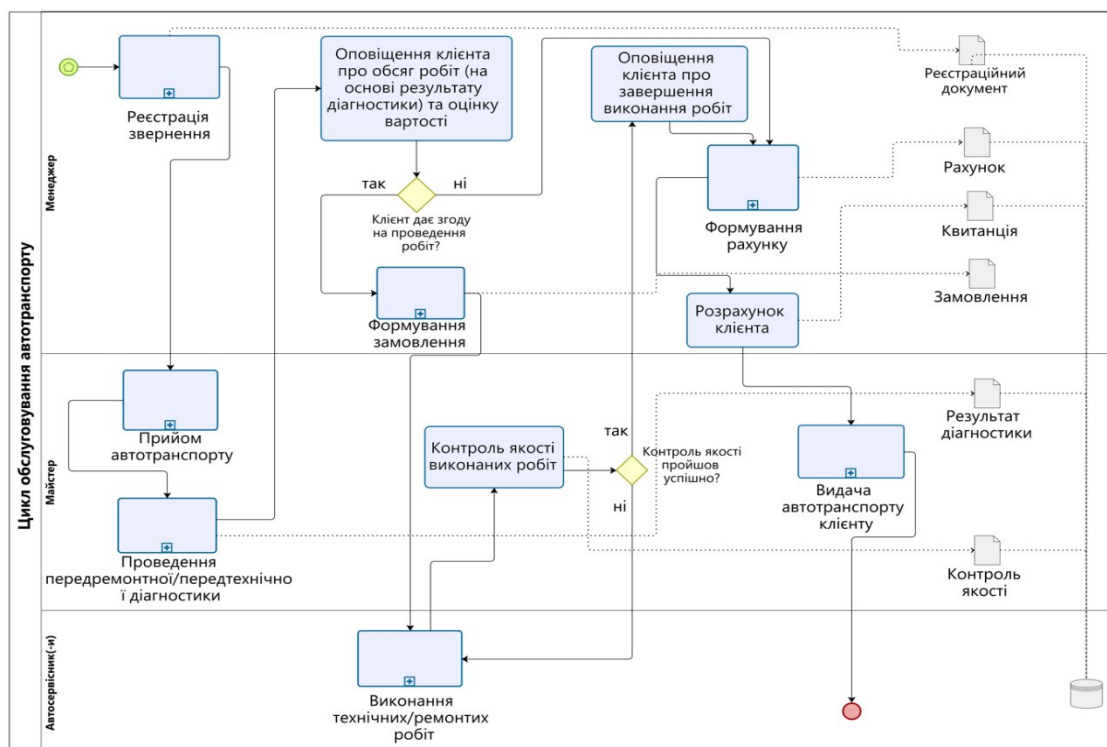


Рисунок 1.2 – Бізнес-процеси від звернення клієнта до формування замовлення

Аналізуючи схему видно загальний процес обслуговування автотранспорту. Однак, для кращого розуміння процесів, які відбуваються всередині Автосервісу, було створено декомпозицію верхнього рівня моделі, наведеної на рисунку вище.

Декомпозиція процесу представлена у додатку А на рисунках А.1-А.6, де зображено базові принципи роботи Автосервісу, деталі процесів та що саме відіграє роль у роботі, а також, які дані та потоки даних необхідні для нього.

1.4. Виявлені задачі та проблеми

За допомогою детального аналізу, а саме дослідженню історичних даних та показників роботи Автосервісу, дозволив ідентифікувати низку системних обмежень. Ці обмеження перешкоджають ефективному плануванню та створюють значні операційні ризики в контексті стратегічного курсу на розширення.

По-перше, застосування методів описової аналітики виявило відсутність формалізованого механізму для виявлення причинно-наслідкових зв'язків у бізнес-процесах. Наприклад, встановлено факт нерівномірного розподілу навантаження між працівниками, однак інструментарій для аналізу факторів, що впливають на цю диспропорцію (спеціалізація, складність завдань, індивідуальна продуктивність), відсутній. Це ускладнює об'єктивну оцінку трудового внеску та планування кадрових рішень.

По-друге, порівняльний аналіз динаміки ключових показників за різні періоди засвідчив наявність коливань у попиті на послуги. Однак, через відсутність засобів часового аналізу, неможливо достовірно відокремити випадкові флуктуації від стабільних сезонних тенденцій. Це обумовлює прийняття рішень щодо запасної частини та штатного розкладу на інтуїтивній основі, а не на об'єктивних прогнозах.

По-третє, аналіз ланцюжка створення вартості показав, що система управління складськими запасами функціонує в режимі пасивного обліку. Відсутній аналітичний апарат для класифікації матеріальних ресурсів за критеріями ABC/XYZ, що не дозволяє вибудувати диференційовану політику управління запасами та оптимізувати обсяг оборотних коштів.

Таким чином, інформаційна система підприємства наразі виконує функцію фіксації операційних подій, але не забезпечує аналітичної підтримки для стратегічного та тактичного планування. Виявлені проблеми підкреслюють необхідність залучення нових інструментів, здатних трансформувати наявні дані в прогнозні моделі.

1.5. Аналітичний огляд літератури

Сучасні дослідження у сфері післяпродажного сервісу та управління СТО демонструють системний відхід від прийняття рішень «постфактум», а з урахуванням того, що може статися найближчим часом завдяки прогнозній аналітиці, інтегрований у інформаційні системи управління. Узагальнення принципів прогнозованого технічного обслуговування (Predictive Maintenance,

PdM) у автомобільному секторі показує, що найбільший результат отримують рішення, які базуються на історії замовлень, результатах виконаних робіт і статистиці відмов, перетворюючи ці дані на практичні графіки технічного обслуговування та підготовлені рекомендації для менеджерів сервісу [2].

В наукових працях фіксується зсув фокусу від вибору «найкращого» алгоритму до побудови повного циклу обробки даних у межах ІС: від очищення та кодування довідників робіт і номенклатури до валідації моделей на реальних показниках сервісної ефективності [3].

Окрема увага приділяється методологічним обмеженням: зокрема, дисбалансу класів, коли події відмов або складні дефекти трапляються рідко порівняно зі «штатними» зверненнями, що потребує більшої уваги рідкісним подіям, синтетичного збагачення та ансамблевих підходів у процесі навчання моделей [5]. Для інформаційної системи автосервісу це означає необхідність вбудованих процедур контролю якості даних і коректного оцінювання точності прогнозів у бізнес-метриках (час виконання, повторні звернення, завантаження постів).

Значний пласт літератури присвячено прогнозуванню попиту на запасні частини та управлінню складом у сервісних організаціях. Ключова особливість таких даних є інтермітентність. Тривалі послідовності нулів (відсутність замовлень певного товару) змінюються сплесками попиту. Звичайні підходи прогнозування працюють гірше за таких умов, тому з'являється потреба в адаптованих підходах до моделювання та оцінювання [6]. Показано, що включення інформації про базу автівок: структуру клієнтського парку, його вік, пробіг, частоту звернень і типові роботи, суттєво підвищує точність прогнозів порівняно із лише часовими рядами продажів [7]. Паралельно радять поєднувати прогноз із керуванням правилами поповнення запасів. Наприклад, застосовувати ABC/XYZ-класифікацію, щоб відрізнити критично важливі позиції від менш важливих і підтримувати для них різні рівні запасів [8].

Актуальні роботи демонструють потенціал transfer learning і споріднених методів для категорій із «короткими» або «дірчастими» рядами: перенесення

представлень між подібними номенклатурними групами дозволяє стабілізувати оцінки попиту там, де прямих спостережень недостатньо [9]. В умовах масштабування клієнтської бази це прямо пов'язується з потребою запобігати як дефіциту, так і надлишковим залишкам, зберігаючи цільові рівні сервісу.

Новіші роботи показують, що там, де даних замало, можна використовувати перенесення знань між подібними групами запчастин: модель навчається на більш наповнених прикладах і допомагає робити обережніші, але стабільніші прогнози для рідкісних позицій [10]. У контексті нашого Автосервісу це особливо корисно. Такий підхід зменшує ризики одночасно дефіциту й «простою» товару на складі.

Окремим напрямом є організаційно-процесні аспекти керування даними в after-sales підприємствах. в статтях наголошується, що життєздатність PdM і складських прогнозів визначається узгодженістю схеми даних в ІС - єдиними ідентифікаторами клієнта, транспортного засобу, робіт і номенклатури, стандартизованими довідниками та наскрізними метриками, які поєднують аналітичні результати з операційними рішеннями (планування змін, формування замовлень на запчастини, управління чергою робіт) [10].

Для невеликого автосервісу це означає, що аналітика має бути інтегрована безпосередньо в робочі процеси: від прийому заявки й класифікації типу звернення, до автоматизованого формування плану робіт, оцінювання трудомісткості та матеріального забезпечення.

1.6. Постановка завдання на дослідження

На підставі проведеного аналізу предметної області та виявлених проблемних аспектів у системі управління автосервісом, сформульовано головне завдання на дослідження. Воно полягає у створенні інформаційно-аналітичної системи, здатної підвищити обґрунтованість управлінських рішень шляхом реалізації функцій прогнозування.

Для досягнення поставленої мети необхідно розробити алгоритм прогнозування операційного навантаження. На основі аналізу хронологічних рядів

історичних даних про замовлення необхідно побудувати математичну модель, здатну прогнозувати обсяг майбутніх замовлень. Модель має враховувати фактор сезонності та бути адаптованою для роботи в умовах планованого зростання клієнтської бази.

Створити оцінку потреби в матеріально-технічних ресурсах. На підставі прогнозованого навантаження та статистики використання запчастин потрібно розробити автоматизований розрахунок необхідного рівня складських запасів. Цей механізм має забезпечувати мінімізацію ризиків виникнення дефіциту при одночасному уникненні наднормових залишків.

Також, потрібно побудувати модель для аналітики та оптимізації кадрового забезпечення. На основі прогнозу обсягів робіт та нормативів їх трудомісткості необхідно сформулювати інструмент, який дозволить визначати оптимальну чисельність персоналу в розрізі спеціалізацій. Система повинна надавати рекомендації щодо необхідності найму, перерозподілу функціональних обов'язків та формування збалансованих робочих графіків.

Результатом виконання цих завдань має стати програмний комплекс, який інтегрує розроблені моделі в єдиний інтерфейс, забезпечуючи керівника автосервісу актуальними аналітичними звітами та науково обґрунтованими прогнозами для підтримки прийняття стратегічних і оперативних рішень.

1.7. Висновок до першого розділу

Проведене дослідження предметної області дозволило комплексно проаналізувати функціонування ФОП «Кучерук Роман Вікторович» та ідентифікувати ключові обмеження існуючої системи управління.

В ході роботи було встановлено, що поточна інформаційна система виконує переважно операційно-облікові функції, але не забезпечує аналітичної підтримки для стратегічного планування. Глибинний аналіз бізнес-процесів та історичних даних виявив три основні проблемні зони:

Неможливість прогнозування операційного навантаження через відсутність інструментів аналізу часових рядів і сезонних тенденцій.

Неефективне управління складськими запасами, що зумовлено відсутністю механізмів класифікації та прогнозування попиту на матеріально-технічні ресурси.

Відсутність формалізованого підходу до оптимізації кадрового забезпечення, що ускладнює планування чисельності та спеціалізації персоналу в умовах планованого зростання бізнесу.

Аналітичний огляд наукових джерел підтвердив актуальність виявлених проблем та довів ефективність застосування методів прогнозувальної аналітики та машинного навчання для їх вирішення в аналогічних предметних областях. Зокрема, література вказує на потенціал таких підходів, як прогнозування інтермітентного попиту, ABC/XYZ-класифікація запасів та перенесення знань (transfer learning) для роботи з даними, що характеризуються невеликим обсягом.

На підставі проведеного аналізу було сформульовано головне завдання на дослідження, а саме, розробку інформаційно-аналітичної системи, спрямованої на підвищення обґрунтованості управлінських рішень шляхом реалізації функцій прогнозування операційного навантаження, оцінки потреби в матеріально-технічних ресурсах та аналітики кадрового забезпечення.

Отримані результати стали теоретичним фундаментом для подальшого дослідження, обґрунтування та вибору технологій і методів, яким присвячено наступний розділ роботи.

РОЗДІЛ 2. ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОБҐРУНТУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ, МЕТОДІВ, АЛГОРИТМІВ

Метою створення інформаційно-аналітичної системи для підтримки управління автосервісом є отримання достовірних прогнозів, оцінювання навантаження ресурсів та своєчасне виявлення закономірностей у роботі підприємства. На етапі моделювання визначаються задачі, які система має забезпечувати після впровадження, а також формальні математичні постановки цих задач.

Базою для дослідження є існуюча реляційна база даних автосервісу, структура якої включає таблиці замовлень, клієнтів, транспортних засобів, запчастин, виконаних робіт та участі співробітників у цих роботах.

2.1. Моделювання основних задач

У цьому підрозділі сформовано математичні описи задач, які у подальшому визначатимуть вимоги до алгоритмів і архітектури системи.

2.1.1 Прогнозування кількості замовлень

Нехай маємо послідовність щоденної кількості прийнятих замовлень (2.1):

$$c, x_1, x_2, \dots, x_t \quad (2.1)$$

де x_t – кількість замовлень за день t

Необхідно передбачити значення для наступних днів (2.2):

$$\widehat{x}_{t+1}, \widehat{x}_{t+2}, \dots, \widehat{x}_{t+k} \quad (2.2)$$

Вхід - фрагмент останніх n днів (2.3):

$$[x_{t-n+1}, x_{t-n+2}, \dots, x_t] \quad (2.3)$$

На основі цього відрізка (2.3) формується прогноз на найближчий період (2.4), де під час навчання, мінімізується помилка між реальними та прогнозованими значеннями, що формально описується середньоквадратичним відхиленням:

$$L = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (2.4)$$

2.1.2 Прогнозування навантаження постів

Прогноз кількості замовлень використовується для оцінювання, наскільки будуть завантажені робочі .

Якщо:

d_t - прогноз кількості замовлень на день

s - середня тривалість одного ремонту

p - кількість постів

то навантаження (2.5) визначається як:

$$L_t = \frac{d_t \cdot s}{p} \quad (2.5)$$

2.1.3 Прогнозування попиту на запчастини

Для кожної позиції складу будується власний часовий ряд (2.6):

$$x_1^{(j)}, x_2^{(j)}, \dots, x_t^{(j)} \quad (2.6)$$

де $x_i^{(j)}$ - означає, скільки одиниць запчастини j було використано за день.

Прогноз майбутнього споживання (2.7):

$$\widehat{x}_{t+1}^{(j)}, \widehat{x}_{t+2}^{(j)}, \dots \quad (2.7)$$

На основі прогнозу розраховується точка замовлення (reorder point) (2.8), яка враховує і середній попит, і можливі коливання:

$$ROP_j = \mu_j + z \cdot \sigma_j \quad (2.8)$$

де:

μ_j - прогноз середнього споживання

σ_j - коливання попиту

z - бажаний рівень надійності запасу

2.1.4 Прогнозування потреби в персоналі

Кількість потрібних працівників визначається на основі прогнозованого навантаження.

Якщо:

d^t - прогноз замовлень

s_{avg} - середній час виконання одного замовлення

H - тривалість зміни

то очікувані трудові витрати (2.9):

$$E_t = \frac{\widehat{d}_t \cdot s_{avg}}{H} \quad (2.9)$$

Необхідна кількість спеціалістів(2.10):

$$N_t = [E_t] \quad (2.10)$$

Цей розрахунок також використовується для сценарного аналізу, якщо кількість клієнтів збільшиться на 1000.

2.1.5 Аналіз сезонності

Часові ряди автосервісу мають виражену сезонність - тижневу, місячну та річну. Для її виділення використовується підхід, який розкладає ряд на складові (2.11):

$$X_t = T_t + S_t + R_t \quad (2.11)$$

де:

T_t - тренд (загальна довгострокова зміна)

S_t - сезонна компонента

R_t - випадкові коливання

2.2. Огляд та аналіз існуючих рішень для розв'язання виявлених задач

2.2.1 Tekmetric

Tekmetric [24] — це хмарна система керування роботою автосервісу з розширеною управлінською звітністю та короткостроковими оцінками підсумкових показників.

Як стверджується, програма надає звітність у поточному часі, яка дає змогу бачити стан майстерні до закриття замовлень і «знати, як завершиться тиждень уже в понеділок», що підкреслює управлінський характер прогнозів на основі актуальних даних про замовлення та виконання робіт.

Довідкова база містить окремий розділ про звіти за клієнтами, фінансами та запасними частинами з рекомендаціями щодо інтерпретації.

Функціонально система охоплює ключові блоки щоденної роботи майстерні: облік запасів і роботу з постачальниками; цифрові огляди технічного стану автомобіля з фотофіксацією; підготовлення кошторисів, погодження робіт і формування рахунків в електронному вигляді; довідники норм часу і планових робіт; облік робочого часу працівників та моніторинг завантаженості постів; комунікацію з клієнтами у вигляді односторонніх і двосторонніх повідомлень; інтегровані інструменти приймання оплат і замовлення запчастин; понад п'ятдесят інтеграцій зі сторонніми сервісами. Для мережі сервісів передбачено централізоване керування.

Блок аналітики включає звіти за фінансами, персоналом, клієнтами, запасними частинами, оглядами технічного стану, а також розширені панелі у поточному часі. Окремо задекларовано можливість формувати власний фінансовий звіт із потрібними показниками та «звіт дня» з ключовими метриками за обраний період. Для мережевих користувачів передбачено агреговані звіти на рівні всієї організації та порівняння між майстернями.

Підтримка користувачів організована через довідкові матеріали, навчальні відео, вебінари та службу підтримки з установами

Продукт орієнтований на мережу автосервісів і спільноту користувачів у Північній Америці; у публічних матеріалах описано походження і розвиток системи. Для багатофілійних мереж пропонується централізоване керування кількома майстернями з єдиної панелі та порівняння показників між локаціями.

Ліцензування ґрунтується на оплаті «за майстерню» з відсутністю лімітів на кількість користувачів і нарядів-замовлень; доступні помісячні та річні плани з фіксованою вартістю. На офіційній сторінці наведено рівні «Початковий», «Розвиток», «Масштабування» та рівень для великих клієнтів за індивідуальним розрахунком. Окремо пропонуються доповнення для керування кількома майстернями, шино-технічного напрямку, приймання оплат та маркетингової взаємодії.

2.2.2 ALLDATA Manage Online

ALLDATA Manage Online [25] — це хмарне рішення для керування майстернею з розширеним набором управлінських звітів і численними інтеграціями.

Як заявляється, цей програмний продукт містить типові підсумкові звіти, огляди ділової активності, відстеження роботи виконавців і інструменти контролю прибутковості. Також підкреслено можливість формувати кошториси, замовлення та рахунки, а також замовляти деталі у провідних постачальників і використовувати цифрові інспекції.

У системі передбачено стандартний набір підсумкових та аналітичних звітів, таких як «Business Analysis», «Technician Tracking», «Profit Tracker», «Service Writer» та інші. Вони застосовуються для оперативного аналізу ділової активності, оцінки ефективності співробітників та моніторингу фінансових показників. Окремо надаються рекомендації щодо пошуку, формування та інтерпретації цих звітів.

Застосунок призначений для ведення основних процесів сервісу: створення кошторисів, робочих нарядів і рахунків; ведення баз даних клієнтів і автомобілів; управління запасами та взаємодію з постачальниками, включаючи можливість онлайн-замовлення запчастин; планування записів і робіт; фіксацію трудовитрат і їх вартості. Виробник конкретно вказує, що замовлення запчастин може здійснюватися через ряд підключених електронних каталогів і дистриб'юторських мереж, серед яких, зокрема, AutoZone, а також каталоги Nexpart Multi-Seller, TurboParts, WHI Solutions, Autocat+ та інші, залежно від обраного постачальника.

Існує публічна база знань, що містить інструкції з налаштування і експлуатації, навчальні відео та сторінку «Що нового», де в регулярному режимі публікуються огляди функціональних оновлень (таких як зміни в модулі планування записів, кольорові статуси робіт, користувацькі атрибути в розкладі). Подібна документація спрощує процес впровадження та подальшого використання системи в компанії.

Даний програмний продукт підходить для різних типів автосервісів, з особливим акцентом на мережеві організації. У матеріалах виробника прямо вказується, що саме для більших майстерень доцільно використовувати ALLDATA Manage Online, оскільки він пропонує розширену звітність, управління запасами, відстеження трудовитрат, вбудований інструмент для комунікації з клієнтами та інтеграції з популярними зовнішніми сервісами, серед яких QuickBooks, Worldpay, KUKUI, Demandforce, Twilio, myCARFAX.

Доступ до програми реалізований за принципом підписки. На офіційному сайті в розділі, присвяченому управлінським рішенням для майстерень, опубліковано орієнтовну щомісячну вартість використання ALLDATA Manage Online, а також окремі ціни на додаткові модулі (наприклад, «ALLDATA Inspections» як мобільний інструмент для електронних оглядів). Це надає можливість компаніям планувати витрати на ліцензії та додаткові модулі в рамках загальної вартості володіння.

2.2.3 Mitchell 1 Manager SE

Mitchell 1 Manager SE [26] — це програмний засіб для керування роботою автосервісу з великою кількістю вбудованих звітів, широкими інтегрованими каталогами запасних частин і розвинутим календарем планування. Офіційний опис підкреслює наявність понад ста вісімдесяти звітів, упорядковане формування кошторисів і рахунків, найбільший вибір цифрових каталогів деталей, а також зручні засоби мобільного огляду технічного стану автомобіля та спрощене планування записів і робіт, що разом формує повний управлінський контур для контролю виручки, витрат і продуктивності персоналу.

У застосунку реалізовано сучасний модуль оглядів технічного стану, який безпосередньо інтегровано з інтерфейсом основної системи: результати огляду пов'язуються з кошторисами та погодженнями, утворюючи єдиний наскрізний процес від фіксації стану автомобіля до формування робіт та їхнього затвердження. Для роботи «біля автомобіля» використовується мобільний інструмент, що

розширює можливості основної системи й дає змогу проводити багатоточкові огляди, створювати кошториси та замовлення на ремонт безпосередньо на робочому місці.

Блок довідкових матеріалів і підтримки містить зразки звітів, інструкції з формування та вивантаження, а також докладні посібники користувача для модуля оглядів; це полегшує налаштування та уніфікацію звітності в межах майстерні чи мережі майстерень. Окремі сторінки з допомогою пояснюють порядок доступу до звітів і варіанти їхнього подання на екран або друк, що важливо для регламентів внутрішнього контролю.

Система підтримує розширення функціональності за рахунок під'єднаних каталогів постачальників і додаткових опцій. Виробник відзначає, про наявність розширеного переліку каталогів постачальників, а також засоби текстового погодження кошторисів і відправлення рахунків, що скорочує цикл виконання робіт і підвищує прозорість взаємодії з клієнтом. Для операційних процесів доступні інтеграції з обліковими та платіжними рішеннями, а також пакет спільного використання з ремонтною довідковою системою того ж постачальника, що забезпечує узгодженість даних між підбором робіт і управлінням замовленнями.

Аналітика реалізована у вигляді широкого переліку звітів за клієнтами, робітниками, запасами, продажами й фінансовими показниками, які охоплюють як оперативні зрізи, так і ретроспективний аналіз діяльності. Наявність великої кількості інтегрованих звітів підтверджується офіційними матеріалами та демонстраційними ресурсами виробника; доступні відеоогляди нових можливостей і приклади використання, що дає змогу швидко впровадити уніфіковані підходи до моніторингу продуктивності та виручки.

Доступ до програми надається по щомісячній передплаті. На сайті наведено приклад вартості для окремого пакета оренди з помісячною оплатою протягом року. При цьому виробник пропонує індивідуальні умови та комплектації залежно від потреб майстерні, включаючи варіанти з об'єднанням у пакети з довідковими сервісами та додатковими модулями.

2.2.4 R.O. Writer

R.O. Writer [27] — це система керування роботою автосервісу з розгорнутим модулем звітності, інтегрованими каталогами запчастин і підтримкою як локального, так і хмарного подання звітів.

На офіційній сторінці представлено широкий перелік можливостей: ведення замовлень і кошторисів, управління запасами та закупівлями, замовлення деталей із під'єднаних каталогів постачальників, приймання оплат, планування, двосторонні повідомлення з клієнтами, а також звітність для окремої майстерні та мережі майстерень. Окремо підкреслюється, що у складі рішення передбачено необмежену кількість користувачів і документів, а звіти доступні у локальному та хмарному режимах, що полегшує масштабування і централізований контроль.

Ключовою особливістю системи є інструмент «Аналізатор керування», який дозволяє використовувати дані минулих періодів для аналітичної оцінки й постановки цілей на майбутні періоди. У довідці прямо зазначено, що користувач обирає період аналізу, центр прибутку та відповідального майстра приймання, після чого інструмент формує узагальнення показників і дає змогу порівнювати їх за різними зрізами (окремий центр, усі центри, конкретний майстер або вся команда). Такий підхід підходить для сценарного планування управлінських рішень і контролю виконання планів у межах єдиної методики звітності.

Для роботи з номенклатурою запчастин і постачальниками застосовується комплекс «Smart eCat», що забезпечує пошук деталей одночасно у під'єднаних електронних каталогах і у власних складських залишках користувача, із можливістю відразу переносити підібрані позиції у відкритий ремонтний документ. За офіційною документацією, «Smart eCat» підтримує оновлення покриття постачальників і синхронізований пошук у декількох каталогах, що скорочує час підбору і зменшує ризик помилок у специфікаціях.

Система підтримує інтеграції з бухгалтерськими рішеннями та сторонніми сервісами. Зокрема, виробник пропонує перевірений інструмент обміну з бухгалтерією «Accounting Link Desktop», орієнтований на автоматизацію

перенесення даних фінансового обліку. Доступні також інтеграції зі сторонніми платформами для сервісних процесів і маркетингових комунікацій, а також двосторонні обміни даними зі спеціалізованими рішеннями для оглядів і замовлень, що підтверджено публічними інструкціями з налаштування. У нових редакціях продукту описано розширення варіантів звітності та засобів синхронізації для роботи на багатьох локаціях.

Доступ до застосунку включає пакети з фіксованою місячною оплатою. Наведено приклади базових пакетів із зазначенням включених можливостей (необмежені кошториси та рахунки, повідомлення клієнтам, звіти, робочий процес майстерні, приймання оплат, мобільний застосунок для техніків, інтеграції з каталогами та сервісами ідентифікації автомобіля). Хоч остаточні умови визначаються постачальником, сукупність оприлюднених ознак підтверджує орієнтацію продукту на повний операційний цикл із мінімальними обмеженнями за кількістю користувачів і документів.

2.2.5 NAPA TRACS

NAPA TRACS [28] — це комплексна система керування роботою автосервісу з акцентом на керування складом, інтегроване замовлення деталей у кількох постачальників і розширений набір прикладних звітів.

Розробник формулює мету підсистеми складу як забезпечення знання «що саме і в якій кількості тримати на складі», із засобами виявлення найуживаніших позицій та підтримання їх на заданому рівні. Це позиціонування підтверджує спрямованість продукту на практичне управління запасами і щоденний операційний контроль у майстерні.

Функціонал система включає ключові процеси підприємства, а саме: формування кошторисів і ремонтних замовлень, роботу з довідниками клієнтів і транспортних засобів, планування записів, облік запасів, створення і приймання складських замовлень, а також аналіз історії клієнтів, автомобілів і руху запчастин.

У керівництві користувача перелічено стандартні операції зі створення та відстеження замовлень постачальникам, контролю залишків, застосування штрих-кової ідентифікації та зв'язку з бухгалтерськими системами, що дозволяє організувати наскрізний процес від підбору деталей до їхнього списання у роботу. Важливою властивістю є інтеграція з каталогами постачальників і сторонніми сервісами, яка забезпечує доступ до наявності та цін у кількох джерелах і дозволяє здійснювати електронне замовлення безпосередньо з інтерфейсу системи.

Система забезпечує швидкий доступ до цін і залишків у режимі поточного часу, можливість вибору бренду та цінового рівня під конкретний кошторис, а також перелік перевірених сторонніх інтеграцій для каталогів, маркетингу, вебсайту й керування взаєминами з клієнтами. Це скорочує час підбору та підвищує повторюваність операційних процедур.

Аналітичні можливості реалізовано через готові звіти та оглядові панелі, включно з мобільною панеллю звітності й тематичними розділами для замовлень, запасів, праці та прибутковості. Публічні матеріали демонструють оновлення панелей і навчальні відео зі створення складських замовлень, додавання позицій і налаштування рівнів підтримки запасів; для користувачів доступна навчальна платформа з курсами по налаштуванню складу та формуванню замовлень. Такий супровід спрощує впровадження єдиних правил роботи зі складом і підвищує контрольованість процесів.

Доступ до системи постачається у вигляді передплат із фіксованою щомісячною оплатою. На офіційному сайті наведено рівні «Silver», «Gold» та «Gold Plus» із відповідними функціональними відмінностями, починаючи орієнтовно від 109 доларів США на місяць за базовий пакет. Це дозволяє планувати витрати на ліцензії залежно від розміру майстерні та потреб у додаткових можливостях.

2.2.6 Порівняльна характеристика

За результатами проведеного огляду існуючих програмних засобів для автосервісів складено таблицю для порівняння основних параметрів ІС.

Таблиця 2.1 – Порівняльна характеристика існуючих рішень

| | Tekmetric | ALLDATA Manage Online | Mitchell 1 Manager SE | R.O. Writer | NAPA TRACS |
|-----------------------------|------------------------|----------------------------------|------------------------------|--------------------------|---|
| Прогнозування | Ні | Ні | Ні | Ні | Ні |
| Масштаб | Середні/великі | Середні/мережеві | Середні/великі | Середні/великі/мережі | Середні/великі/мережі |
| Інтерфейс | Сучасний веб-інтерфейс | Веб-інтерфейс, мобільний додаток | Десктоп | Десктоп | Десктоп/веб-компонент |
| Укр. інтерфейс | Немає | Немає | Немає | Немає | Немає |
| Підтримка гривні | USD-орієнтація | USD-орієнтація | USD-орієнтація | USD-орієнтація | USD-орієнтація |
| Вартість (на місяць) | \$199-409 | \$329 + додаткові витрати | \$134-200 | Ціноутворення за запитом | Silver від \$109, Platinum від \$329, Gold від \$219; |

Аналіз таблиці 2.1 «Порівняльна характеристика існуючих рішень» показує, що жоден із розглянутих продуктів не містить вбудованого статистичного прогнозування, тоді як інформаційна система для Автосервісу потребує формальних методів моделювання попиту, розрахунку страхового запасу та замовлення на заданий рівень сервісу, а також планування змін персоналу з урахуванням обмежень. Відсутність цього класу функцій свідчить, що навіть у разі впровадження доведеться будувати окремий прогностичний модуль.

Цільова аудиторія всіх рішень це переважно середні, великі або мережеві сервіси, що корелює з високою вартістю підписки: для Tekmetric - близько 199–409

дол. США на місяць, для ALLDATA Manage Online - від 329 дол. США на місяць плюс оплата модулів, для Mitchell 1 Manager SE - орієнтовно 134 – 200 дол. США, для NAPA TRACS - від 109 до 329 дол. США залежно від пакета, а в R.O. Writer ціноутворення наводиться за індивідуальним запитом. Для невеликого сервісу це створює суттєве навантаження на бюджет без гарантії повної окупності, особливо з огляду на те, що значна частина «операційних» можливостей (кошториси, облік робіт, базові складські процеси) уже реалізована в наявній системі й буде дублюватися.

Критичною для локального впровадження є також відсутність офіційної української локалізації та підтримки гривні у всіх розглянутих рішеннях. Це ускладнює щоденну роботу персоналу, ведення звітності, інтеграцію з локальними фінансовими процесами та збільшує ризики помилок. Додатково більшість інтеграцій цих платформ орієнтовано на постачальників і платіжну інфраструктуру Північної Америки, тож для українського ринку очікувані додаткові витрати на адаптацію або частковий ручний супровід.

У підсумку, сукупність факторів, таких як, відсутність вбудованого прогнозування, завищена абонплата для масштабу Автосервісу, дублювання наявних функцій, брак локалізації та гривні робить придбання готового закордонного ПЗ нерентабельним і недоцільним. Раціональним рішенням є збереження чинної операційної системи як джерела даних і розробка власної інформаційної системи аналітики та прогнозування, яка забезпечить потрібні статистичні моделі, українську локалізацію, гнучку інтеграцію з наявними процесами. Такий підхід мінімізує витрати, знімає залежність від постачальника і дозволяє точно підлаштувати функціонал під реальні потреби Автосервісу.

2.3. Обґрунтування вибору технологій, методів, алгоритмів

2.3.1 Методи машинного навчання

Проектування аналітичної системи автосервісу потребує вибору методів, здатних забезпечити точність прогнозування, стабільність роботи та коректну

обробку специфічних типів даних. На основі аналізу наукових джерел та врахування особливостей реальних робочих процесів автосервісу було визначено, що найбільш доцільним є використання класичних методів машинного навчання для часових рядів, поєднаних зі статистичними алгоритмами оптимізації запасів та розподілу ресурсів.

Дані автосервісу характеризуються тижневою сезонністю, короткими часовими рядами, випадковими сплесками попиту та значними коливаннями обсягів робіт. Подібні властивості описані у дослідженнях з прогнозування сервісних процесів та моделей технічного обслуговування [2], [3], [10]. Для таких типів даних найбільш ефективними зарекомендували себе моделі згладжування та ARIMA які забезпечують баланс між точністю прогнозування та стабільністю роботи навіть на обмежених вибірках.

Для прогнозування кількості замовлень та завантаженості постів у реалізованій системі використовується ансамблева модель Gradient Boosting Regressor, яка навчається на історичних даних автосервісу та враховує виявлені сезонні закономірності. Такий підхід дає змогу моделювати нелінійні залежності між обсягом замовлень, структурою послуг і календарними факторами.

Для запчастин зі складу з регулярним попитом доцільним є застосування ARIMA-моделей. У літературі ARIMA залишається базовим інструментом прогнозування регулярних та квазісезонних рядів [12]. Auto-ARIMA автоматично підбирає параметри моделі, що підвищує точність прогнозування у випадках коротких історичних даних.

Проблематика переривчастого попиту докладно описана в оглядах Pinçe et al. [6], Willemain et al. [11], Snyder [12], де наголошено, що стандартні моделі ARIMA не можуть забезпечити прийнятної точності на даних, де понад 50 % значень становлять нулі. Тож для кращого результату обрано метод Syntetos–Boylan Approximation (SBA), оскільки у випадках інтермінентного попиту, він дає можливість окремо моделювати інтервали між запитами та розмір попиту [11] та більш точний і стабільний алгоритм для переривчастого попиту.

Задачі розподілу робочих ресурсів та планування персоналу тісно пов'язані з прогнозом кількості замовлень та трудомісткістю робіт. У працях Ernst et al. [16] і Van den Bergh et al. [17] наголошено, що ефективні моделі планування ґрунтуються на комбінації прогнозних моделей та алгоритмів оптимізації. Тож для оцінки потреби в персоналі доцільно застосовувати детерміністичний підхід: прогнозовану кількість замовлень (отримана за допомогою Gradient Boosting Regressor) перетворити на трудовитрати з урахуванням частки завдань за ролями та середньої тривалості виконання робіт. На цій основі розрахувати рекомендовану кількість працівників для заданого планового періоду, зокрема для сценарію з розширенням бази на 1000 клієнтів

Для забезпечення безперебійної роботи автосервісу система будуть використовуватись такі стандартні статистичні підходи, як Safety Stock (розрахунок страхового запасу), Reorder Point (точка замовлення) та економічний розмір замовлення (EOQ). Ці методи дозволяють враховувати коливання попиту та бажаний рівень сервісу [14], [15], [19].

2.3.1.1 Дослідження ефективності методів машинного навчання

У межах дослідження проведено порівняльне тестування різних методів машинного навчання та статистичного моделювання для визначення найбільш ефективних моделей прогнозування. Аналіз здійснювався за метриками MAE, RMSE та MAPE, що дозволило об'єктивно оцінити точність моделей на даних автосервісу.: Gradient Boosting Regressor, Holt–Winters , Auto ARIMA, LSTM, SVR

Для задачі прогнозування кількості щоденних замовлень найкращий результат показала модель Gradient Boosting Regressor (таб. 2.2), яка забезпечила мінімальні значення помилки та стабільну роботу за умов коливань попиту.

Цю модель також застосовано для прогнозування навантаження постів, де вона дозволяє враховувати нелінійні залежності між датою, сезоном, структурою послуг та історичними закономірностями.

Таблиця 2.2 – Порівняння методів ML для задачі прогнозування замовлень та навантаження

| Метод | MAE | RMSE | MAPE (%) |
|------------------------------------|-------------|-------------|--------------|
| Gradient Boosting Regressor | 1.46 | 1.82 | 44.33 |
| Holt–Winters | 1.33 | 1.75 | 44.81 |
| Auto ARIMA | 1.88 | 2.27 | 45.13 |
| LSTM | 1.88 | 2.27 | 45.13 |
| SVR | 1.81 | 2.25 | 50.94 |

Для запчастин із регулярним попитом найвищу точність продемонструвала модель Auto ARIMA (таб. 2.3). Автоматичний підбір параметрів дозволяє отримувати коректні прогнози навіть при коротких часових рядах, що є характерним для невеликих підприємств.

Таблиця 2.3 – Порівняння методів ML для задачі прогнозування запчастин з регулярним попитом

| Метод | MAE | RMSE | MAPE (%) |
|-------------------|-------------|-------------|--------------|
| Auto ARIMA | 1.20 | 1.49 | 63.06 |
| Holt–Winters | 1.36 | 1.50 | 58.87 |
| LSTM | 1.20 | 1.49 | 63.06 |
| SVR | 0.99 | 1.62 | 87.40 |
| Gradient Boosting | 1.40 | 2.02 | 59.09 |

У випадку інтермітентного попиту, де понад половину значень становлять нулі, найкращі результати показала модифікація методу Croston — модель Syntetos–Boylan Approximation (SBA), яка компенсує систематичні зміщення та забезпечує стабільність прогнозів.

Таблиця 2.4 – Порівняння методів ML для задачі прогнозування попиту запчастин з інтермітентним попитом

| Метод | MAE | RMSE | MAPE (%) |
|------------|-------------|-------------|--------------|
| SBA | 1.18 | 1.20 | 46.28 |
| Croston | 1.23 | 1.25 | 46.96 |
| Auto ARIMA | 1.02 | 1.07 | 44.45 |
| LSTM | 1.05 | 1.10 | 44.68 |
| SVR | 0.32 | 0.77 | 93.62 |

Для формування прогнозу потреби в персоналі було протестовано декілька підходів, серед яких Gradient Boosting Regressor продемонстрував найменше середньоквадратичне відхилення. На основі прогнозу замовлень та нормативів часу виконання робіт модель дозволяє визначати рекомендовану кількість працівників для планового періоду. Додатково реалізовано сценарний модуль для оцінки впливу збільшення клієнтської бази на 1000 осіб, який формує рекомендації щодо коригування штатної чисельності.

Результати тестування моделей підтвердили доцільність обраного набору методів та їх відповідність особливостям даних автосервісу, забезпечуючи баланс між точністю, інтерпретованістю та можливістю практичного застосування в умовах малого підприємства.

2.3.2 Технотології

Оскільки в системі будуть використовуватись Python-ML сервіси, підтримка таких бібліотек, як statsmodels, pmdarima, scikit-learn, sktime, є критичною для реалізації відповідних моделей. Python широко використовується у наукових дослідженнях і промислових аналітичних системах.

Операційні дані автосервісу зберігаються у PostgreSQL [29], яка забезпечує необхідну структуру, транзакційність та масштабованість для побудови аналітичних запитів і формування вибірок для ML-модуля [8], [14].

Для побудови веб-інтерфейсу буде застосовано сучасну клієнт-серверну архітектуру, де веб-частина працюватиме окремо від ML-модуля, що забезпечить гнучкість, високу відмовостійкість та можливість масштабування.

2.4. Висновки до другого розділу

У другому розділі було проведено дослідження технологічних, математичних та алгоритмічних основ, необхідних для створення інформаційно-аналітичної системи автосервісу. Визначено ключові задачі, що потребують формалізації: прогнозування кількості замовлень, оцінка навантаження постів, моделювання

попиту на запчастини, визначення потреби в персоналі та виявлення сезонних закономірностей. Для кожної задачі сформульовано математичні моделі, що задають вимоги до відповідних алгоритмів прогнозування й оптимізації.

Порівняльний аналіз сучасних програмних рішень для керування автосервісами показав, що жодне з них не містить вбудованого механізму статистичного прогнозування попиту, управління запасами на основі аналітичних моделей чи алгоритмів планування персоналу. Окрім того, відсутність української локалізації, висока вартість ліцензій та орієнтація здебільшого на ринки Північної Америки роблять їх упровадження недоцільним для невеликого автосервісу. Це підтверджує необхідність створення власного спеціалізованого модуля прогнозу аналітики, інтегрованого з чинною інформаційною системою.

На основі аналізу наукових джерел та експериментальної перевірки для задач прогнозування кількості замовлень та навантаження постів у системі буде застосовано ансамблеву модель Gradient Boosting Regressor, яка продемонструвала кращу якість прогнозу на наявних даних порівняно з класичними моделями згладжування. Для регулярного попиту на запчастини - Auto ARIMA, а для переривчастого попиту - модель SBA, що дасть можливість коректно враховувати дні без попиту. Оцінка потреби в персоналі буде виконуватись детерміністичним методом на основі прогнозованої кількості замовлень і нормативів часу виконання робіт.

Обрані технології Python як середовище реалізації моделей, бібліотеки машинного навчання (statsmodels, pmdarima, scikit-learn, sktime) та PostgreSQL як джерело структурованих операційних даних, забезпечують достатню гнучкість, масштабованість і можливість інтеграції з веб-інтерфейсом аналітичної системи.

Проведене дослідження створює методологічне підґрунтя для практичної реалізації системи: визначено задачі, обрано відповідні моделі та технології, встановлено їх відповідність реальним даним і вимогам автосервісу.

РОЗДІЛ 3. РЕАЛІЗАЦІЯ ТА АПРОБАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ АНАЛІТИЧНОЇ СИСТЕМИ

3.1. Проктування та створення аналітичної системи

У межах розробки інформаційно-аналітичної системи передбачається формування багаторівневої архітектури, що поєднуватиме клієнтський інтерфейс, серверну логіку, модуль прогнозного моделювання та реляційне сховище даних. Така архітектура забезпечуватиме модульність, гнучкість масштабування, ізольованість алгоритмічних компонентів та відповідність вимогам, визначеним у розділі 1, і математичним моделям, сформованим у розділі 2.

Клієнтська частина системи буде реалізована із використанням фреймворку Next.js 14, який поєднує можливості серверного та клієнтського рендерингу. Основою інтерфейсу слугуватимуть React 18 та TypeScript, що забезпечують високу гнучкість, повторне використання компонентів та контроль типів.

Для побудови інтерфейсу та забезпечення адаптивного оформлення компонентів, інтерактивних аналітичних графіків та основних елементів керувань будуть застосовані TailwindCSS, Recharts і Chart.js, а також Radix UI / shadcn/ui

Логічна структура інтерфейсу передбачатиме окремі модулі для аналітики замовлень, клієнтів, персоналу, складських залишків та прогнозування. Це забезпечить цілісність навігації та можливість подальшого функціонального розширення.

У серверній частині передбачається застосування Next.js Server Functions, що дозволить об'єднати frontend та backend у межах одного технологічного стеку. Сервер відповідатиме за:

- взаємодію з базою даних;
- формування агрегованих вибірок;
- виклик модулю прогнозування;
- підготовку даних для візуалізації;
- формування експорту (PDF, Excel).

Основними ендпоінтами передбачаються маршрути для отримання даних про замовлення, клієнтів, персонал, складські залишки, а також для запуску алгоритмів прогнозування.

Для взаємодії з PostgreSQL планується використовувати pg.Pool, щоб забезпечити ефективне керування підключеннями та стабільність роботи серверної частини.

3.2. Дослідження та аналіз джерел даних

Інформаційна система автосервісу використовує реляційну базу даних PostgreSQL, структура якої охоплює ключові бізнес-процеси: реєстрацію замовлень, ведення клієнтів, облік виконаних послуг, використання запчастин та управління працівниками.

До основних таблиць (наведено у додатку Б), з яких буде сформовано базове інформаційне середовище аналітичної системи, належать:

Таблиця `work_orders` (табл. Б.1) – зберігає інформацію про всі замовлення автосервісу: хто замовив, для якого авто, коли створено, коли завершено, суму та статус.

Таблиця `clients` (табл. Б.2) – зберігає базову інформацію про клієнтів автосервісу.

Таблиця `vehicles` (табл. Б.3) – містить інформацію про автомобілі клієнтів.

Таблиця `employees` (табл. Б.4) – містить працівників автосервісу та їх посади.

Таблиця `items` (табл. Б.5) – містить інформацію про запчастини та матеріали, що використовуються в замовленнях.

Таблиця `work_order_services` (табл. Б.6) – описує, які послуги входять до кожного замовлення, з вказанням їх обсягу.

Таблиця `work_order_items` (табл. Б.7) – фіксує, які запчастини та в якій кількості були використані в кожному замовленні.

Таблиця `work_order_service_employees` (табл. Б.8) – зв’язує послуги в замовленнях з працівниками, які їх виконували. Первинний ключ складений (`order_service_id`, `employee_id`).

Таблиця `vehicle_brands` (табл. Б.9) – довідник марок авто.

Таблиця `vehicle_models` (табл. Б.10) – довідник моделей авто, прив’язаний до марки.

Таблиця `positions` (табл. Б.11) – довідник посад співробітників.

Таблиця `services` (табл. Б.12) – містить перелік послуг, що надає автосервіс.

Таблиця `item_categories` (табл. Б.13) – класифікація запчастин за типами.

Таблиця `suppliers` (табл. Б.14) – довідник постачальників запчастин.

Таблиця `stock_batches` (табл. Б.15) – описує окремі партії поставок запчастин та їх залишки на складі.

3.3. Проектування та створення сховища даних

Для побудови модулів аналітики та прогнозування необхідною передумовою є формування структурованого та повноцінного джерела даних. Оскільки власник Автосервісу заборонив використовувати реальні дані з міркувань конфіденційності, у межах роботи було прийнято рішення сформувати штучний набір даних, максимально наближений до реальних показників функціонування автосервісу. Під час його побудови збережено повну структуру реляційної бази даних, що використовується у виробничому середовищі, що забезпечує сумісність усіх алгоритмів опрацювання, аналітичних звітів та моделей прогнозування з фактичною БД підприємства.

3.3.1. Підходи до формування набору даних

Створення тестового набору даних здійснювалося на основі попереднього аналізу діяльності автосервісу та логіки роботи його інформаційної системи. Для

забезпечення коректності подальшої аналітики було визначено низку критеріїв та закономірностей, які враховувалися під час генерування даних. Зокрема, було відтворено типову структуру замовлень, що включає клієнта, транспортний засіб, перелік послуг, використані запчастини та тривалість виконання робіт.

Реалістичні робочі години та робочі дні сервісу. Станція працює з фіксованим графіком, без нічних змін. З понеділка по п'ятницю робочий день триває з 09:00 до 18:00, в суботу зміна починається о 10:00 та закінчується о 16:00. Це дозволило моделювати правдоподібні часові інтервали створення й завершення замовлень. Ця інформація також враховувалась для алгоритму обчислення фактичної тривалості виконання робіт. Час виконання визначався з урахуванням кількості послуг, їх складності, зайнятості постів та кількості призначених співробітників.

Формування логіки визначення максимальної кількості замовлень, що можуть бути виконані за день, відбувалося виходячи з кількості постів, типової тривалості робіт та нерівномірності навантаження протягом тижня.

Також сформовано приблизну чисельність клієнтської бази та частоту їх звернень на основі середньостатистичних показників СТО аналогічної спеціалізації. Додатково заповнено, правдоподібний розподіл типів транспортних засобів, марок і моделей, відповідно до ринку легкового автотранспорту рівень сезонності окремих послуг (заміна шин, діагностика підвіски, сезонне ТО), що надалі впливає на коректність побудови часових рядів.

Інформацію щодо номенклатури запчастин, їхніх характеристик та типових цінових діапазонів було зібрано з відкритих інтернет-майданчиків, які спеціалізуються на реалізації автомобільних компонентів. На основі цих даних сформовано перелік запчастин і матеріалів, розподілений за категоріями, уніфіковані артикульні коди та назви, діапазони закупівельних та роздрібних цін, типові залишки й мінімальні допустимі запаси для СТО подібного масштабу.

Завдяки цьому наборі даних не лише відповідає формату реальної бази даних, а й імітує типові закономірності бізнес-процесів автосервісу.

3.3.2 Створення набору даних

У процесі формування набору даних було відтворено повну логіку зв'язків між основними та допоміжними таблицями реальної бази даних, що використовується в інформаційній системі автосервісу. Збережено всі ключові залежності, включно зі зв'язком між клієнтом і транспортним засобом, де один клієнт може володіти кількома автомобілями, а також зв'язками між замовленнями та відповідними переліками послуг і використаних запчастин.

Окрему увагу приділено моделюванню участі співробітників у виконанні кожної послуги, що забезпечує коректне відтворення кадрового навантаження. Відтворено також структуру взаємодії послуг і матеріалів як складових частин окремого замовлення та механізм розрахунку залишків складу на основі суми доступних партій у таблиці `stock_batches`. Поряд із цим використано довідникові таблиці, зокрема `positions`, `vehicle_brands`, `vehicle_models`, `item_categories` та `services`, що дозволило зберегти повноцінну ієрархію сутностей та їх атрибутів. Завдяки цьому у створеному наборі даних відображено не лише атрибутивну структуру даних, але й функціональну поведінку операційної системи, що дозволяє коректно реалізувати бізнес-логіку на подальших етапах обробки.

Під час побудови набору даних було визначено часові межі, необхідні для реалізації статистичних та прогнозних моделей. Загальна історична вибірка охоплює період до 365 днів, що забезпечує можливість формування комплексної аналітики. Для задач побудови часових рядів замовлень передбачено близько 180 днів історичних даних, а для прогнозування попиту на запчастини - до 90 днів. Крім того, синхронізовано дати створення і завершення замовлень, а також дати надходження складських партій, що дозволяє уникнути логічних суперечностей у часовій структурі даних. Таке обмеження періодів відповідає вимогам моделей прогнозування і забезпечує баланс між достатністю даних та швидкістю алгоритмів.

Водночас важливо підкреслити, що попри ретельне відтворення структури та логіки реальної інформаційної системи, штучно згенеровані дані не здатні

повністю відобразити поведінку реальних бізнес-процесів. У них можуть бути відсутні нерівномірність сезонного навантаження, різкі зміни попиту на окремі послуги чи коливання, зумовлені зовнішніми факторами, такими як погодні умови, ринкова кон'юнктура або зміни у ланцюгах постачання. Тому результати прогнозних моделей, побудованих на цьому наборі даних, можуть частково відрізнятись від результатів, отриманих на реальних операційних даних.

Однак такі відмінності не впливають на коректність розробленої методології, оскільки всі алгоритми та механізми прогнозування були протестовані в умовах, максимально наближених до фактичної логіки роботи автосервісу.

Незважаючи на використання власноруч створених записів, структура бази даних, перелік атрибутів, первинні та зовнішні ключі, а також правила формування замовлень, послуг, матеріалів та складських залишків повністю відповідають структурі реальної інформаційної системи. Це гарантує, що розроблений аналітичний модуль, разом із механізмами прогнозування та алгоритмами обробки даних, може бути інтегрований у виробниче середовище без необхідності додаткової адаптації.

Після підключення до справжньої бази даних усі розрахунки, моделі та аналітичні компоненти працюватимуть коректно, оскільки логіка взаємодії сутностей була повністю збережена на етапі формування тестового набору даних.

3.4. Апробація та створення інформаційної аналітичної системи та отримані результати

Розроблення інформаційної аналітичної системи було здійснено поетапно від організації доступу до даних та формування серверної логіки до реалізації алгоритмів машинного навчання й інтеграції результатів моделювання у веб-інтерфейс. У межах апробації виконано відтворення повного циклу роботи аналітичної системи: отримання даних із бази, побудова часових рядів, виконання прогнозних обчислень, формування інтерфейсів візуалізації та створення звітних документів.

3.4.1 Реалізація інформаційно-аналітичної системи

Першим етапом стало налаштування підключення до реляційної бази даних PostgreSQL. На серверному рівні це реалізовано за допомогою пулу з'єднань та універсальної функції виконання SQL-запитів. Використання окремої абстракції `query` забезпечує ізоляцію операцій доступу до даних та підтримує можливість масштабування сервісу. Відповідний фрагмент коду наведено нижче:

```
import { Pool, QueryResultRow } from 'pg';
const connectionString = process.env.DATABASE_URL;
if (!connectionString) {
  throw new Error('DATABASE_URL environment variable is not set');
}
const pool = new Pool({
  connectionString,
});
export async function query<T extends QueryResultRow = any>(text: string,
params?: any[]): Promise<T[]> {
  const client = await pool.connect();
  try {
    const result = await client.query<T>(text, params);
    return result.rows;
  } finally {
    client.release();
  }
}
const db = {
  query,
  pool,
};
export default db;
export { pool };
```

Після встановлення стабільного доступу до БД було реалізовано модуль формування статистики та збору історичних даних. Зокрема, для побудови часових рядів кількості замовлень застосовано SQL-агрегації із групуванням за календарною датою:

```
const historicalOrdersRaw = await query(`
SELECT
  DATE(created_at)::text as date,
  COUNT(*)::integer as count
FROM work_orders
```

```

WHERE ${historyDateFilter}
GROUP BY DATE(created_at)
ORDER BY date
)

```

```

const historicalOrders = (historicalOrdersRaw || []).map((row: any) => ({
  date: String(row.date || ''),
  count: Number(row.count) || 0,
}))

```

Окрім цього, система підтримує параметризовані запити для отримання показників у межах довільно обраного періоду:

```

const ordersByDay = await query(`
SELECT
  DATE(wo.created_at) as date,
  COUNT(*)::integer as count
FROM work_orders wo
${dateOnlyWhereClause}
GROUP BY DATE(wo.created_at)
)

```

Сформовані у такий спосіб вибірки використовуються для побудови повних часових рядів із включенням днів без активності, що необхідно для коректного навчання моделей прогнозування. Заповнення пропусків виконується функцією:

```

function generateContinuousSeries(
  historicalData: Array<{ date: string; value: number }>,
  startDate: Date,
  endDate: Date
): number[] {
  const dataMap = new Map<string, number>()
  historicalData.forEach(item => {
    dataMap.set(item.date, item.value)
  })

  const series: number[] = []
  for (let d = new Date(startDate); d <= endDate; d.setDate(d.getDate() + 1)) {
    const dateStr = d.toISOString().split('T')[0]
    series.push(dataMap.get(dateStr) || 0)
  }
  return series
}

```

Наступним етапом стала інтеграція Python-модуля машинного навчання. Оскільки окремі алгоритми прогнозування було реалізовано саме у Python із використанням бібліотек `statsmodels`, `pandas` та `scikit-learn`, у системі передбачено механізм виклику обчислювальних завдань через інтерфейс між Node.js і Python. Центральний модуль обробки ML-завдань має вигляд:

```
def main():
    """Main entry point - read JSON from stdin, process, output JSON to stdout"""
    ...
    if task == "forecast_orders":
        time_series = payload.get("time_series", [])
        result = forecast_orders(time_series, horizon)
    ...
    print(json.dumps(result, allow_nan=False, default=to_serializable))
```

Для забезпечення коректної взаємодії з ML-модулем у застосунку реалізовано спеціальний механізм виклику Python-процесів, який гарантує захист від зависань, контроль часу виконання та обробку помилок:

```
export async function runPython(
  taskName: string,
  payload: any,
  horizon: number = 30
): Promise { return new Promise((resolve) => {
  const TIMEOUT_MS = taskName === 'forecast_spare_parts' ? 20000 : 8000
  ...
  const pythonProcess = spawn(pythonExe, [PYTHON_SCRIPT_PATH], {
    cwd: process.cwd(),
    stdio: ['pipe', 'pipe', 'pipe'],
  })
  ...
  pythonProcess.stdin.write(JSON.stringify(inputData))
  pythonProcess.stdin.end()
  })
}
```

Отримані дані прогнозів інтегруються у веб-інтерфейс аналітики, що забезпечує їхнє відображення у вигляді графіків, таблиць, карток статистики та інформаційних панелей. На рівні клієнтського застосунку передбачено відповідні React-компоненти, які забезпечують побудову прогнозів та управління кешем даних:

```

"use client"

import { useEffect, useState } from "react"
import { Card, CardContent, CardHeader, CardTitle } from
"@/components/ui/card"
import { OrdersForecastChart } from "@/components/forecast-analytics/orders-
forecast-chart"
...

```

У рамках апробації також реалізовано повноцінні механізми створення звітності. Генерація PDF-документів здійснюється за допомогою бібліотеки pdf-lib з підтримкою кирилических шрифтів, що потребувало попереднього завантаження та вбудовування TTF-файлів:

```

const regularFont = await pdfDoc.embedFont(fontFiles.regular, { subset: false })
const boldFont = await pdfDoc.embedFont(fontFiles.bold, { subset: false })

```

Повна логіка формування структурованого PDF-документа представлена у модулі:

```

export async function generateReportPDF(data: ReportData):
Promise<Uint8Array> {
  const pdfDoc = await PDFDocument.create()
  pdfDoc.registerFontkit(fontkit as any)
  const fontFiles = loadRobotoFonts()
  ...
}

```

3.4.2 Інтерфейс та функціональні сторінки ІАС

Інформаційна аналітична система KARBON ІАС реалізована як веб-застосунок з єдиним боковим меню навігації, у якому згруповано основні підсистеми: «Головна», «Замовлення», «Клієнти», «Персонал», «Склад», «Прогнозування» та «Налаштування». Завдяки цьому користувач (менеджер або власник автосервісу) отримує швидкий доступ до оперативних показників, деталізованої аналітики та інструментів експорту звітів.

Усі сторінки побудовані на основі типових для React шаблонів: зверху розміщені фільтри періоду та додаткових умов, далі - блоки статистики у вигляді

карток КРІ, а під ними аналітичні графіки та таблиці, що деталізують відповідний аспект діяльності автосервісу.

3.4.2.1 Сторінка “Головна”

Головна сторінка (рис. 3.1) використовується як загальний підсумковий огляд стану автосервісу за обраний період.

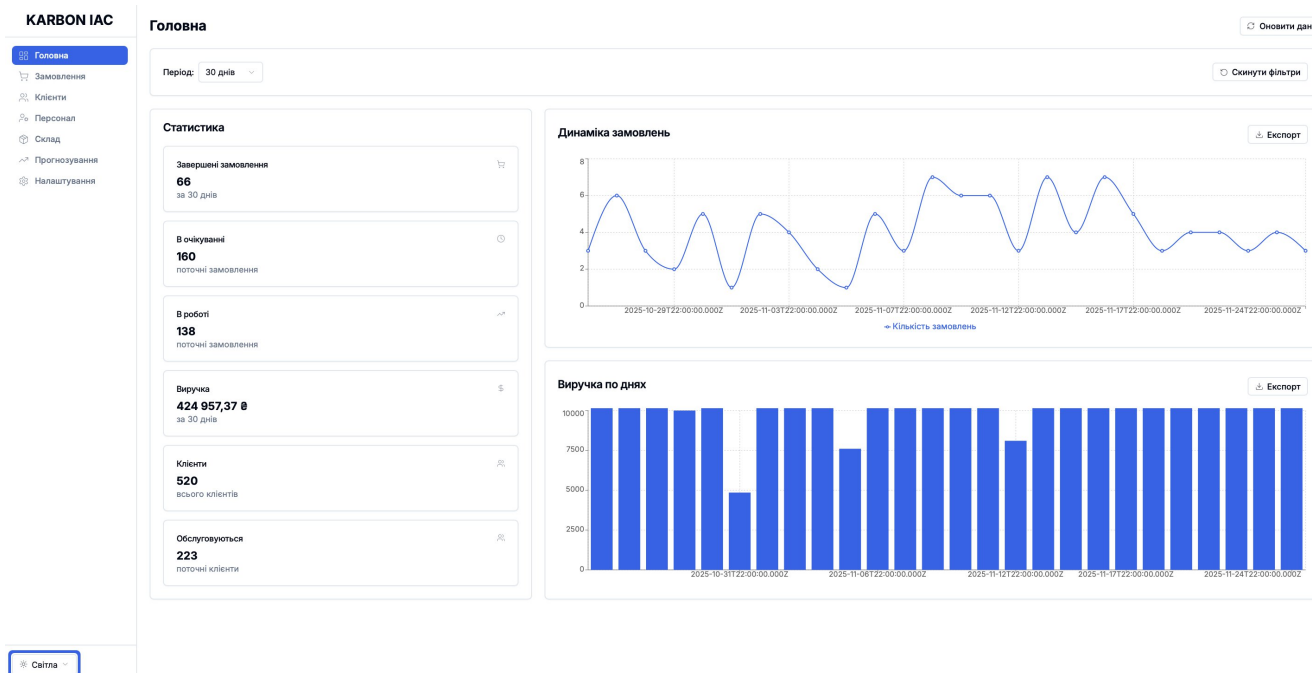


Рисунок 3.1 – Сторінка “Головна”

У верхній частині розташовано фільтр «Період», який дозволяє швидко перемикатися між 7, 30 та 90 днями, окремою датою або довільним діапазоном. Обробка вибраних параметрів реалізована в React-компоненті через формування рядка запити до API /api/dashboard. Нижче наведено фрагмент функції fetchData:

```
const fetchData = async () => {
  setIsLoading(true)
  try {
    const params = new URLSearchParams()

    if (filter.mode === "1d" && filter.date) {
      params.append("date", filter.date)
    } else if (filter.mode === "7d") {
      params.append("days", "7")
    }
  }
}
```

```

    } else if (filter.mode === "30d") {
      params.append("days", "30")
    } else if (filter.mode === "90d") {
      params.append("days", "90")
    } else if (filter.mode === "range" && filter.startDate && filter.endDate) {
      params.append("startDate", filter.startDate)
      params.append("endDate", filter.endDate)
    } else {
      const defaultPeriod = getDefaultPeriod()
      const days = defaultPeriod === "7d" ? "7" : defaultPeriod === "90d" ?
"90" : "30"
      params.append("days", days)
    }

    const response = await fetch(`/api/dashboard?${params}`)
    const data = await response.json()
    setKpis(data.kpis)
    setOrdersByDay(data.ordersByDay)
  } catch (error) {
    console.error('Error fetching dashboard data:', error)
  } finally {
    setIsLoading(false)
  }
}

```

На основі сформованих параметрів серверна частина виконує агрегуючі SQL-запити для розрахунку ключових показників (кількість завершених замовлень, замовлень в очікуванні та в роботі, виручка, загальна кількість клієнтів і кількість активних клієнтів). Для цього використовується єдиний запит із вкладеними підзапитами:

```

SELECT
  (SELECT COUNT()::integer FROM work_orders WHERE status = 'закрито'
  AND ${dateFilter}) as completed_orders,
  (SELECT COUNT()::integer FROM work_orders WHERE status = 'очікування')
  as pending_orders,
  (SELECT COUNT()::integer FROM work_orders WHERE status = 'в роботі')
  as in_progress_orders,
  (SELECT COALESCE(SUM(total_amount), 0)::numeric FROM work_orders
  WHERE status = 'закрито' AND ${dateFilter}) as revenue,
  (SELECT COUNT()::integer FROM clients) as total_clients,

```

```
(SELECT COUNT(DISTINCT client_id)::integer FROM work_orders WHERE
status IN ('в роботі', 'очікування') AND client_id IS NOT NULL) as served_clients
```

Отримані значення відображаються в компактних картках статистики на лівій частині екрана («Завершені замовлення», «В очікуванні», «В роботі», «Виручка», «Клієнти», «Обслуговуються»), що дозволяє швидко оцінити стан автосервісу за період.

Праворуч на головній сторінці розташовані два основних графіки: лінійний графік «Динаміка замовлень» та стовпчиковий графік «Виручка по днях». Вони побудовані на основі масиву `ordersByDay`, сформованого запитом до БД, і реалізовані за допомогою бібліотеки `Recharts`. Фрагменти конфігурації демонструють, як дані передаються у компоненти `LineChart` та `BarChart`:

```
<div id="chart-orders-by-day" className="h-full min-h-[350px]">
  <ResponsiveContainer width="100%" height="100%">
    <LineChart data={ordersByDay}>
      <CartesianGrid strokeDasharray="3 3" />
      <XAxis dataKey="date" />
      <YAxis />
      <Tooltip />
      <Legend />
      <Line
        type="monotone"
        dataKey="count"
        stroke="hsl(var(--primary))"
        strokeWidth={2}
        name="Кількість замовлень"
      />
    </LineChart>
  </ResponsiveContainer>
</div>
```

3.4.2.2 Сторінка «Замовлення»

«Замовлення» (рис. 3.2) надає розширений аналіз, фокусуючись саме на потоці робіт. У верхній панелі, окрім фільтра «Період», наявний фільтр за сумою

замовлення, який дозволяє обмежити аналітику замовленнями з малою, великою або довільно заданою вартістю.

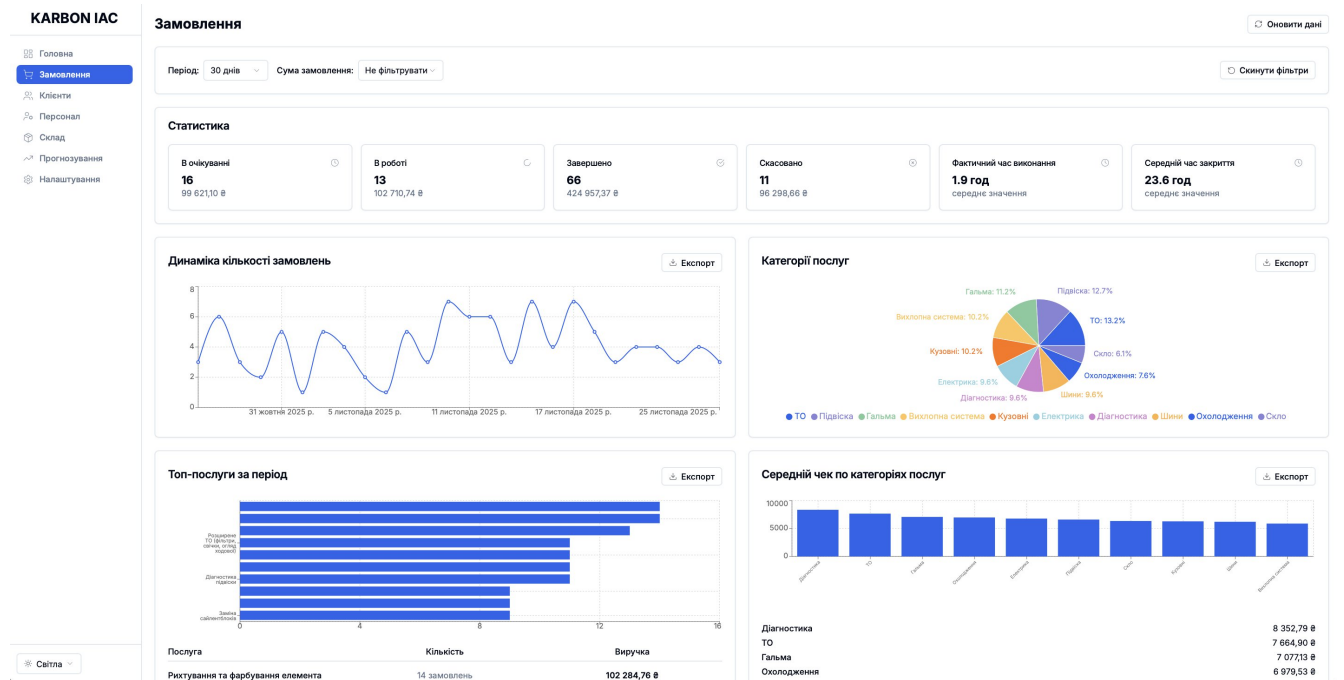


Рисунок 3.2 – Сторінка “Замовлення”

Окремо передбачено фільтр статусу для таблиці замовлень, який не впливає на KPI та графіки, а використовується лише для деталізованого перегляду.

Обробка цих умов з боку клієнтської частини також виконується через URLSearchParams:

```
const fetchData = async () => {
  setIsLoading(true)
  try {
    const params = new URLSearchParams()
    // фільтр періоду (аналогічно до головної сторінки)
    ...
    // фільтр суми замовлення
    if (amountFilter.mode === "lessThan10k") {
      params.append("orderAmountFilter", "lessThan10k")
    } else if (amountFilter.mode === "greaterThan10k") {
      params.append("orderAmountFilter", "greaterThan10k")
    } else if (amountFilter.mode === "custom") {
      ...
    }
    // фільтр статусу тільки для таблиці
    if (statusFilter && statusFilter !== 'all') {
```

```

    params.append('tableStatus', statusFilter)
  }

  const response = await fetch(`/api/orders?${params}`)
  const data = await response.json()
  setOrders(data.orders || [])
  setStats(data.stats || [])
  setAnalytics(data.analytics || null)
} catch (error) {
  console.error('Error fetching orders:', error)
} finally {
  setIsLoading(false)
}
}

```

На сервері формується кілька наборів даних: часовий ряд кількості замовлень за днями, статистика часу виконання, розподіл за категоріями послуг, топ-послуги та середній чек за категоріями. Наприклад, для побудови графіка «Динаміка кількості замовлень» використовується запит:

```

SELECT
    DATE(wo.created_at) as date,
    COUNT(*)::integer as count
FROM work_orders wo
${dateOnlyWhereClause}
GROUP BY DATE(wo.created_at)
ORDER BY date ASC

```

Оцінка ефективності роботи майстрів через середній час виконання замовлень реалізована окремим запитом, який агрегує тривалість послуг у межах замовлення:

```

SELECT
    AVG(total_hours)::numeric as avg_hours,
    MIN(total_hours)::numeric as min_hours,
    MAX(total_hours)::numeric as max_hours
FROM (
    SELECT
        wo.order_id,
        COALESCE(SUM(wos.quantity), 0)::numeric as total_hours
    FROM work_orders wo

```

```
LEFT JOIN work_order_services wos ON wo.order_id = wos.order_id
  ${whereClause}
```

```
AND wo.status = 'закрито'
```

```
GROUP BY wo.order_id
```

```
HAVING COALESCE(SUM(wos.quantity), 0) > 0
```

```
) order_hours
```

Отримані дані візуалізуються у вигляді лінійного графіка з кількістю замовлень за датами та кількох діаграм, які показують структуру послуг і середній чек по категоріях. Це дозволяє швидко виявляти пікові дні, найбільш популярні послуги та потенційні «вузькі місця» в процесі виконання замовлень.

3.4.2.3 Сторінка “Клієнти”

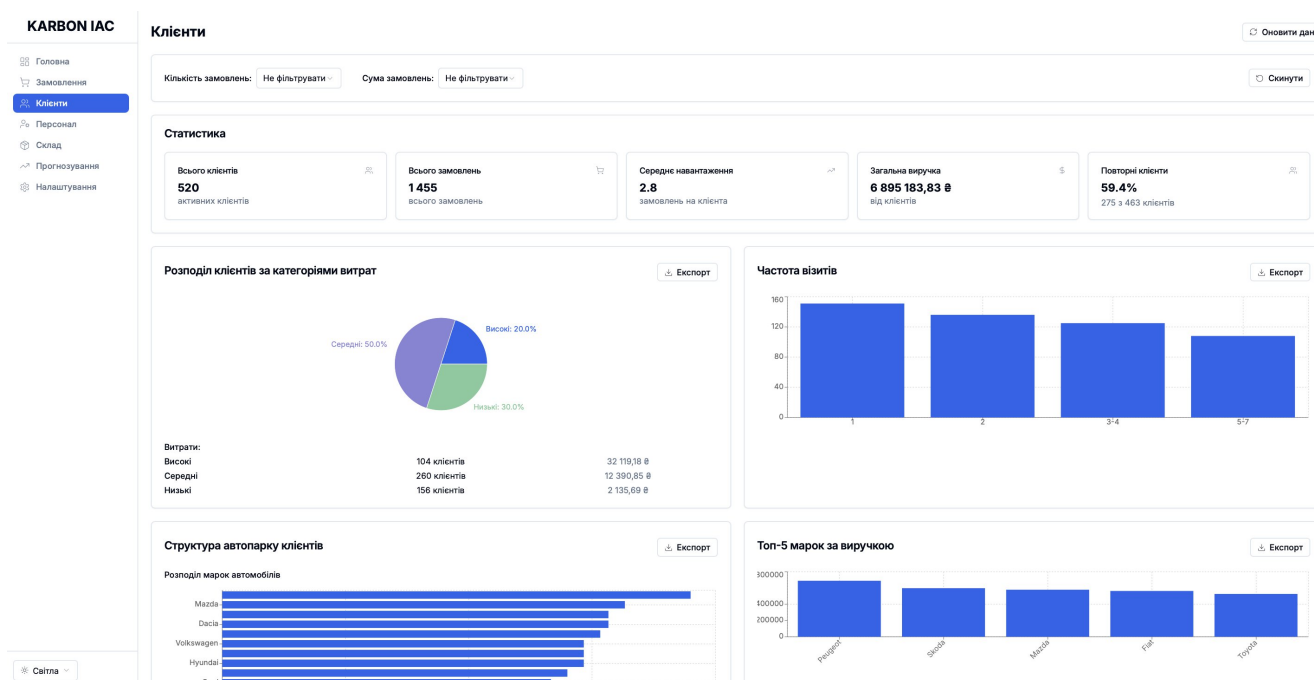


Рисунок 3.3 – Сторінка “Клієнти”

KARBON IAC

- Головна
- Замовлення
- Клієнти**
- Персонал
- Склад
- Прогнозування
- Налаштування

Клієнти з ризиком відтоку
37,5%
195 з 520 клієнтів (без замовлень 180+ днів)

Показати всі (50) | Експорт

| Ім'я | Телефон | Останній візит | Сума витрат | Кількість візитів |
|---------------------------------|--------------|-------------------|-------------|-------------------|
| Білик Ольга Олександрівна | 380573144158 | 4 червня 2024 р. | 6 300,00 ₪ | 1 |
| Бондаренко Дарина Володимирівна | 380857002720 | 5 червня 2024 р. | 0,00 ₪ | 0 |
| Галай Світлана Петрівна | 380202169797 | 7 червня 2024 р. | 8 350,00 ₪ | 1 |
| Федорчук Ольга Юріївна | 380715841560 | 8 червня 2024 р. | 0,00 ₪ | 0 |
| Лисенко Світлана Петрівна | 380042752308 | 12 червня 2024 р. | 0,00 ₪ | 0 |

Клієнти

Пошук...

Оновити дані | Експорт

| Ім'я | Телефон | ТЗ | Замовлень | Витрачено |
|-------------------------------|--------------|----|-----------|-------------|
| Галайчук Дмитро Петрович | 380822999119 | 1 | 5 | 67 599,16 ₪ |
| Рибак Володимир Юрійович | 380951343320 | 1 | 5 | 54 874,44 ₪ |
| Остапчук Галина Володимирівна | 380473121727 | 2 | 4 | 54 529,44 ₪ |
| Клименко Дмитро Вікторович | 380940139904 | 1 | 3 | 50 580,80 ₪ |
| Дмитрук Ольга Юріївна | 380317458424 | 1 | 5 | 50 208,10 ₪ |
| Яремчук Галина Володимирівна | 380855474355 | 1 | 5 | 49 689,38 ₪ |
| Романюк Олена Сергіївна | 380596575692 | 1 | 4 | 49 266,32 ₪ |
| Павлюк Володимир Романович | 380687014626 | 1 | 5 | 47 062,00 ₪ |
| Кучерук Олександр Андрійович | 380477866032 | 1 | 5 | 46 684,66 ₪ |

Рисунок 3.4 – Сторінка «Клієнти». Продовження

Сторінка «Клієнти» (рис. 3.3 та рис. 3.4) відповідає за аналіз клієнтської бази та виявлення сегментів з різним рівнем цінності й ризиком відтоку.

Користувач може фільтрувати клієнтів за кількістю замовлень і обсягом витрат (одне замовлення, більше трьох, довільна кількість; невеликі/великі витрати або кастомна межа). Логіка побудови параметрів запиту до API `/api/clients` реалізована у відповідному React-компоненті:

```
const fetchData = async () => {
  setIsLoading(true)
  try {
    const params = new URLSearchParams()
    if (ordersCountFilter.mode === "one") {
      params.append("ordersFilter", "one")
    } else if (ordersCountFilter.mode === "moreThanThree") {
      params.append("ordersFilter", "moreThanThree")
    } else if (ordersCountFilter.mode === "custom" &&
ordersCountFilter.value !== null) {
      params.append("ordersFilter", "custom")
    }
  }
}
```

```

    params.append("ordersValue", ordersCountFilter.value.toString())
  }
  if (amountFilter.mode === "lessThan10k") {
    params.append("spentFilter", "lessThan10k")
  } else if (amountFilter.mode === "greaterThan10k") {
    params.append("spentFilter", "greaterThan10k")
  } else if (amountFilter.mode === "custom") {
    ...
  }

  const response = await fetch(`/api/clients?${params}`)
  const data: ClientsResponse = await response.json()
  setClients(data.clients || [])
  setTotalOrdersFromAPI(data.totalOrders ?? null)
  setAnalytics(data.analytics || null)
} catch (error) {
  console.error('Error fetching clients:', error)
} finally {
  setIsLoading(false)
}
}

```

Для сегментації клієнтів за рівнем витрат використовується допоміжний СТЕ-запит `client_ltv`, де для кожного клієнта обчислюється сумарна виручка (LTV). Далі клієнти розподіляються на групи «High-value», «Medium» та «Low»:

```

WITH client_ltv AS (
  SELECT
    c.client_id,
    COALESCE(SUM(wo.total_amount), 0)::numeric as ltv

```

```

FROM clients c
LEFT JOIN work_orders wo ON c.client_id = wo.client_id AND wo.status =
'закрито'
GROUP BY c.client_id
${havingClause || ''}
SELECT
CASE
WHEN ltv >= $1 THEN 'High-value'
WHEN ltv >= $2 THEN 'Medium'
ELSE 'Low'
END as category,
COUNT(*)::integer as client_count,
AVG(ltv)::numeric as avg_revenue
FROM client_ltv
GROUP BY category
ORDER BY avg_revenue DESC

```

Окремий запит буде список клієнтів із ризиком відтоку - це ті, у кого останній візит був понад 180 днів тому, або клієнти, які мають автомобілі, але ще не здійснили жодного замовлення. Результати відображаються у таблиці зі зведеною інформацією про ПІБ, телефон, дату останнього візиту, суму витрат та кількість візитів.

На візуальному рівні сторінка доповнюється діаграмами розподілу клієнтів за категоріями витрат, частотою візитів та структурою автопарку, що дає змогу планувати маркетингові активності та програми лояльності для конкретних сегментів.

3.4.2.4 Сторінка “Персонал”

Аналітика персоналу (рис. 3.5 та 3.6) сфокусована на оцінці завантаження та продуктивності працівників.

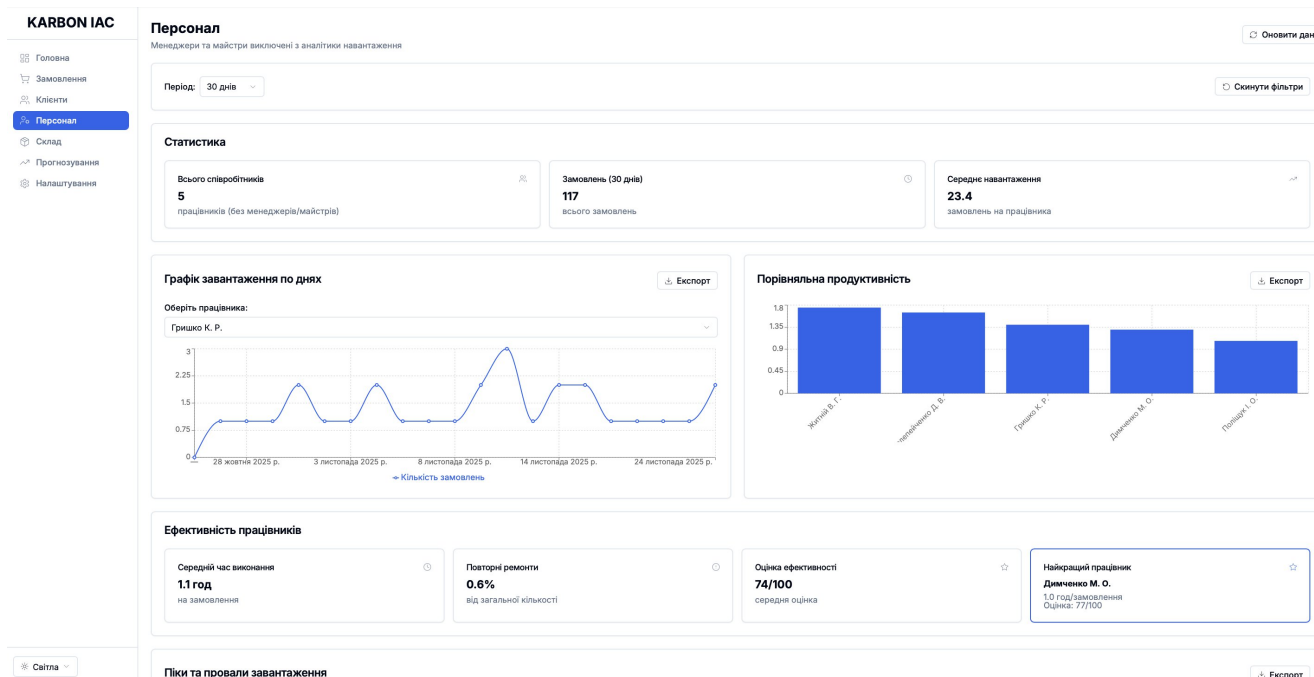


Рисунок 3.5 – Сторінка “Персонал”

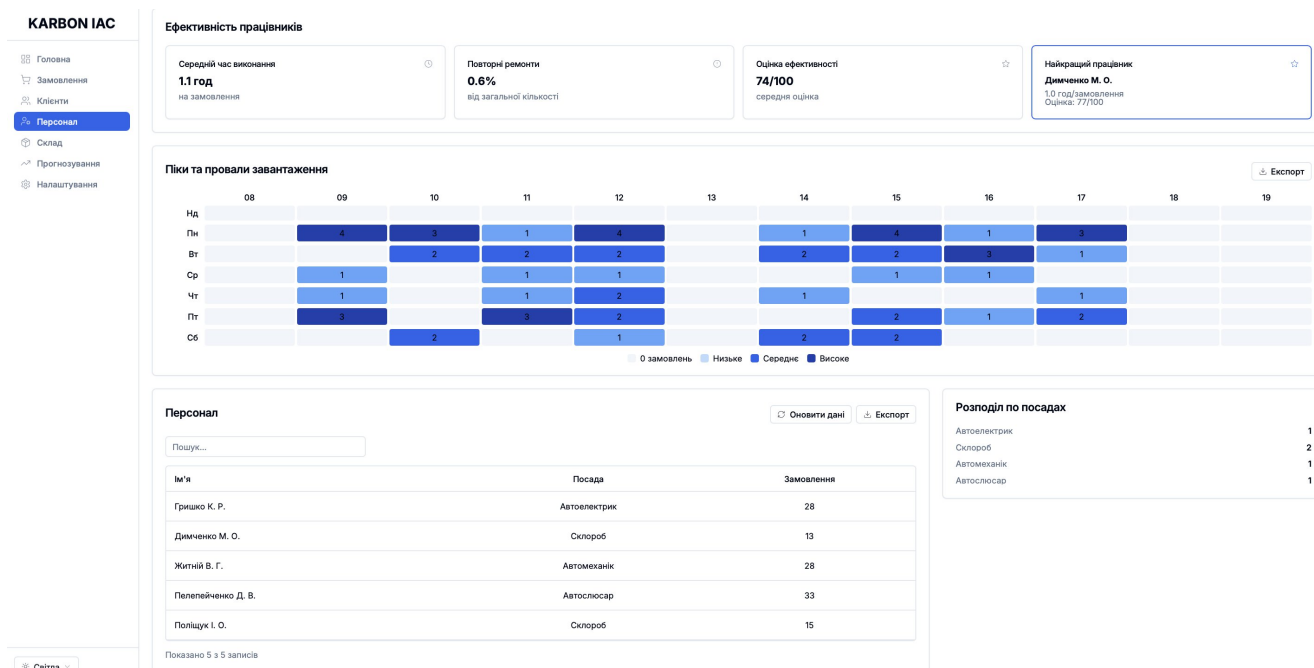


Рисунок 3.6 – Сторінка “Персонал”.Продовження

Користувач задає період, після чого фронтенд формує запит до /api/employees, аналогічний попереднім сторінкам, а бекенд повертає як списки працівників, так і агреговану статистику:

```
const fetchData = async () => {
```

```

setIsLoading(true)
try {
  const params = new URLSearchParams()
  // формування параметрів періоду
  ...
  const response = await fetch(`/api/employees?${params}`)
  const data: EmployeesResponse = await response.json()
  setEmployees(data.employees || [])
  setAnalytics(data.analytics || null)
} catch (error) {
  console.error('Error fetching employees:', error)
} finally {
  setIsLoading(false)
}
}

```

Продуктивність працівників оцінюється за кількістю замовлень та середнім числом замовлень на робочий день. Відбір здійснюється тільки для технічних спеціалістів (без менеджерів та майстрів-приймальників):

```

SELECT
  e.employee_id,
  e.full_name as employee_name,
  COUNT(DISTINCT wo.order_id)::integer as total_orders,
  COUNT(DISTINCT DATE(wo.created_at))::integer as working_days,
  CASE
    WHEN COUNT(DISTINCT DATE(wo.created_at)) > 0
    THEN ROUND(COUNT(DISTINCT wo.order_id)::numeric / COUNT(DISTINCT
DATE(wo.created_at))::numeric, 2)
    ELSE 0
  END as orders_per_day
FROM employees e
LEFT JOIN positions p ON e.position_id = p.position_id
${joinClause}
WHERE p.position_name NOT IN ('Менеджер', 'Майстер', 'Майстер-
приймальник')
AND e.is_active = true ${whereClause}
GROUP BY e.employee_id, e.full_name ORDER BY orders_per_day DESC

```

Окремий блок «Піки та провали завантаження» реалізовано у вигляді теплової карти, яка показує, у які дні тижня та години спостерігається найбільша кількість замовлень. Попередньо сервер формує для кожної комірки пару «день

тижня – година», а у компоненті TeamWorkloadHeatmap ці значення перетворюються на матрицю:

```
export function TeamWorkloadHeatmap({ data }: TeamWorkloadHeatmapProps)
{ const matrix: number[][] = Array(7).fill(null).map(() => Array(12).fill(0))

const filteredData = data.filter(item => { const hour = Number(item.hour) return
hour >= 8 && hour <= 19 })

const maxCount = Math.max(...filteredData.map(d => Number(d.orders_count)
|| 0), 1)

filteredData.forEach(item => { const dayOfWeek = Number(item.day_of_week)
const hour = Number(item.hour) if (dayOfWeek >= 0 && dayOfWeek < 7 &&
hour >= 8 && hour <= 19) { const hourIndex = hour - 8
matrix[dayOfWeek][hourIndex] += Number(item.orders_count) || 0 } }) ...

}
```

На основі цієї матриці інтерфейс зафарбовує «клітинки» різною інтенсивністю кольору, дозволяючи менеджеру побачити години із надмірним навантаженням та потенційними простоями.

3.4.2.5 Сторінка “Склад”

The screenshot displays the 'Склад' (Inventory) page. At the top, there's a search bar for 'Ціна запчастини' (Price of spare parts) with a 'Не фільтрувати' (Do not filter) option. Below this is a 'Статистика' (Statistics) section with four cards: 'Всього запчастин на складі' (Total spare parts in stock) showing 19, 'Запас запчастин в межах норми' (Spare parts within norms) showing 19, 'Середня ціна за одиницю' (Average price per unit) showing 677,49 ₴, and 'Загальна вартість на складі' (Total value in stock) showing 473 573,56 ₴. A 'Достатній запас' (Sufficient stock) indicator is also present. The main table, titled 'Запчастини' (Spare parts), has columns for 'Назва' (Name), 'Артикул' (Article), 'Ціна' (Price), 'На складі' (In stock), and 'Постачальник' (Supplier). The table lists 11 items. On the right, a 'Категорії' (Categories) sidebar shows counts for various categories like 'Вигратні матеріали' (3), 'Масла' (3), 'Фільтри' (3), etc. The bottom left corner shows a 'Салпа' (Salt) button.

Рисунок 3.7 – Сторінка “Склад”

«Склад» (рис. 3.7) надає зведену інформацію про запчастини, що використовуються в роботі автосервісу. На верхніх картках відображаються загальна кількість номенклатур, сумарний запас у штуках, середня ціна та загальна вартість запасів. Список запчастин формується SQL-запитом, який об’єднує довідник номенклатури, партії на складі, постачальників та категорії:

```

SELECT
i.item_id as id,
i.item_name as name,
i.item_code as part_number,
COALESCE(SUM(sb.quantity_remaining), 0)::integer as stock,
COALESCE(AVG(sb.purchase_price), 0) as price,
COALESCE(MAX(s.name), '—') as supplier,
COALESCE(ic.category_name, 'Без категорії') as category,
i.min_stock as min_stock,
NULL::timestamp as created_at
FROM items i
LEFT JOIN stock_batches sb ON i.item_id = sb.item_id
LEFT JOIN suppliers s ON sb.supplier_id = s.supplier_id
LEFT JOIN item_categories ic ON i.category_id = ic.category_id
WHERE i.is_active = true

```

```
GROUP BY i.item_id, i.item_name, i.item_code, i.min_stock, ic.category_name
${havingClause}
ORDER BY stock ASC, i.item_name
LIMIT 1000
```

На клієнтській стороні дані форматуються для відображення у таблиці, де окремо виділяється артикул, ціна, поточний запас та постачальник. Водночас зберігається «сира» кількість для подальшого експорту:

```
const columns = [ { key: 'name', label: 'Назва' }, { key: 'part_number', label: 'Артикул', align: 'center' as const }, { key: 'price', label: 'Ціна', align: 'center' as const }, { key: 'stock', label: 'На складі', align: 'center' as const }, { key: 'supplier', label: 'Постачальник' }, ]
const formattedParts = parts.map((part) => { return { ...part, price: formatCurrency(Number(part.price)), created_at: formatDate(part.created_at), stock_raw: part.stock, stock: getStockDisplay(part.stock), } })
```

Зелений інформаційний блок «Достатній запас» та правий блок «Категорії» формуються на основі розрахованих запасів та результатів прогнозування (точка замовлення, safety stock), що виводяться на сторінці «Прогнозування».

3.4.2.6 Сторінка “Прогнозування”

На сторінці «Прогнозування» (рис. 3.8 та рис. 3.9) візуалізуються результати прогнозування.

Для формування прогнозів застосовуються різні моделі залежно від типу задачі. Так, для прогнозу щоденної кількості замовлень та навантаження постів виконуються обчислення за допомогою моделі Gradient Boosting Regressor.

Для оцінки попиту на запчастини система розрізняє регулярний та переривчастий попит: регулярний попит прогнозується моделлю Auto ARIMA, тоді як для переривчастого попиту використовується метод Syntetos–Boylan Approximation.

Розрахунок показника «Потрібна кількість (прогноз для +1000 клієнтів)» виконується детерміністичним алгоритмом, який перетворює прогнозовані замовлення на необхідну кількість працівників з урахуванням розподілу завдань між ролями та середніх трудовитрат.

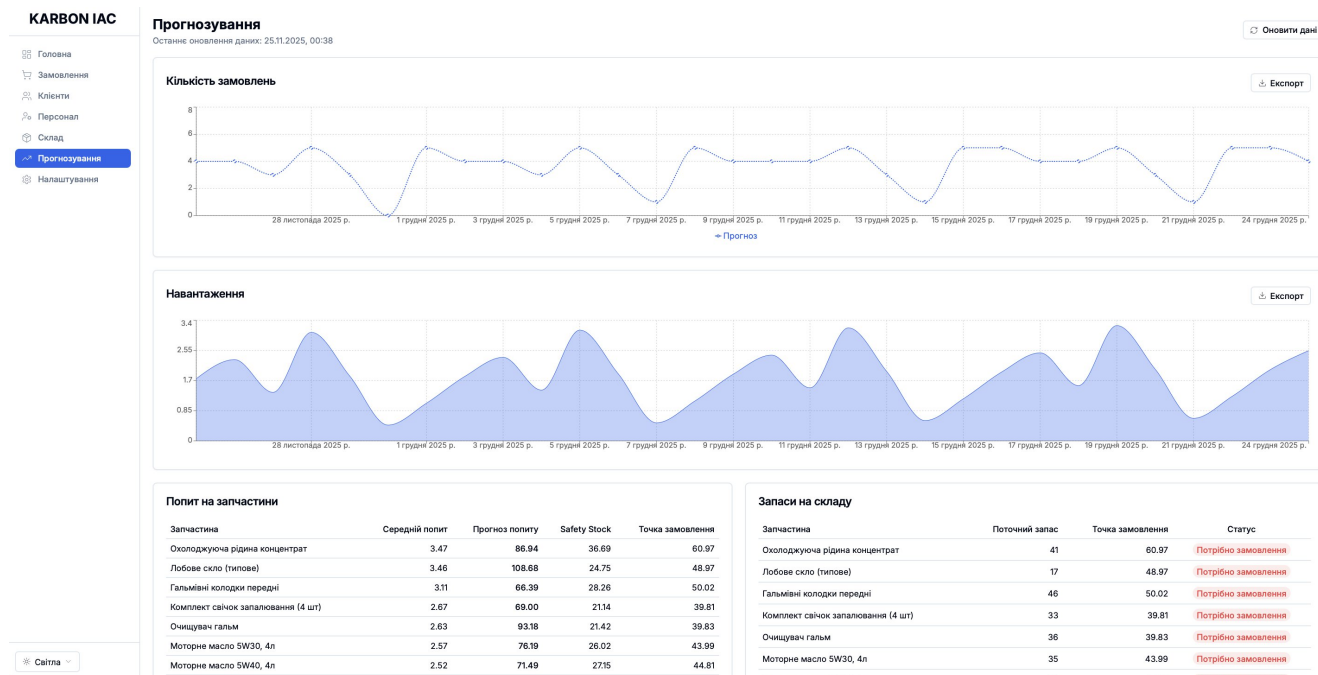


Рисунок 3.8 – Сторінка “Прогнозування”

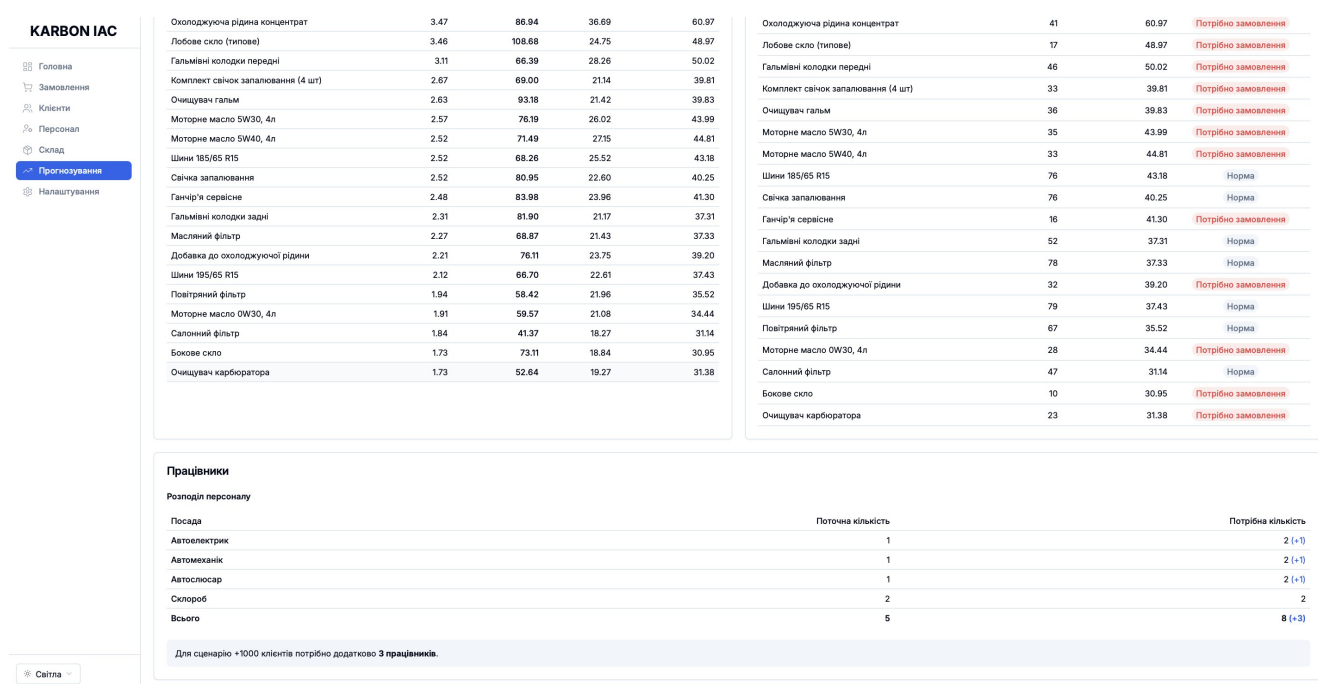


Рисунок 3.9 – Сторінка “Прогнозування”.Продовження

Компонент сторінки звертається до API /api/forecast, де Node.js-шар викликає Python-скрипт, формує прогноз кількості замовлень, завантаження постів, попиту на запчастини та необхідної кількості персоналу. У самому підрозділі доцільно

посилатися на файли `app/(analytics)/forecast/page.tsx` та `app/api/forecast/route.ts` як на місця, де відбувається інтеграція з ML-модулем, не перевантажуючи текст великою кількістю коду.

На екрані користувач бачить часові графіки «Кількість замовлень» і «Навантаження», таблицю «Попит на запчастини» з показниками середнього попиту, прогнозованого попиту, `safety stock` та точки замовлення, а також таблицю «Запаси на складі» зі статусами «Норма» / «Потрібно замовлення» і блок планування персоналу для сценарію «+1000 клієнтів».

3.4.2.7 Сторінка «Налаштування»

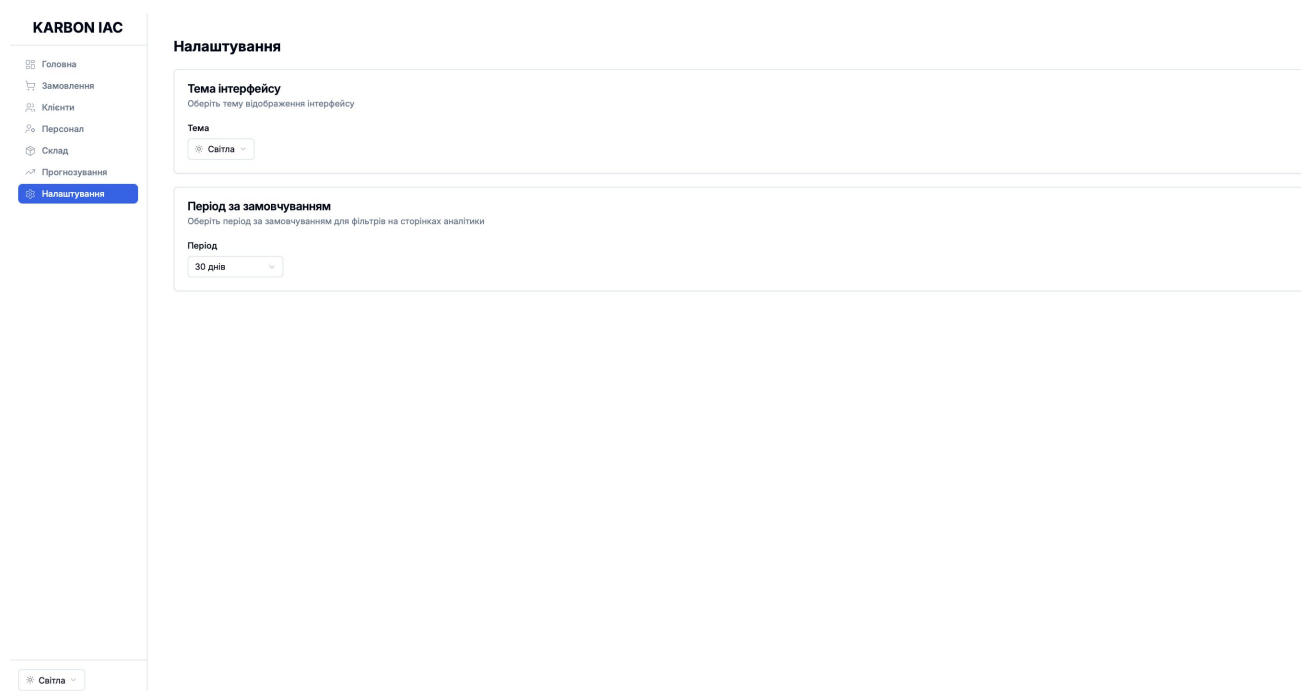


Рисунок 3.10 – Сторінка «Налаштування»

Функцію зміни теми веб-застосунку продубльовано зліва внизу сторінки, на панелі керування. На сторінці «Налаштування» (рисунок 3.10) для зручності користування системою користувачу надано можливість обрати тему застосунка (світла, темна або система) та встановити значення за замовчуванням для всіх фільтрів Період. В системі базові налаштування передбачають значення даного фільтру - 30 днів.

3.4.3 Апробація створеної системи

Апробація створеної інформаційно-аналітичної системи здійснювалася шляхом її поетапного тестування на розробленому штучному наборі даних, який був сформований відповідно до вимог реальної бази даних автосервісу та відтворював логіку бізнес-процесів, що характерні для роботи подібних підприємств. На цьому етапі було перевірено коректність функціонування всіх компонентів системи, включно з механізмами отримання та агрегації даних, обчисленням ключових аналітичних показників, формуванням візуалізацій, застосуванням методів машинного навчання та формуванням підсумкових звітів.

У процесі апробації було підтверджено працездатність реалізованого архітектурного рішення. Інтегрований модуль взаємодії з базою даних забезпечив стабільне виконання SQL-запитів, зокрема операцій агрегації за датою, обчислення продуктивності персоналу, формування показників виконання замовлень та аналізу поведінки клієнтів. На основі цих даних веб-застосунок коректно відтворював інформацію у вигляді інтерактивних графіків, таблиць та карток КРІ.

Під час тестування було перевірено компоненти інтерфейсу для різних аналітичних сторінок: «Головна», «Замовлення», «Клієнти», «Персонал», «Склад» та «Прогнозування». Усі вони відображали дані відповідно до встановлених фільтрів дат, параметрів суми, статусу, замовлень та інших умов.

Особливу увагу під час апробації було приділено роботі моделей машинного навчання, реалізованих у Python-сервісі. Моделі прогнозування часових рядів застосовувалися для оцінювання майбутньої кількості замовлень, навантаження постів та попиту на запчастини. Зокрема, успішно протестовано ансамблеву модель Gradient Boosting Regressor для прогнозу замовлень та навантаження, модель Auto ARIMA для регулярного попиту на запчастини, а також метод Syntetos–Boylan Approximation для переривчастого попиту. Результати прогнозів були коректно передані до веб-застосунку через маршрут `/api/forecast` та візуалізовані на сторінці «Прогнозування». Тестування підтвердило коректну роботу алгоритмів, хоча

водночас було встановлено, що через використання штучних даних частина прогнозів може не відповідати реальним коливанням попиту, що є очікуваним обмеженням.

Окремо було перевірено модулі генерації звітів у форматах PDF, PNG, CSV та Excel. Застосунок коректно обробляв запит користувача та формував файл. Апробація показала, що інтеграція бібліотек pdf-lib та ExcelJS виконана коректно: файли успішно завантажувалися користувачами, а їхній зміст відповідав даним, що відображені на екрані.

Комплексне тестування системи підтвердило відповідність розробленого рішення функціональним вимогам, сформульованим у постановці задачі, та рекомендаціям методичних вказівок щодо структури та змісту кваліфікаційної роботи. Система забезпечує виконання всіх ключових задач: надає можливість здійснювати аналітичний огляд діяльності автосервісу, виявляти закономірності в роботі персоналу, аналізувати поведінку клієнтів, контролювати залишки складу та формувати прогнози. Дослідження показало, що реалізована архітектура дозволяє масштабувати систему та адаптувати її для роботи з реальною базою даних без змін у структурі схеми.

Таким чином, результати апробації підтвердили придатність розробленої інформаційно-аналітичної системи для розв'язання задач дослідження, а також її відповідність вимогам сучасних підходів до аналітичної обробки даних, використанню методів машинного навчання та формуванню управлінських висновків на основі даних. Проведені експерименти засвідчили, що створена система може бути застосована для підтримки прийняття управлінських рішень у сфері діяльності автосервісів, а її структура забезпечує можливість подальшого розширення функціональності.

3.5. Висновки до третього розділу

У третьому розділі було виконано повний цикл розроблення та апробації інформаційної аналітичної системи для підтримки управління діяльністю автосервісу. На основі попередньо сформованих вимог реалізовано архітектуру,

що поєднує реляційне сховище даних, модулі машинного навчання та веб-інтерфейс для відображення аналітичної інформації. Проведений аналіз джерел даних дозволив узгодити структуру таблиць, сформувати репрезентативний набір даних та забезпечити підготовку інформації для подальшого моделювання.

У межах апробації прогностичні моделі Gradient Boosting Regressor, Auto ARIMA та Syntetos–Boylan Approximation, а також детерміністичні алгоритми планування персоналу були інтегровані у систему та перевірені на даних автосервісу. Результати експериментів засвідчили їхню придатність для вирішення задач короткострокового прогнозування кількості замовлень, оцінювання завантаження постів, визначення потреби в персоналі та формування політик управління складськими запасами.

Реалізований веб-застосунок забезпечує інтегровану взаємодію між аналітичними моделями, візуалізацією та інструментами управління. Інтерфейс містить окремі сторінки для аналізу замовлень, клієнтів, персоналу, складу та прогнозування, що дозволяє керівництву автосервісу оперативно оцінювати стан підприємства та приймати обґрунтовані рішення.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено комплексну задачу створення інформаційної аналітичної системи для підтримки управління діяльністю автосервісу, що перебуває на етапі активного розвитку та планованого масштабування. У першому розділі проведено ґрунтовний аналіз предметної області, описано структуру підприємства, бізнес-процеси та існуючі інформаційні системи. Виявлені проблеми — відсутність інструментів прогнозування, недостатня аналітичність поточного ПЗ, неформалізований підхід до планування складських запасів та кадрового забезпечення — визначили потребу у створенні спеціалізованої системи.

У другому розділі обґрунтовано використання методів машинного навчання та статистичного моделювання, придатних для особливостей даних автосервісу: сезонності, коротких часових рядів, наявності інтермітентного попиту та суттєвих флуктуацій навантаження. Проведений огляд існуючих програмних продуктів засвідчив відсутність вбудованої прогнозної аналітики та економічну недоцільність використання закордонних систем у локальних умовах, що додатково підтвердило актуальність розробки власного рішення.

У третьому розділі реалізовано повноцінний програмний комплекс, що включає структуру даних, ML-модулі, аналітичні панелі та інтерактивний веб-інтерфейс. Система забезпечує прогнозування замовлень, навантаження постів, потреби в персоналі та попиту на запчастини, а також надає керівництву можливість проводити оперативний аналіз діяльності автосервісу. Апробація на реальних і змодельованих даних продемонструвала практичну користь інтеграції прогнозних моделей у повсякденну роботу підприємства.

Результатом дослідження є інформаційно-аналітична система, яка забезпечує якісно новий рівень підтримки управлінських рішень, сприяє підвищенню ефективності операційної діяльності та формує обґрунтовану основу для планування розвитку автосервісу. Отримані результати можуть бути розширені

шляхом впровадження адаптивних моделей, модулів оптимізації робочих графіків та інтеграції з зовнішніми сервісами для автоматизації закупівель.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. ФОП КУЧЕРУК РОМАН ВІКТОРОВИЧ. YouControl. URL: https://youcontrol.com.ua/catalog/fop_details/28062434/ (дата звернення: 21.11.2025).
2. Arena F., Collotta M., Luca L., Ruggieri M., Termine F. G. Predictive Maintenance in the Automotive Sector: A Literature Review // *Mathematical and Computational Applications*. — 2022. — Т. 27, № 1. — Ст. 2. — DOI: 10.3390/mca27010002. — URL: <https://www.mdpi.com/2297-8747/27/1/2> (дата звернення: 21.11.2025).
3. Mahale Y., Kolhar S., More A. S. A comprehensive review on artificial intelligence driven predictive maintenance in vehicles: technologies, challenges and future research directions // *Discover Applied Sciences*. — 2025. — 7(4). — DOI: 10.1007/s42452-025-06681-3. — URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42452-025-06681-3> (дата звернення: 21.11.2025).
4. Michailidis E. T., Panagiotopoulou A., Papadakis A. A Review of OBD-II-Based Machine Learning Applications for Sustainable, Efficient, Secure, and Safe Vehicle Driving // *Sensors*. — 2025. — Т. 25, № 13. — Ст. 4057. — DOI: 10.3390/s25134057. — URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/13/4057> (дата звернення: 21.11.2025).
5. Mahale Y. Enhancing predictive maintenance in automotive industry: addressing class imbalance using advanced machine learning techniques // *Discover Applied Sciences*. — 2025. — DOI: 10.1007/s42452-025-06827-3. — URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42452-025-06827-3> (дата звернення: 21.11.2025).
6. Pinçe Ç., Turrini L., Meissner J. Intermittent demand forecasting for spare parts: A critical review // *Omega*. — 2021. — Т. 105. — Ст. 102513. — DOI: 10.1016/j.omega.2021.102513. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0305048321001225> (дата звернення: 21.11.2025).

7. Van der Auweraer S., Boute R. N., Syntetos A. A. Forecasting spare part demand with installed base information: A review // *International Journal of Forecasting*. — 2019. — Т. 35, № 1. — С. 181–196. — DOI: 10.1016/j.ijforecast.2018.09.002. — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169207018301511> (дата звернення: 21.11.2025).

8. Zhang S., Huang K., Yuan Y. Spare Parts Inventory Management: A Literature Review // *Sustainability*. — 2021. — Т. 13, № 5. — Ст. 2460. — DOI: 10.3390/su13052460. — URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/5/2460> (дата звернення: 21.11.2025).

9. Fan L., Wang R., Ye X., Pan X., Wang S. Spare Parts Demand Forecasting Method Based on Intermittent Feature Adaptation from the Perspective of Transfer Learning // *Entropy*. — 2023. — Т. 25, № 5. — Ст. 764. — DOI: 10.3390/e25050764. — URL: <https://www.mdpi.com/1099-4300/25/5/764> (дата звернення: 21.11.2025).

10. Kridiawan Y. (та ін.) Machine Learning-Based Data Strategies in Automotive After-Sales Services: Systematic Literature Review // *Cognitive Informatics and Natural Analytics* (SLR-дослідження). — 2025. — URL: <https://internationalpubs.com/index.php/cana/article/view/4662> (дата звернення: 21.11.2025).

11. De Livera A. M., Hyndman R. J., Snyder R. D. Forecasting time series with complex seasonal patterns using TBATS // *Journal of the American Statistical Association*. — 2011. — Vol. 106, No. 496. — P. 1513–1527. — PDF: <https://robjhyndman.com/papers/ComplexSeasonality.pdf> (дата звернення: 21.11.2025).

12. Willemain T. R., Smart C. N., Schwarz H. F. A new approach to forecasting intermittent demand for service parts inventories // *International Journal of Forecasting*. — 2004. — Vol. 20, No. 3. — P. 375–387. — PDF: https://smartcorp.com/wp-content/uploads/2015/07/IJF_Bootstrap_paper_Smart_Software.pdf. (Smart Software) (дата звернення: 21.11.2025).

13. Snyder R. D. Forecasting sales of slow and fast moving inventories // *European Journal of Operational Research*. — 2002. — Vol. 140, No. 3. — P. 684–699. — PDF:

https://webdoc.sub.gwdg.de/ebook/serien/e/monash_univ/wp7-99.pdf (дата звернення: 21.11.2025).

14. Hyndman R. J., Koehler A. B. Another look at measures of forecast accuracy // *International Journal of Forecasting*. — 2006. — Vol. 22, No. 4. — P. 679–688. — PDF (авторська версія): <https://robjhyndman.com/papers/mase.pdf> (дата звернення: 21.11.2025).

15. Rădăşanu A. C. Inventory Management, Service Level and Safety Stock // *Journal of Public Administration, Finance and Law*. — 2016. — No. 9. — P. 145–153. PDF: https://www.jopafl.com/uploads/issue9/INVENTORY_MANAGEMENT_SERVICE_LEVEL_AND_SAFETY_STOCK.pdf (дата звернення: 21.11.2025).

16. Gudum C. K., de Kok A. G. A safety stock adjustment procedure to enable target service levels in simulation studies of inventory systems // *Eindhoven University of Technology Working Paper*. — 2002. — 28 p. — PDF: <https://pure.tue.nl/ws/files/3596094/554365.pdf> (дата звернення: 21.11.2025).

17. Ernst A. T., Jiang H., Krishnamoorthy M., Sier D. Staff scheduling and rostering: A review of applications, methods and models // *European Journal of Operational Research*. — 2004. — Vol. 153, No. 1. — P. 3–27. — Відкрита версія (mirror PDF): <https://csc595.files.wordpress.com/2012/12/staff-scheduling-and-rostering-a-review-of-applications-methods-and-modelsread.pdf> (дата звернення: 21.11.2025).

18. Van den Bergh J., Beliën J., De Bruecker P., Demeulemeester E., De Boeck L. Personnel scheduling: A literature review // *European Journal of Operational Research*. — 2013. — Vol. 226, No. 3. — P. 367–385. — PDF (інституційний репозитарій KU Leuven): <https://lirias.kuleuven.be/retrieve/231816> (дата звернення: 21.11.2025).

19. Kuhn H. W. The Hungarian method for the assignment problem // *Naval Research Logistics Quarterly*. — 1955. — Vol. 2, No. 1–2. — P. 83–97. — PDF : <https://web.eecs.umich.edu/~pettie/matching/Kuhn-hungarian-assignment.pdf> (дата звернення: 21.11.2025).

20. Demiray Kırmızı S., Demiray M. Enhancing inventory management through safety-stock strategies: A comprehensive review // *Systems*. — 2024. — Vol. 12, No. 7.

— Art. 260. — Відкритий доступ: <https://www.mdpi.com/2079-8954/12/7/260> (дата звернення: 21.11.2025).

21. Douaioui, K., Fri, M., Mabrouki, C. Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management. *Information*, 2024, 7(5). URL: <https://www.mdpi.com/2571-5577/7/5/93> (дата звернення: 21.11.2025).

22. Siami-Namini, S., Namin, A. A Comparison of ARIMA and LSTM in Forecasting Time Series. *ICMLA*, 2018. URL: <https://par.nsf.gov/servlets/purl/10186768> (дата звернення: 21.11.2025).

23. Greff, K., Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., Schmidhuber, J. LSTM: A Search Space Odyssey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017. (DOI: 10.1109/TNNLS.2016.2582924) Відкрита версія: <https://arxiv.org/pdf/1503.04069> (дата звернення: 21.11.2025).

24. Tekmetric. URL: <https://www.tekmetric.com> (дата звернення: 21.11.2025).

25. AutoRepair Cloud. URL: <https://www.autorepaircloud.com> (дата звернення: 21.11.2025).

26. RO Writer. URL: <https://info.rowriter.com> (дата звернення: 21.11.2025).

27. Mitchell 1 Manager SE. URL: <https://mitchell1.com/manager-se/> (дата звернення: 21.11.2025).

28. NAPA TRACS. URL: <https://napatracs.com> (дата звернення: 21.11.2025).

29. PostgreSQL. The world's most advanced open source relational database. URL: <https://www.postgresql.org> (дата звернення: 21.11.2025).

30. 15. М'якшило О.М. CASE-технології у проектуванні інформаційних систем: електронний навчальний посібник для студ. вищих навч. закладів / О.М. М'якшило, Л.Г. Загоровська, – К.: НУХТ, 2017. – 190 с.

31. 1. ДСТУ 3008:2015 — Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання. – К.: ДП «УкрНДНЦ», 2015. – 32 с.

32. ДСТУ 2941:1994. Системи оброблення інформації. Розроблення систем. Терміни та визначення.

ДОДАТКИ

Додаток А. Бізнес-процеси автосервісу

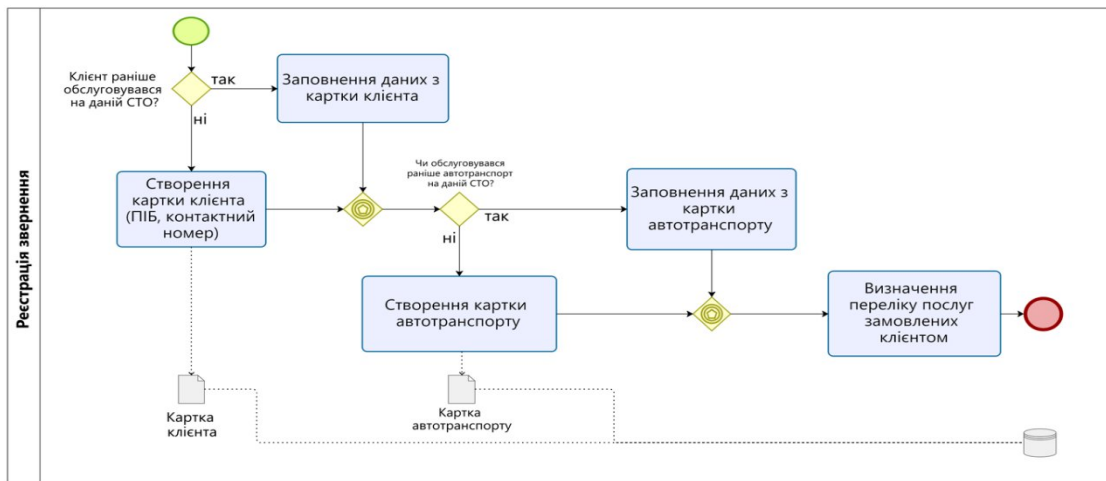


Рисунок А.1 – Діаграма підпроцесу «Реєстрація звернення»

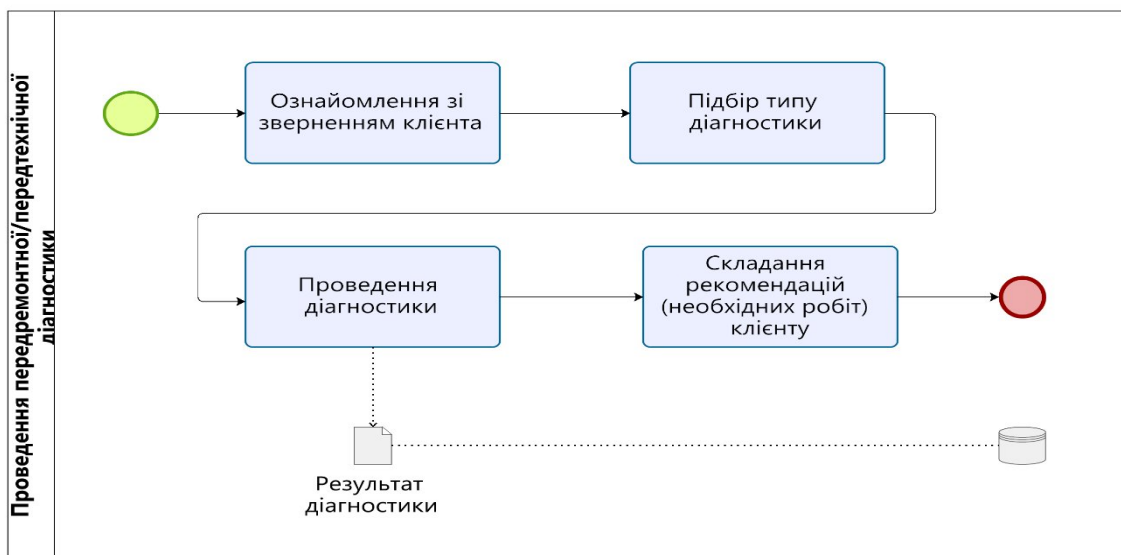


Рисунок А.2 – Діаграма підпроцесу «Проведення передремонтної/передтехнічної діагностики»

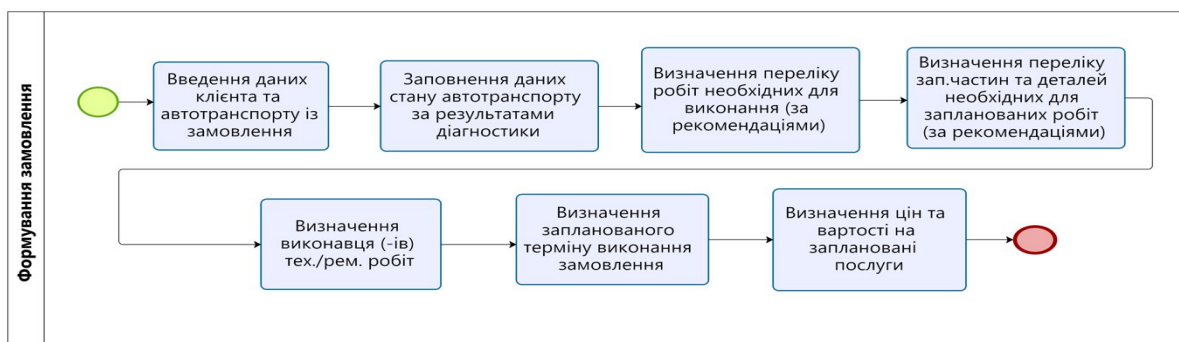


Рисунок А.3 – Діаграма підпроцесу «Формування замовлення»

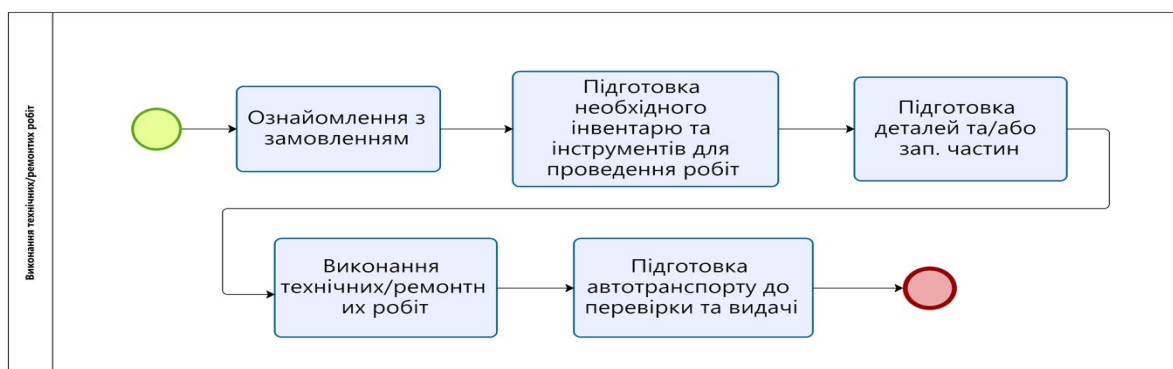


Рисунок А.4 – Діаграма підпроцесу «Виконання технічних/ремонтних робіт»

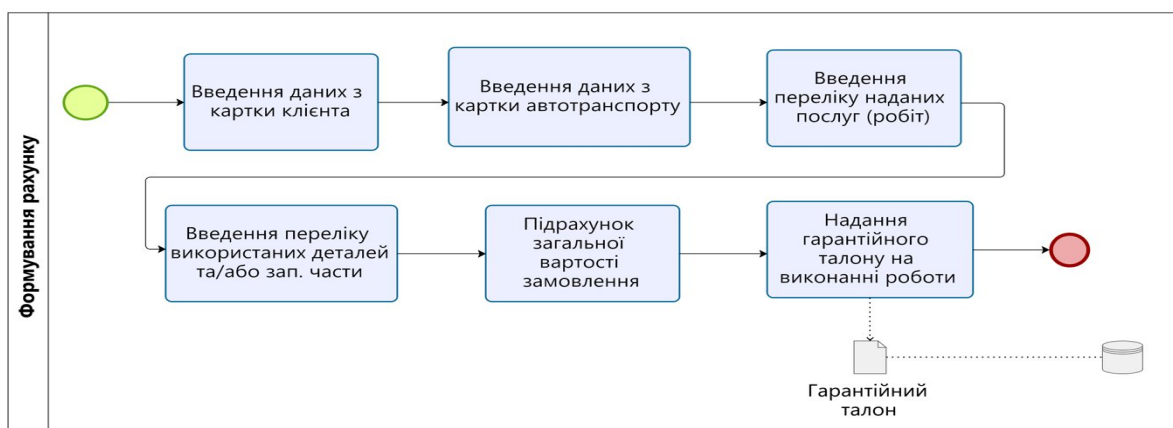


Рисунок А.5 – Діаграма підпроцесу «Формування рахунку»

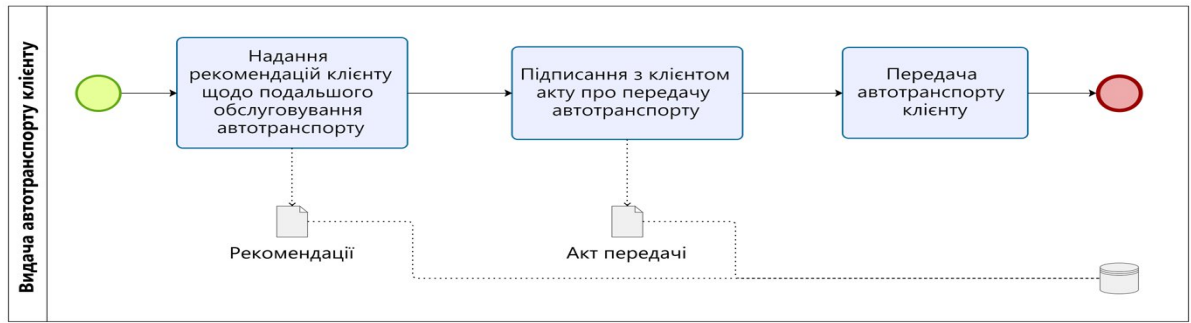


Рисунок А.6 – Діаграма підпроцесу «Видача автотранспорту»

Додаток Б. База даних автосервісу

Таблиця Б.1 – Замовлення

| Атрибут | Пояснення |
|---------------|---|
| order_id | Унікальний ідентифікатор замовлення (первинний ключ) |
| client_id | Посилання на клієнта, який зробив замовлення (clients.client_id) |
| vehicle_id | Посилання на транспортний засіб у замовленні (vehicles.vehicle_id) |
| created_at | Дата та час створення замовлення |
| actual_end_at | Дата та час фактичного завершення робіт (може бути порожнім) |
| total_amount | Загальна сума замовлення (вартість робіт і матеріалів) |
| status | Статус замовлення: 'очікування', 'в роботі', 'закрито', 'скасовано' |

Таблиця Б.2 – Клієнти

| Атрибут | Пояснення |
|-----------|---|
| client_id | Унікальний ідентифікатор клієнта (первинний ключ) |
| full_name | Повне ім'я клієнта |
| phone | Номер телефону клієнта (може бути відсутнім/порожнім) |

Таблиця Б.3 – Транспортні засоби

| Атрибут | Пояснення |
|--------------|--|
| vehicle_id | Унікальний ідентифікатор транспортного засобу (первинний ключ) |
| client_id | Посилання на власника авто (clients.client_id) |
| brand_id | Посилання на марку авто (vehicle_brands.brand_id) |
| model_id | Посилання на модель авто (vehicle_models.model_id) |
| plate_number | Державний номерний знак |
| year | Рік випуску авто (може бути порожнім) |

Таблиця Б.4 – Співробітники

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| employee_id | Унікальний ідентифікатор співробітника (первинний ключ) |
| full_name | Повне ім'я співробітника |
| position_id | Посилання на посаду співробітника (positions.position_id) |
| is_active | Ознака, чи працює співробітник зараз (активний/неактивний) |
| hire_date | Дата найму на роботу (може бути порожньою для старих записів) |

Таблиця Б.5 – Запчастини

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| item_id | Унікальний ідентифікатор запчастини (первинний ключ) |
| item_name | Назва запчастини |
| item_code | Внутрішній код / артикул запчастини (може бути порожнім) |
| category_id | Посилання на категорію запчастини (item_categories.category_id, може бути порожнім) |
| is_active | Ознака, чи використовується запчастина зараз (активна/неактивна) |
| min_stock | Мінімальний бажаний запас цієї позиції (для контролю дефіциту; може бути порожнім) |

Таблиця Б.6 – Послуги в замовленнях

| Атрибут | Пояснення |
|------------------|---|
| order_service_id | Унікальний ідентифікатор запису "послуга в замовленні" (первинний ключ) |
| order_id | Посилання на замовлення (work_orders.order_id) |
| service_id | Посилання на послугу (services.service_id) |
| quantity | Кількість/обсяг послуги, як правило в нормо-годинах чи умовних одиницях |

Таблиця Б.7 – Запчастини в замовленнях

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|--|
| order_item_id | Унікальний ідентифікатор запису "запчастина в замовленні" (первинний ключ) |
| order_id | Посилання на замовлення (work_orders.order_id) |
| item_id | Посилання на запчастину (items.item_id) |
| quantity | Кількість використаної запчастини |
| price | Ціна одиниці запчастини в межах цього замовлення (може бути порожньою) |

Таблиця Б.8 – Співробітники на послугах

| Атрибут | Пояснення |
|------------------|--|
| order_service_id | Посилання на запис "послуга в замовленні" (work_order_services.order_service_id) |
| employee_id | Посилання на співробітника (employees.employee_id) |
| role | Роль працівника у виконанні послуги (наприклад, "майстер", "помічник" тощо; опціонально) |

Таблиця Б.9 – Марки транспортних засобів

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|--|
| brand_id | Унікальний ідентифікатор марки (PK) |
| brand_name | Назва марки (наприклад, "Toyota", "BMW") |

Таблиця Б.10 – Моделі транспортних засобів

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|--------------------------------------|
| model_id | Унікальний ідентифікатор моделі (PK) |

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| model_name | Назва моделі (наприклад, "Corolla", "X5") |
| brand_id | Посилання на марку авто (vehicle_brands.brand_id) |

Таблиця Б.11 – Посади

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|--|
| position_id | Унікальний ідентифікатор посади (PK) |
| position_name | Назва посади (наприклад, "Механік", "Майстер", тощо) |

Таблиця Б.12 – Послуги

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| service_id | Унікальний ідентифікатор послуги (PK) |
| service_name | Назва послуги (наприклад, "Заміна масла", "Діагностика ходової") |
| category_id | Посилання на категорію послуги (service_categories.category_id), якщо є |

Таблиця Б.13 – Категорії запчастин

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| category_id | Унікальний ідентифікатор категорії (PK) |
| category_name | Назва категорії (наприклад, "Фільтри", "Гальмівна система") |

Таблиця Б.14 – Постачальники

| Атрибут | Пояснення |
|----------------|---|
| supplier_id | Унікальний ідентифікатор постачальника (PK) |
| name | Назва / ім'я постачальника |

Таблиця Б.15 – Складські партії

| Атрибут | Пояснення |
|--------------------|--|
| batch_id | Унікальний ідентифікатор складської партії (PK) |
| item_id | Посилання на запчастину (items.item_id) |
| supplier_id | Посилання на постачальника (suppliers.supplier_id, може бути порожнім) |
| quantity_remaining | Поточний залишок кількості в цій партії |
| purchase_price | Закупівельна ціна одиниці товару (може бути порожньою) |
| received_at | Дата та час надходження партії (може бути порожнім) |