

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук
(повна назва)
Кафедра _____ Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський)

_____ Автоматизована система інтелектуальної підтримки прийняття рішень
_____ при плануванні бюджету закладу
_____ (тема)

Виконав:
здобувач _____ четвертого _____ року навчання,
групи _____ ІТШ-22-4

_____ Артем ДУБЕНКО
_____ (власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

_____ (код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-професійна

Освітня програма _____ Штучний інтелект

_____ (повна назва освітньої програми)

Керівник _____ доц. Олена ВОЛОЩУК
_____ (посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ

(підпис)

_____ Лариса ЧАЛА
(власне ім'я, прізвище)

2026 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

« _____ » _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Дубенку Артему Юрійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Автоматизована система інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету закладу _____

затверджена наказом університету від 5 червня 2026 р. № 488Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 14 липня 2026 р.

3. Вихідні дані до роботи наукові публікації з прогнозування попиту, бюджетного планування та машинного навчання; методи аналізу часових рядів і ансамблевого навчання; синтетичний набір даних про реалізацію страв, відвідуваність закладу, календарні та сезонні фактори; програмні засоби Python, бібліотеки Scikit-learn, XGBoost, Pandas, NumPy, FastAPI, React

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі _____

2) Методи та алгоритми машинного навчання для прогнозування попиту та планування бюджету _____

3) Реалізація програмного забезпечення _____

4) Демонстрація роботи застосунку та оцінка його ефективності _____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Строк / термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання на кваліфікаційну роботу	08.06.2026	виконано
2	Аналіз предметної галузі	09.06.2026 – 15.06.2026	виконано
3	Методи та алгоритми машинного навчання для прогнозування попиту та планування бюджету	16.06.2026 – 19.06.2026	виконано
4	Реалізація програмного забезпечення	20.06.2026 – 22.06.2026	виконано
5	Демонстрація роботи застосунку та оцінка його ефективності	23.06.2026 – 24.06.2026	виконано
6	Оформлення пояснювальної записки	25.06.2026 – 30.06.2026	виконано
7	Надання роботи на рецензування	01.07.2026	виконано
8	Перевірка пояснювальної записки на плагіат	02.07.2026	виконано
9	Попередній захист роботи з керівником	13.07.2026	виконано
10	Захист перед ЕК	14.07.2026	виконано

Дата видачі завдання 8 червня 20 26 р.

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Олена ВОЛОЩУК
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 62 с., 10 рис., 1 табл., 1 дод., 16 джерел.

АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА, БЮДЖЕТНЕ ПЛАНУВАННЯ, ЗАКЛАД ХАРЧУВАННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ПІДТРИМКА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ, УПРАВЛІННЯ ЗАПАСАМИ, ЧАСОВІ РЯДИ.

Об'єктом дослідження – процес планування бюджету закладу харчування в умовах невизначеності попиту.

Предмет дослідження – методи та алгоритми машинного навчання для прогнозування попиту на страви і підтримки прийняття рішень при формуванні закупівельного бюджету.

Мета роботи – розробка автоматизованої системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету закладу харчування, яка на основі аналізу накопичених даних про реалізацію страв, відвідуваність закладу і сезонні чинники формуватиме прогнози попиту та рекомендації щодо розподілу закупівельного бюджету на майбутній період.

Методи дослідження – аналіз і синтез наукової літератури, методи машинного навчання (градієнтний бустинг, рекурентні нейронні мережі, ARIMA-подібні моделі), статистичний аналіз часових рядів, методи оцінки якості прогнозних моделей.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 62 pp., 10 fig., 1 tabl., 1 ann., 16 references.

AUTOMATED SYSTEM, BUDGET PLANNING, DEMAND FORECASTING, FOOD SERVICE ESTABLISHMENT, INTELLIGENT DECISION SUPPORT, INVENTORY MANAGEMENT, MACHINE LEARNING, TIME SERIES.

Object of research – the process of budget planning for a food service establishment under conditions of demand uncertainty.

Subject of research – machine learning methods and algorithms for forecasting demand for dishes and supporting decision-making when forming a procurement budget.

Purpose of the study – development of an automated intelligent decision support system for budget planning in a food service establishment, which, based on the analysis of accumulated data on dish sales, attendance, and seasonal factors, will generate demand forecasts and recommendations for allocating the procurement budget for the upcoming period.

Research methods – analysis and synthesis of scientific literature, machine learning methods (gradient boosting, recurrent neural networks, ARIMA-like models), statistical analysis of time series, and methods for evaluating the quality of predictive models.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень і термінів	9
Вступ.....	10
1 Аналіз предметної галузі	11
1.1 Загальна характеристика закладів харчування як об'єктів бюджетного планування	11
1.2 Проблеми планування бюджету в закладах харчування.....	13
1.2.1 Сезонність та вплив календарних подій на попит	13
1.2.2 Проблема харчових відходів і надлишкових запасів	14
1.2.3 Обмеженість традиційних підходів до планування	15
1.3 Огляд існуючих систем та інструментів.....	16
1.3.1 Системи управління ресторанним бізнесом (POS-системи)	16
1.3.2 Спеціалізовані системи прогнозування попиту для харчування	17
1.3.3 Рішення на основі електронних таблиць	18
1.4 Методи машинного навчання для прогнозування попиту.....	20
1.4.1 Методи аналізу часових рядів	20
1.4.2 Ансамблеві методи машинного навчання	23
1.4.3 Рекурентні нейронні мережі та трансформери	24
1.5 Формування датасету: підходи та можливості	25
1.6 Актуальність та перспективи розвитку системи.....	26
1.7 Мета і постановка задачі	27
2 Методи та алгоритми машинного навчання для прогнозування попиту та планування бюджету.....	29
2.1 Особливості обробки та аналізу часових рядів у сфері громадського харчування	29
2.1.1 Специфіка нестаціонарних даних комерційних закладів харчування	29

2.1.2 Попередня обробка даних, нормалізація та кодування категоріальних ознак	31
2.2 Огляд та порівняння математичних моделей прогнозування попиту	33
2.2.1 Статистичні моделі та авторегресія ковзного середнього	33
2.2.2 Моделі лінійної та множинної поліноміальної регресії	34
2.2.3 Decision Trees та XGBoost.....	36
2.2.4 Алгоритм випадкового лісу	37
2.3 Обґрунтування вибору моделі та постановка задачі оптимізації бюджету.....	38
3 Реалізація програмного забезпечення	41
3.1 Архітектура програмної системи та вибір технологічного стеку	41
3.1.1 Порівняння підходів до побудови веб-застосунків на Python...	41
3.1.2 Обґрунтування вибору клієнт-серверної архітектури	42
3.2 Методи генерації, обробки та підготовки набору даних	44
3.2.1 Моделювання чинників впливу	44
3.2.2 Структура синтетичного датасету закладу харчування.....	45
3.3 Розроблення підсистеми машинного навчання	46
3.3.1 Програмна реалізація навчання ансамблю Random Forest	47
3.3.2 Алгоритми розрахунку порцій, закупівельного бюджету та рекомендацій	48
3.4 Розроблення бекенду та REST API сервісів	49
3.4.1 Організація багатопотокового HTTP-сервера.....	49
3.4.2 Специфікація кінцевих точок програмного інтерфейсу	50
3.5 Розроблення веб-інтерфейсу користувача.....	51
4 Демонстрація роботи застосунку та оцінка його ефективності	53
4.1 Оцінка точності та апробація моделей машинного навчання	53
4.1.1 Аналіз метрик якості прогнозування	53
4.1.2 Оцінка значимості вхідних ознак.....	54
4.2 Функціональна демонстрація роботи веб-застосунку.....	55

4.3 Економічна ефективність та порівняльний аналіз стратегій планування бюджету.....	56
Висновки	58
Перелік джерел посилання	60
Додаток А Відомість кваліфікаційної роботи.....	62

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

AI – Artificial Intelligence – штучний інтелект;

ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average – авторегресійні моделі з інтегрованим ковзним середнім;

CART – Classification and Regression Trees – дерева рішень для класифікації та регресії;

CORS – Cross-Origin Resource Sharing – спільне користування ресурсами між джерелами;

IQR – Interquartile Range – міжквартильний розмах;

LSTM – Long Short-Term Memory – довга короткострокова пам'ять; тип рекурентної нейронної мережі;

MVC – Model-View-Controller – архітектурний паттерн розроблення програмного забезпечення;

MSE – Mean Squared Error – середня квадратична похибка;

OOB – Out-Of-Bag – записи, що не потрапили у бутстреп-вибірку;

REST – Representational State Transfer – архітектурний стиль веб-сервісів;

RNN – Recurrent Neural Networks – рекурентні нейронні мережі.

ВСТУП

Ефективне управління фінансовими ресурсами є одним із ключових чинників успішного функціонування будь-якого закладу харчування. В умовах динамічного попиту, сезонних коливань відвідуваності та нестабільності цін на продовольчу продукцію традиційні методи планування бюджету, що базуються на експертних оцінках і ретроспективному аналізі, все частіше демонструють свою недостатність. Це призводить до неоптимального використання коштів, надлишкових запасів чи, навпаки, дефіциту продуктів, а також зростання харчових відходів.

Сучасний розвиток методів машинного навчання та аналізу часових рядів відкриває нові можливості для автоматизації процесів прогнозування і планування в сфері харчування. Системи підтримки прийняття рішень (СППР), що спираються на алгоритми прогнозування попиту, здатні враховувати широкий спектр чинників впливу й надавати управлінцям науково обґрунтовані рекомендації щодо формування бюджету закупівель.

Незважаючи на наявність окремих комерційних рішень у цій галузі, більшість закладів харчування в Україні – особливо бюджетних установ – не мають доступу до спеціалізованих інструментів інтелектуального планування бюджету. Це обумовлює актуальність розроблення системи, яка б була орієнтована на специфіку вітчизняних закладів харчування, враховувала українські реалії та була доступною за вартістю впровадження.

Метою даної роботи є розроблення автоматизованої системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету закладу харчування, яка на основі аналізу накопичених даних про реалізацію страв, відвідуваність закладу і сезонні чинники формуватиме прогнози попиту та рекомендації щодо розподілу закупівельного бюджету на майбутній період.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

Планування бюджету закладу харчування є комплексною управлінською задачею, що поєднує елементи фінансового менеджменту, операційного планування та прогнозування попиту. Сучасні умови функціонування закладів харчування характеризуються значною мінливістю споживчого попиту, волатильністю цін на сировину та необхідністю дотримання жорстких санітарних вимог щодо зберігання продуктів. У цьому розділі розглядаються ключові аспекти предметної галузі: специфіка закладів харчування як об'єктів бюджетного планування, проблеми, з якими стикаються управлінці, огляд існуючих рішень, а також потенціал застосування методів машинного навчання для вирішення цих проблем.

1.1 Загальна характеристика закладів харчування як об'єктів бюджетного планування

Заклади харчування є невід'ємною частиною інфраструктури сучасного суспільства. Залежно від форми власності, типу споживачів та особливостей організації вони поділяються на кілька категорій: заклади ресторанного господарства (ресторани, кафе, бістро), заклади громадського харчування при установах (шкільні та університетські їдальні, корпоративні кафетерії, лікарняні буфети), а також заклади швидкого харчування.

З точки зору бюджетного планування найбільш специфічними є заклади, що обслуговують стабільні колективи споживачів: шкільні та університетські їдальні, корпоративні кафетерії. Для таких закладів характерна відносна передбачуваність бази споживачів у поєднанні зі значними коливаннями фактичної відвідуваності залежно від часу навчального чи робочого процесу, сезону, наявності свят і вихідних, а також від конкурентного оточення та якості пропонованих страв.

Бюджет закладу харчування традиційно складається з кількох основних статей витрат: витрати на закупівлю продовольчої сировини та напівфабрикатів, витрати на оплату праці персоналу, комунальні витрати, адміністративно-господарські витрати. При цьому витрати на сировину зазвичай становлять від 30 до 50 відсотків загального бюджету і є найбільш чутливими до коливань попиту. Саме тому задача оптимізації закупівельного бюджету, що вирішується в даній роботі, є одним із ключових напрямків підвищення економічної ефективності закладів харчування [1].

Процес планування закупівель у закладі харчування визначається декількома взаємопов'язаними факторами. По-перше, це прогнозована кількість відвідувачів на певний часовий горизонт – день, тиждень або місяць. По-друге, це плановане меню, що визначає, які страви будуть пропонуватись і в яких кількостях. По-третє, це нормативи витрати сировини на одну порцію кожної страви. Сукупність цих факторів визначає потреби в конкретних видах продовольчої сировини, а поточні та прогнозовані ціни постачальників формують відповідний грошовий обсяг закупівель.

Важливою особливістю закладів харчування є обмежений термін придатності значної частини продовольчої сировини. Це означає, що відхилення між запланованим і фактичним попитом призводить або до нестачі страв (і, відповідно, незадоволеності споживачів та упущеного доходу), або до утилізації залишків (і, відповідно, прямих фінансових втрат та екологічної шкоди). За оцінками Продовольчої та сільськогосподарської організації ООН, близько третини продовольства у світі втрачається або викидається на різних етапах ланцюга постачання, причому заклади громадського харчування є одним із найбільших джерел харчових відходів [2]. В умовах обмежених бюджетів, характерних для закладів освіти та охорони здоров'я, це питання набуває особливої гостроти.

1.2 Проблеми планування бюджету в закладах харчування

Традиційне планування бюджету закладів харчування стикається з рядом суттєвих проблем, що обмежують його ефективність. Ці проблеми мають як методологічний, так і практичний характер і значною мірою обумовлюють необхідність впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

1.2.1 Сезонність та вплив календарних подій на попит

Попит на послуги закладів харчування є яскраво вираженою нестаціонарною часовою серією, тобто його статистичні характеристики змінюються в часі. Можна виділити кілька видів циклічності, що одночасно впливають на відвідуваність і склад замовлень.

Денна циклічність виявляється у чіткому розподілі попиту за часом доби: пікові значення спостерігаються в обідній час, тоді як ранні та пізні години мають значно нижче навантаження. Для більшості закладів харчування при установах цей показник є достатньо передбачуваним, однак може суттєво змінюватись у певні дні.

Тижнева циклічність є одним із найважливіших факторів для закладів, що обслуговують робочі та навчальні колективи. Кількість відвідувачів у понеділок суттєво відрізняється від середовищного або п'ятничного показника, а в суботу і неділю більшість таких закладів взагалі не працює або має значно скорочений режим роботи.

Річна сезонність пов'язана з кількома чинниками. По-перше, це навчальний чи виробничий календар: у серпні та вересні відвідуваність різко зростає після літніх канікул чи відпусток, тоді як у липні вона падає. По-друге, температурний сезон впливає на попит на ті чи інші страви: влітку зростає попит на холодні напої, легкі салати та десерти, взимку – на гарячі перші страви та ситніші другі страви.

Вплив свят і неробочих днів є критично важливим, але складним для врахування фактором. Державні свята в Україні розподілені нерівномірно протягом року і можуть «зрушувати» робочі дні, що суттєво ускладнює автоматичне прогнозування на основі лише календарних дат.

Крім того, напередодні великих свят (Новий рік, Різдво, Великдень) відвідуваність може як зростати (корпоративні обіди), так і знижуватись (дострокові від'їзди).

1.2.2 Проблема харчових відходів і надлишкових запасів

Однією з найбільш відчутних наслідків неточного планування є утворення харчових відходів. Дослідження, проведені у сфері громадського харчування, свідчать, що середній рівень харчових відходів у закладах громадського харчування становить від 10 до 30 відсотків від загального обсягу приготованої їжі.

Для закладів з обмеженим бюджетом (шкільні та університетські їдальні, лікарняні буфети) це означає значне неефективне витрачання бюджетних коштів.

Надлишкові запаси сировини, що накопичуються внаслідок переоціненого попиту, несуть не лише ризик псування продуктів, але й «заморожують» обігові кошти (рисунок 1.1). У невеликих закладах харчування нестача обігових коштів може суттєво обмежувати можливості оперативного реагування на зміни попиту.

З іншого боку, нестача запасів, що виникає внаслідок недооціненого попиту, призводить до ситуацій, коли популярні страви закінчуються задовго до закриття закладу, що знижує задоволеність відвідувачів і репутацію закладу, веде до зниження доходів і, загалом, впливає як на дохід, так і на якість управління закладом. Крім того, систематичний дефіцит ключових позицій поступово руйнує довіру цільової аудиторії та критично знижує рівень лояльності. Зіткнувшись із непередбачуваністю сервісу,

споживачі схильні змінювати свої харчові звички на користь закладів із більш стабільним асортиментом.

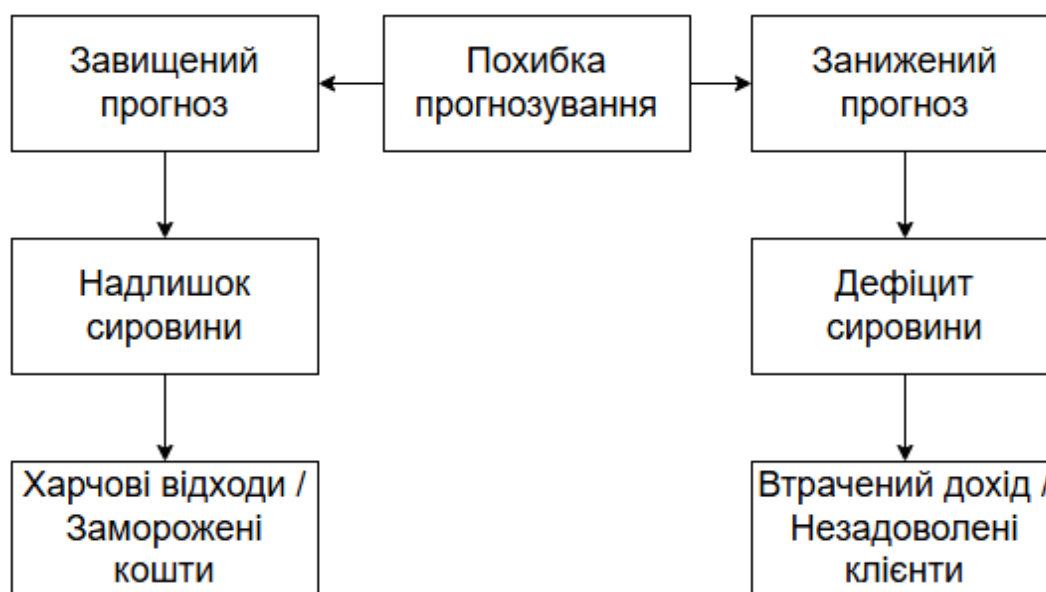


Рисунок 1.1 – Наслідки неефективного прогнозування: баланс між дефіцитом та профіцитом запасів

Відтак, обидві крайнощі – як надлишок, так і дефіцит запасів – є наслідком застарілого, реактивного підходу до планування. Це ще раз підтверджує гостру необхідність переходу до проактивних методів управління на базі автоматизованих інтелектуальних систем прогнозування.

1.2.3 Обмеженість традиційних підходів до планування

У більшості закладів харчування планування бюджету закупівель здійснюється за однією з двох базових моделей: на основі фіксованого меню (однакова кількість порцій кожної страви щодня) або на основі суб'єктивної оцінки завідуючим виробництвом, що спирається на власний досвід та інтуїцію. Обидва підходи мають суттєві недоліки.

Модель фіксованого меню є найпростішою, але найменш адаптивною. Вона не враховує жодних зовнішніх факторів і неминуче призводить або до систематичного надлишку, або до систематичного дефіциту страв залежно від реального попиту. Суб'єктивна оцінка керівника виробництва краще адаптується до специфічних умов конкретного закладу, проте залежить від досвіду конкретної людини, не є відтворюваною і потребує значних витрат часу на щоденне прийняття рішень. Крім того, така оцінка практично не враховує довгострокових трендів і системних залежностей, які можна виявити лише при аналізі великих масивів даних.

Ще одним обмеженням традиційних підходів є відсутність системного накопичення і зберігання даних про реалізацію страв. Більшість закладів харчування не ведуть детальну електронну статистику у форматі, придатному для подальшого аналізу. Навіть якщо касові системи фіксують транзакції, ці дані рідко систематизуються і використовуються для прийняття управлінських рішень.

1.3 Огляд існуючих систем та інструментів

На сьогоднішній день існує ряд комерційних і некомерційних рішень, що тією чи іншою мірою вирішують задачі планування в закладах харчування. Розглянемо найбільш характерні з них з точки зору функціональності та обмежень.

1.3.1 Системи управління ресторанним бізнесом (POS-системи)

Системи автоматизації торгівлі (POS-системи, від англ. Point of Sale) є найбільш поширеним інструментом у закладах харчування. Провідні вітчизняні рішення та зарубіжні аналоги надають функції касового обліку, управління меню, обліку складських запасів і базової звітності. Деякі з них

включають прості модулі звітності за реалізацією, що дають змогу порівнювати фактичні та планові показники.

Проте переважна більшість POS-систем не містить спеціалізованих модулів прогнозування попиту чи інтелектуального планування бюджету. Вони фіксують транзакції в режимі реального часу, але не надають інструментів для перетворення накопичених даних у прогнози та рекомендації.

Крім того, повноцінні POS-системи мають значну вартість ліцензування та впровадження, що робить їх малодоступними для невеликих бюджетних закладів [3].

1.3.2 Спеціалізовані системи прогнозування попиту для харчування

У сфері великомасштабного громадського харчування, що охоплює розгалужені мережі ресторанів швидкого обслуговування, системи корпоративного харчування на базі великих промислових підприємств та багатофункціональні готельні комплекси, застосовуються спеціалізовані інформаційні системи прогнозування попиту та управління запасами. Розвиток таких систем став логічною відповіддю на потребу бізнесу перетворити накопичені терабайти даних про транзакції на дієвий інструмент оптимізації витрат. На відміну від базових облікових програм, ці рішення фокусуються на предиктивній аналітиці, намагаючись не просто зафіксувати минуле, а змодельовати майбутнє споживання.

На сучасному ринку програмного забезпечення виділяються потужні корпоративні рішення, такі як платформа Crunchtime (яка нині інтегрована в глобальну екосистему Assor), що пропонує комплексний аналіз для мережеских закладів [4]. Подібні системи дозволяють автоматизувати весь цикл: від прогнозування обсягів реалізації кожної окремої страви до автоматичного формування замовлень на склади та оптимізації графіків виходу персоналу на зміну. Іншим яскравим прикладом є система

Planorama, розроблена для корпоративних їдалень, яка надає глибокий інструментарій для аналізу динаміки вподобань споживачів, ротації меню з метою уникнення ефекту «втоми від асортименту» та мінімізації обсягів харчових відходів.

Однак, незважаючи на очевидні технологічні переваги, спільним критичним недоліком таких рішень у контексті даного дослідження є їхня орієнтованість виключно на великий корпоративний сегмент із централізованою моделлю управління. Це породжує низку нездоланих бар'єрів для малих, середніх, а особливо – бюджетних закладів харчування.

Впровадження таких продуктів вимагає наявності ідеально стандартизованих бізнес-процесів, виділеного штату ІТ-фахівців для супроводу та тривалого етапу налаштування. У звичайних закладах відсутні відповідні адміністративні ресурси.

Більшість корпоративних систем проєктуються під величезні масиви історичних даних (Big Data). Без щоденного потоку тисяч чеків з десятків точок продажу їхні внутрішні алгоритми просто не зможуть коректно навчитися та почнуть видавати хибні прогнози.

Бюджетні заклади зазвичай потребують вирішення вузького кола завдань – передусім прозорого планування закупівель. Водночас корпоративні системи перевантажені модулями управління програмами лояльності, маркетинговими акціями та складними фінансовими деривативами, які в умовах, наприклад, шкільної їдальні є абсолютно зайвими.

1.3.3 Рішення на основі електронних таблиць

З огляду на фінансову та організаційну недоступність спеціалізованого програмного забезпечення, переважна більшість закладів харчування в Україні продовжує опиратися на найбільш компромісний варіант автоматизації – використання електронних таблиць, таких як

Microsoft Excel, Google Sheets або їх аналогів. Історично склалося так, що завдяки низькому порогу входу, візуальній простоті та повній свободі дій, ці інструменти стали де-факто стандартом для ведення локального фінансового планування та внутрішнього управлінського обліку.

За допомогою електронних таблиць управлінці та завідувачі виробництвом здатні розробляти базові калькуляційні карти, вести поточний облік залишків продовольчої сировини на складах, формувати зведені звіти про витрати та здійснювати найпростіше, інтуїтивне прогнозування. Зазвичай таке планування базується на розрахунку середніх показників за попередні періоди або на ручному перенесенні минулорічних обсягів закупівель на поточний рік із невеликим коригуванням «на око» [5].

Незважаючи на уявну зручність та гнучкість, парадигма планування на основі електронних таблиць містить низку фундаментальних обмежень, що робить її непридатною для побудови сучасної системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень:

- відсутність суворих механізмів валідації даних під час ручного введення неминуче призводить до помилок (випадкове видалення формули, зсув комірок, друкарські помилки у цифрах). У складних таблицях, що складаються з десятків пов'язаних аркушів, одна така помилка може непомітно спотворити результати планування бюджету на цілий квартал;

- таблиці часто існують локально на комп'ютерах окремих співробітників, що призводить до дублювання інформації та втрати контролю над актуальними версіями документів. Це унеможлиблює створення єдиного, чистого датасету, необхідного для впровадження алгоритмів штучного інтелекту;

- в електронних таблицях вкрай складно автоматично враховувати нелінійні та приховані залежності. Наприклад, щоб система сама розуміла одночасний вплив дня тижня, сезонного зниження температури, початку епідеміологічного сезону та наближення святкових днів на попит конкретних страв, табличного функціоналу недостатньо;

– базові математичні формули здатні лише констатувати факти минулого. Вони не вміють самостійно виявляти приховані тренди, розпізнавати неочевидні патерни поведінки споживачів або адаптуватися до змінних умов середовища, залишаючи процес планування реактивним і значною мірою суб'єктивним.

1.4 Методи машинного навчання для прогнозування попиту

Глобальна цифровізація суспільства та стрімкий розвиток обчислювальних потужностей зумовили перехід від традиційних, статичних методів планування до динамічних, керованих даними підходів. Застосування методів машинного навчання у сфері операційного менеджменту є відповіддю на потребу бізнесу та бюджетних організацій у високоточних інструментах прогнозування. На відміну від жорстко запрограмованих алгоритмів або суб'єктивних експертних оцінок, алгоритми машинного навчання здатні самостійно виявляти складні, нелінійні закономірності у великих масивах накопичених історичних даних, постійно самовдосконалюючись у процесі експлуатації.

У контексті розроблення автоматизованої системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету, найбільш актуальними є три основні класи методів. Кожен з них володіє унікальними концептуальними особливостями, перевагами та обмеженнями щодо впровадження в реальні умови закладів харчування.

1.4.1 Методи аналізу часових рядів

Класичні статистичні методи та їхні сучасні вдосконалені модифікації формують міцний фундамент для обробки та прогнозування даних, що мають чітку хронологічну послідовність. Концептуально ці методи базуються на припущенні, що майбутня поведінка системи (у нашому

випадку – попит на страви) значною мірою є відображенням її минулої поведінки, на яку накладаються певні циклічні коливання та випадковий шум.

Одним із найпоширеніших та фундаментально досліджених сімейств статистичних моделей у прогнозуванні часових рядів є моделі авторегресії та ковзного середнього, зокрема ті розширені модифікації, що здатні комплексно враховувати сезонність. Суть їхньої роботи полягає у глибокому розкладанні загального, зашумленого часового ряду на кілька незалежних структурних складових, що дозволяє ізолювати об'єктивні системні закономірності від випадкових коливань. У процесі функціонування така модель поетапно аналізує природу даних.

По-перше, вона вивчає «інерцію» споживчої поведінки, розраховуючи, наскільки сьогоdnішній обсяг попиту прямо залежить від показників вчорашнього дня чи попереднього тижня, формуючи таким чином розуміння поточного тренду.

По-друге, алгоритм ефективно згладжує випадкові, нетипові стрибки відвідуваності – наприклад, разовий наплив клієнтів через локальну подію або різке падіння попиту через погодні умови – за допомогою механізму ковзного середнього. Цей інструмент працює як фільтр інформаційного шуму, що запобігає надмірній реакції системи та уберігає її від формування хибних, завищених прогнозів на майбутні періоди.

По-третє, модель автоматично виділяє та фіксує повторювані циклічні патерни різної тривалості (наприклад, традиційне зниження споживчої активності у п'ятницю, стабільні піки в середині тижня або сезонні спади), дозволяючи завчасно коригувати планові закупівлі відповідно до цих очікуваних ритмів закладу.

Сучасним, потужним розвитком цього напрямку є підхід адитивного моделювання, яскравим представником якого є інструмент Prophet, розроблений дослідниками компанії Meta. Ця модель підходить до прогнозування як до конструктора: загальний прогноз складається з

окремих, незалежних блоків. Вона виокремлює глобальний тренд розвитку закладу (зростання або падіння відвідуваності впродовж року), накладає на нього множинні сезонні цикли і, що найголовніше, має вбудований механізм гнучкого врахування святкових подій та вихідних. Окрім того, за замовчуванням можна побачити тенденцію, річну сезонність та тижневу сезонність часового ряду. Якщо ви включите свята, ви також побачите їх тут (рисунок 1.2).

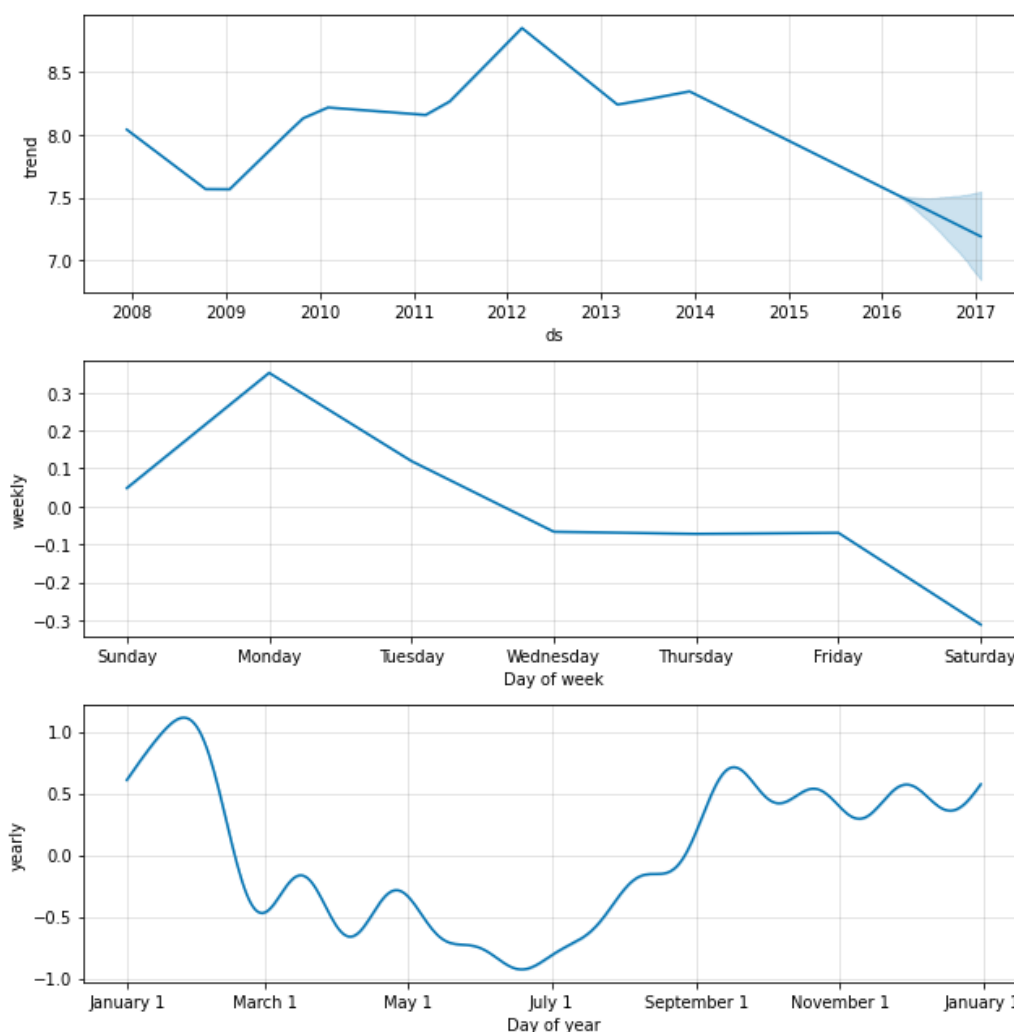


Рисунок 1.2 – Декомпозиція часового ряду в адитивній моделі Prophet

Такий підхід дозволяє створювати надійні моделі навіть на даних із пропусками чи аномаліями, не вимагаючи від кінцевого

користувача (керівника закладу) глибоких знань у галузі математичної статистики.

1.4.2 Ансамблеві методи машинного навчання

Ансамблеві алгоритми базуються на елегантній концепції: об'єднання великої кількості відносно простих, слабких моделей у єдиний потужний ансамбль дає значно вищу точність, ніж використання однієї, навіть дуже складної моделі. У сфері прогнозування попиту безумовними лідерами є алгоритми градієнтного бустингу на основі дерев рішень (такі як XGBoost, LightGBM або CatBoost) [6].

Принцип роботи градієнтного бустингу полягає у послідовному, кроковому навчанні. Алгоритм будує перше дерево рішень, яке намагається спрогнозувати попит, але неминуче допускає певні помилки. Кожне наступне створене дерево фокусується виключно на тому, щоб виправити помилки всіх своїх попередників. Цей процес повторюється тисячі разів, що дозволяє системі з ювелірною точністю наблизитися до оптимального результату (рисунок 1.3).

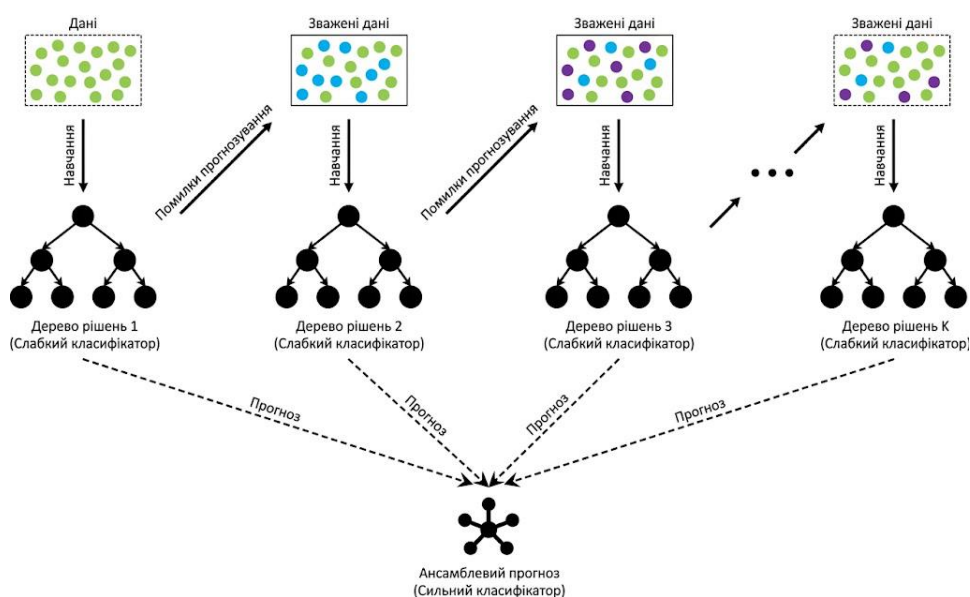


Рисунок 1.3 – Принцип послідовного навчання ансамблю дерев рішень

Ключовою концептуальною перевагою ансамблевих методів є їхня здатність надзвичайно ефективно працювати з великою кількістю різноманітних факторів впливу. На відміну від методів часових рядів, які дивляться лише на історію продажів, в ансамблевій моделі можна легко передавати будь-яку зовнішню інформацію: погодні умови (температуру, опади), детальний календар подій, специфіку меню (наявність пісних або дієтичних страв) тощо. Крім того, ці алгоритми є прозорими для інтерпретації.

Вони здатні надати управлінцю чіткий звіт про те, які саме фактори (наприклад, день тижня чи конкретне свято) мали найбільший вплив на формування прогнозованого бюджету, що робить прийняття рішень обґрунтованим.

1.4.3 Рекурентні нейронні мережі та трансформери

Глибинне навчання (Deep Learning) представляє найскладніший, концептуально інший рівень моделювання, натхненний архітектурою біологічних нейронних мереж мозку. Оскільки класичні нейронні мережі не здатні пам'ятати контекст, для аналізу часових послідовностей були створені рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхня потужніша варіація – моделі з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM).

Суть архітектури LSTM полягає у наявності спеціальних внутрішніх механізмів, які можна порівняти з системою воріт або фільтрів. Ці фільтри на кожному кроці часу приймають рішення: яку інформацію з минулого досвіду варто зберегти надовго (наприклад, глобальну зміну харчових звичок відвідувачів), яку інформацію слід додати з поточного дня, а яку – негайно забути як випадковий і несуттєвий сплеск (наприклад, одноразовий візит великої туристичної групи).

Найсучаснішим словом у цій сфері є моделі на базі архітектури Трансформерів, які використовують так званий механізм уваги. Вони здатні

аналізувати всю історію спостережень одночасно, самостійно визначаючи, які події в далекому минулому мають найвищу релевантність для завтрашнього прогнозу.

Однак, незважаючи на колосальний потенціал, впровадження глибинного навчання у невеликих закладах харчування стикається з критичними перешкодами [7]. По-перше, такі моделі вимагають величезних обсягів даних для навчання, яких звичайна їдальня не генерує навіть за десятиліття. По-друге, їхнє навчання потребує спеціалізованого дороговартісного обладнання. І найголовніше – нейромережі працюють за принципом чорного ящика. Вони можуть видати високоточний прогноз, але ніколи не зможуть логічно пояснити управлінцю або аудитору, на основі яких міркувань було прийнято рішення про виділення значної суми бюджетних коштів на закупівлю конкретної продукції. Саме тому для завдань оптимізації бюджету частіше обирають більш прозорі та контрольовані методи.

1.5 Формування датасету: підходи та можливості

Критично важливим аспектом розроблення системи прогнозування є наявність якісного набору даних (датасету) для навчання та валідації моделі. У контексті даної роботи набір даних повинен містити інформацію про денну кількість відвідувачів закладу харчування, обсяги реалізації окремих страв, а також відповідні зовнішні фактори (дата, день тижня, наявність свята тощо).

Існує декілька підходів до формування такого датасету. Перший підхід – збір реальних даних з конкретного закладу харчування шляхом вивантаження даних із наявної POS-системи або ручного оцифрування журналів обліку. Цей підхід дає найбільш репрезентативні дані, але потребує тривалого часу накопичення (як правило, не менше одного-двох

повних операційних циклів, тобто навчальних або виробничих років) і залежить від готовності конкретного закладу надати доступ до даних.

Другий підхід – використання публічно доступних датасетів.

Третій підхід, що застосовується через відсутність реального закладу-партнера, – синтетична генерація датасету на основі статистично обґрунтованих моделей. Синтетичний датасет генерується таким чином, щоб реалістично відображати основні характеристики реальних даних: тижневу та річну сезонність, вплив свят, тренд зростання або зниження відвідуваності, шумові компоненти. Такий підхід є поширеним у наукових дослідженнях і дозволяє контролювати параметри даних для перевірки властивостей розроблених моделей.

1.6 Актуальність та перспективи розвитку системи

Актуальність розроблення автоматизованої системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету закладу харчування обумовлена кількома взаємопов'язаними чинниками.

По-перше, зростаючий тиск на ефективність бюджетних витрат [8]. В умовах обмеженого фінансування, характерного для бюджетних закладів освіти та охорони здоров'я, оптимізація витрат на харчування є одним із небагатьох резервів підвищення загальної ефективності. Навіть скорочення харчових відходів на 10–15 відсотків може вивільнити значні кошти для інших потреб закладу.

По-друге, цифровізація управління закладами. Загальнодержавний курс на цифрову трансформацію публічного сектору в Україні, підкріплений відповідними законодавчими ініціативами та програмами, створює сприятливе середовище для впровадження інформаційних систем підтримки прийняття рішень у закладах різних форм власності.

По-третє, доступність технологій. Сучасні відкриті бібліотеки машинного навчання (scikit-learn, XGBoost, TensorFlow, PyTorch) і хмарні

обчислювальні ресурси роблять впровадження інтелектуальних систем прогнозування доступним навіть для невеликих організацій.

Це суттєво знижує поріг входу порівняно з ситуацією п'ять–десять років тому, коли подібні можливості були доступні лише великим корпораціям.

Перспективи розвитку розробленої системи охоплюють кілька напрямків. У короткостроковій перспективі системою може бути розширена функція автоматичного формування заявок постачальникам на основі прогнозованого попиту, інтеграція з наявними POS-системами для автоматичного отримання даних про реалізацію, а також розроблення мобільного додатку для зручного доступу керівників до прогнозів і рекомендацій.

У середньостроковій перспективі система може бути розширена на декілька закладів у межах одного управлінського контуру (наприклад, мережа шкільних їдалень одного міського округу), що дозволить оптимізувати закупівлі централізовано і знизити їх вартість за рахунок ефекту масштабу.

Довгострокові перспективи включають інтеграцію з системами управління харчуванням на регіональному рівні та розроблення рекомендаційних систем для оптимізації меню з урахуванням як попиту, так і нутритивних норм.

1.7 Мета і постановка задачі

Аналіз предметної галузі, огляд існуючих рішень і оцінка потенціалу методів машинного навчання дозволяють сформулювати мету і конкретні завдання даної роботи.

Метою роботи є розроблення автоматизованої системи інтелектуальної підтримки прийняття рішень при плануванні бюджету закладу харчування. Система повинна на основі аналізу накопичених даних

про реалізацію страв, відвідуваність та зовнішні фактори формувати прогнози попиту і рекомендації щодо розподілу закупівельного бюджету на наступний планований період.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

- розробити або знайти набір даних, що відображає реалістичну динаміку відвідуваності закладу харчування та реалізації страв протягом щонайменше одного повного операційного циклу (навчального року);
- провести попередній аналіз і обробку даних, включаючи виявлення та усунення аномалій, обробку пропусків і перетворення ознак;
- реалізувати та навчити прогнозну модель попиту, що враховує тижневу і річну сезонність, вплив свят і тенденцій;
- розробити модуль формування рекомендацій щодо закупівельного бюджету на основі прогнозованого попиту та поточних цін на сировину;
- розробити інтерфейс користувача, що забезпечує наочне відображення прогнозів, рекомендацій та фактичних даних;
- провести тестування системи та оцінити точність прогнозних моделей на тестовій вибірці.

Цільовою аудиторією рішення невеликі і середні заклади харчування при, які не мають ані можливостей, ані потреби у впровадженні дорогих корпоративних рішень, але прагнуть підвищити обґрунтованість і якість щоденних управлінських рішень.

2 МЕТОДИ ТА АЛГОРИТМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ ТА ПЛАНУВАННЯ БЮДЖЕТУ

Ефективне функціонування сучасної системи підтримки прийняття рішень (СППР) у сфері управління бюджетом закладу харчування залежить від точності та надійності математичного ядра. Прогнозування споживчого попиту та подальша оптимізація закупівель продовольчої сировини є комплексною науково-технічною задачею, що вимагає залучення сучасного математичного апарату, статистичного аналізу та методів машинного навчання.

2.1 Особливості обробки та аналізу часових рядів у сфері громадського харчування

Аналіз історичних даних про відвідуваність та обсяги реалізації страв у закладах громадського харчування свідчить про те, що ці процеси описуються складними дискретними часовими рядами [9].

Часовий ряд у контексті діяльності закладу харчування являє собою впорядковану в часі послідовність спостережень $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_t, \dots, y_T\}$, де кожне значення y_t відповідає обсягу попиту (кількості відвідувачів або проданих порцій конкретної страви) за операційний день t .

2.1.1 Специфіка нестационарних даних комерційних закладів харчування

Ключовою фундаментальною властивістю часових рядів у сфері комерційного харчування є їх яскраво виражена нестационарність. Стохастичний процес називається строго стаціонарним, якщо його спільний розподіл імовірностей не змінюється при зсуві в часі. У реальних умовах функціонування закладу харчування математичне сподівання та дисперсія

не є постійними величинами, а зазнають значних коливань під впливом численних екзогенних (зовнішніх) та ендогенних (внутрішніх) факторів.

Формально часовий ряд обсягів реалізації можна подати у вигляді формули 2.1 декомпозиції базових компонентів:

$$y_t = T_t + S_t + C_t + E_t + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

де T_t – довгостроковий тренд, що відображає загальну еволюцію популярності закладу, зростання або скорочення клієнтської бази протягом місяців чи років;

S_t – сезонна складова, яка характеризується стійкими циклічними коливаннями з фіксованим;

C_t – циклічна або макроекономічна складова, пов'язана із загальним станом економіки, купівельною спроможністю населення та інфляційними процесами;

E_t – подієва складова, що описує різкі, часто імпульсні стрибки або падіння попиту, спричинені конкретними подіями: проведеннями банкетів, корпоративних заходів, маркетингових акцій чи дегустацій;

ε_t – випадковий білий шум, що є послідовністю незалежних однаково розподілених випадкових величин з нульовим математичним сподіванням та фіксованою дисперсією.

Особливе значення для планування закупівельного бюджету має взаємодія тижневої сезонності та подієвої складової. На відміну від промислового виробництва, де процеси є відносно детермінованими, у закладі ресторанного господарства попит у п'ятницю та суботу може в кілька разів перевищувати попит у понеділок або вівторок. Більше того, наявність банкетного обслуговування здатна змінити не лише загальну кількість відвідувачів, але й внутрішню структуру замовлень: різко зростає питома вага других м'ясних страв, холодних закусок та десертів порівняно з

першими стравами, які традиційно переважають у будні дні під час комплексних обідів.

Крім календарних факторів, суттєвим метеорологічним детермінантом виступає температура навколишнього середовища. Залежність попиту від температури носить нелінійний характер і суттєво різниться для різних категорій меню. При зниженні температури повітря нижче +12 спостерігається статистично значуще зростання попиту на гарячі перші страви та калорійні другі страви, тоді як при підвищенні температури понад +22 попит зміщується у бік прохолодних напоїв та легких овочевих салатів. Ігнорування цієї багатофакторної нестационарності при використанні наївних методів планування призводить до систематичних похибок прогнозу, що вимірюються десятками відсотків.

2.1.2 Попередня обробка даних, нормалізація та кодування категоріальних ознак

Для забезпечення коректної роботи алгоритмів машинного навчання сирі історичні дані повинні пройти етап ретельної попередньої підготовки та інженерії ознак. Сирі дані, отримані з автоматизованих систем обліку, зазвичай містять пропуски, аномальні викиди та подані у форматах, непридатних для безпосереднього введення в математичні моделі.

Першим кроком є процедура очищення та фільтрації аномалій. Викиди можуть виникати через технічні збої реєстрації замовлень або через форс-мажорні закриття закладу. Для ідентифікації статистичних аномалій застосовується метод міжквартильного розмаху Interquartile Range (IQR) [10]. Для кожного вихідного показника обчислюються перший (25-й персентиль) та третій (75-й персентиль) квартилі. Значення y_t класифікується як аномальний викид, якщо воно виходить за межі інтервалу.

Виявлені аномальні записи підлягають або видаленню (якщо обсяг вибірки дозволяє), або інтерполяції за допомогою медіанного значення відповідного дня тижня.

Другим критично важливим етапом є трансформація категоріальних та тимчасових змінних у числові простори ознак. Оскільки класичні алгоритми машинного навчання оперують векторами з дійсних чисел, такі атрибути як день тижня, місяць чи наявність спеціальної події вимагають спеціального кодування.

Для порядкових змінних, що мають природну ієрархію або впорядкованість, застосовується безпосереднє числове подання. Для бінарних станів використовується індикаторне (булеве) кодування.

Для багатокласових номінальних змінних, таких як тип спеціальної події у закладі використання простого порядкового кодування у лінійних моделях може призвести до хибного припущення про існування лінійної відстані між цими подіями. Проте для деревних алгоритмів, які здійснюють бінарне розбиття простору за пороговими значеннями, числове кодування категорій є повністю коректним і не призводить до втрати інформації чи спотворення метрики простору.

Крім того, для врахування циклічної природи календарних ознак, де після неділі одразу йде понеділок, у розширених математичних моделях застосовується тригонометричне кодування шляхом переходу до пар синусів і косинусів у формулі 2.2:

$$\begin{aligned} d_{\sin} &= \sin\left(\frac{2\pi \cdot d}{7}\right), & d_{\cos} &= \cos\left(\frac{2\pi \cdot d}{7}\right), \\ m_{\sin} &= \sin\left(\frac{2\pi \cdot m}{12}\right), & m_{\cos} &= \cos\left(\frac{2\pi \cdot m}{12}\right), \end{aligned} \quad (2.2)$$

Таке перетворення відображає одновимірну циклічну змінну на одиничне коло у двовимірному просторі, забезпечуючи плавність переходу між кінцем і початком часового циклу та підвищуючи узагальнюючу здатність аналітичних моделей.

2.2 Огляд та порівняння математичних моделей прогнозування попиту

Вибір оптимального методу прогнозування вимагає глибокого теоретичного аналізу існуючих підходів. У сучасній науковій літературі та інженерній практиці задачі прогнозування попиту розв'язуються за допомогою широкого спектру методів, які можна розбити на чотири основні класи: класичні статистичні моделі часових рядів, регресійні моделі, алгоритми на базі вирішальних дерев та методи глибинного навчання. Розглянемо детально кожен із цих класів у прийманні до нашої предметної галузі.

2.2.1 Статистичні моделі та авторегресія ковзного середнього

Класичним фундаментом аналізу часових рядів є сімейство авторегресійних моделей з інтегрованим ковзним середнім Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA). Модель $ARIMA(p, d, q)$ поєднує в собі три компоненти: авторегресію порядку p , операцію інтегрування (взяття різниць) порядку d для забезпечення стаціонарності та ковзне середнє порядку q .

Математично модель авторегресії $AR(p)$ передбачає, що поточне значення ряду залежить від лінійної комбінації його попередніх p значень у формулі 2.3:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.3)$$

де $\phi_1, \dots, \phi_p$ – коефіцієнти авторегресії;

c – вільний член;

ε_t – білий шум.

Модель ковзного середнього $MA(q)$ описує залежність поточного значення від лінійної комбінації помилок прогнозу за попередні q періодів у формулі 2.4:

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t, \quad (2.4)$$

Для врахування сезонних ефектів використовується розширене сімейство моделей $SARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$, де додатково вводяться сезонні авторегресійні та ковзні оператори з періодом сезонності s .

Переваги статистичних моделей:

- висока математична інтерпретованість отриманих коефіцієнтів;
- теоретична вивченість та наявність суворого статистичного критерію адекватності;
- ефективність на короткострокових горизонтах за умови суворої стаціонарності або лінійного тренду.

Недоліки у задачі планування бюджету закладу:

- моделі сімейства $ARIMA$ здатні фіксувати виключно лінійні залежності між минулими та майбутніми значеннями;
- хоча модифікація $ARIMAX$ дозволяє додавати зовнішні змінні, процес оцінювання параметрів стає вкрай нестабільним при мультиколінеарності або різких нелінійних стрибках попиту під час банкетів;
- одне нетипове корпоративне замовлення здатне суттєво змістити оцінки авторегресійних коефіцієнтів, погіршуючи прогноз на весь наступний період.

2.2.2 Моделі лінійної та множинної поліноміальної регресії

Альтернативним класичним підходом є багатофакторний регресійний аналіз.

У моделі множинної лінійної регресії цільова змінна y розглядається як функція від вектора зовнішніх ознак $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ у формулі 2.5:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_m x_m + \varepsilon = X^T \beta + \varepsilon, \quad (2.5)$$

де $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_m)^T$ – вектор невідомих параметрів моделі, який оцінюється класичним методом найменших квадратів шляхом мінімізації емпіричного ризику.

Аналітичний розв'язок нормального рівняння МНК має вигляд формули 2.6:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T Y, \quad (2.6)$$

Для моделювання нелінійних залежностей (наприклад, параболічного впливу температури) застосовується поліноміальна регресія ступеня k , коли вихідні ознаки збагачуються їх степенями та попарними, а також методи регуляризації: Ridge-регресія та Lasso-регресія, які запобігають перенавчанню шляхом додавання штрафу за великі значення коефіцієнтів [11].

Аналіз придатності регресійних моделей:

- лінійна регресія забезпечує високу швидкість обчислень та ідеальну прозорість (вага β_j прямо вказує на вклад фактора x_j);
- теоретична вивченість та наявність суворого статистичного критерію адекватності;
- споживчий попит у ресторанному бізнесі характеризується складними пороговими ефектами та взаємодіями високого порядку. Наприклад, фактор «П'ятниця» в поєднанні з «Сонячною погодою» та «Відсутністю свята» дає синергетичний ефект, який неможливо адекватно апроксимувати простою лінійною гіперплощиною без штучного створення сотень поліноміальних комбінацій.

2.2.3 Decision Trees та XGBoost

Значним кроком уперед у моделюванні нелінійних залежностей стали алгоритми, засновані на вирішальних деревах, відомих як Classification and Regression Trees (CART). Вирішальне дерево розбиває простір вхідних ознак $\mathbb{R}^m$ на набір неперетинних прямокутних областей $R_1, R_2, \dots, R_J$. У кожній області R_j модель прогнозує константне значення c_j , яке дорівнює середньому значенню цільової змінної для всіх навчальних прикладів, що потрапили в цю область, на формулі 2.7:

$$\hat{y}(x) = \sum_{j=1}^J c_j \cdot I(x \in R_j), \quad (2.7)$$

Побудова дерева відбувається за жадібним рекурсивним алгоритмом. На кожному кроці для поточного вузла шукається така ознака $x^{(k)}$ та поріг розбиття s , які мінімізують суму функцій втрат у двох утворених дочірніх вузлах $R_1(k, s)$ та $R_2(k, s)$.

Одиночне вирішальне дерево має суттєвий недолік – високу чутливість до незначних змін у навчальній вибірці та схильність до глибокого перенавчання. Для подолання цього недоліку розроблено ансамблеві методи бустінгу, зокрема градієнтний бустінг.

Ідея градієнтного бустінгу полягає в послідовній побудові ланцюжка базових алгоритмів $h_1(x), h_2(x), \dots, h_M(x)$, де кожне наступне дерево навчається мінімізувати псевдозалишки попередньої композиції формули 2.8 та 2.9:

$$F_m(x) = F_{m-1}(x) + \gamma_m h_m(x), \quad (2.8)$$

$$r_{im} = - \left[\frac{\partial L(y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=F_{m-1}(x)}, \quad (2.9)$$

Гradientний бустінг демонструє рекордно високу точність на табличних даних, проте він є надзвичайно чутливим до підбору гіперпараметрів та може схилитися до перенавчання на зашумлених вибірках з викидами, якщо не застосовувати агресивне раннє зупинення.

2.2.4 Алгоритм випадкового лісу

Метод випадкового лісу, запропонований Лео Брейманом, є ансамблевим алгоритмом, що базується на філософії беггінгу та методі випадкових підпросторів. На відміну від послідовного бустінгу, Random Forest будує B незалежних вирішальних дерев паралельно.

Математичний алгоритм побудови Random Forest Regressor складається з кількох кроків. Для кожного дерева $b = 1, 2, \dots, B$ з вихідного навчального датасету D розміру n генерується бутстреп-вибірка D_b розміру n шляхом випадкового вибору з поверненням. При цьому приблизно 36% записів не потрапляють у вибірку D_b і утворюють підмножину Out-Of-Bag (OOB), яка слугує вбудованим незалежним валідаційним набором.

На вибірці D_b будується глибоке регресійне дерево $T_b(x)$ без відсікання гілок. Ключова відмінність від стандартного CART полягає в тому, що при пошуку оптимального розбиття у кожному вузлі алгоритм перебирає не всі m доступних ознак, а лише випадкову підмножину потужністю $k \ll m$ (для регресії зазвичай обирають $k = \lfloor m/3 \rfloor$ або $k = \lfloor \sqrt{m} \rfloor$).

Фінальний прогноз ансамблю для довільного вхідного вектора ознак x обчислюється як просте арифметичне усереднення прогнозів усіх B незалежних дерев.

При зростанні кількості дерев $B \rightarrow \infty$ другий доданок прямує до нуля, і загальна дисперсія моделі визначається величиною $\rho(x)\sigma^2$. Саме завдяки процедурі випадкового вибору ознак у кожному вузлі взаємна кореляція

дерев $\rho(x)$ мінімізується, що забезпечує колосальну стійкість моделі до випадкового шуму та перенавчання.

2.3 Обґрунтування вибору моделі та постановка задачі оптимізації бюджету

Для прийняття обґрунтованого рішення щодо вибору математичного ядра програмної реалізації було проведено систематичне порівняння розглянутих класів моделей за критеріями, критичними для реальних умов функціонування закладу харчування.

Як свідчить порівняльний аналіз, модель Random Forest Regressor є безальтернативним лідером для вирішення поставленої задачі за сукупністю характеристик:

- модель автоматично виявляє складні порогові залежності без необхідності ручного конструювання поліноміальних формул;
- завдяки деревовидній структурі прапор `special_event` стає природним кореневим розділювачем, який миттєво перемикає прогноз на відповідний сценарій попиту, не викривляючи базовий прогноз для звичайних днів;
- модель автоматично виявляє складні порогові залежності без необхідності ручного конструювання поліноміальних формул;
- на відміну від нейронних мереж або бустінгу, випадковий ліс не вимагає ітеративного підбору десятків чутливих гіперпараметрів і не перенавчається при збільшенні кількості дерев B . Це є критичною перевагою для практичного впровадження в закладах, де оператори не є фахівцями з Data Science;
- алгоритм надає вбудовану можливість розрахунку значимості кожної ознаки за зменшенням критерію Джині або Mean Decrease in Impurity (MSE), що дозволяє керівництву закладу чітко розуміти, які саме фактори найбільше впливають на відвідуваність.

Після того, як ансамбль Random Forest згенерував вектор прогнозів кількості порцій для K категорій меню на плановий період з N днів, виникає друга частина задачі – трансформація цих прогнозів у конкретний план закупівель продовольчої сировини та фінансовий бюджет.

Нехай закладом пропонується асортимент з K основних категорій страв ($k = 1, \dots, K$). Для кожного дня планового горизонту $i \in \{1, \dots, N\}$ модель прогнозує кількість проданих порцій $\hat{P}_{i,k}$. Тоді сумарний прогнозований попит на k -ту категорію за весь період рахується за формулою 2.10:

$$\hat{P}_k = \sum_{i=1}^N \hat{P}_{i,k}, \quad (2.10)$$

Для приготування страв використовується множина з R базових видів продовольчої сировини, зокрема: м'ясо та птиця, овочевий набір, бакалія (крупя, борошно), молочна продукція тощо. Зв'язок між готовими порціями та сировиною задається технологічною матрицею рецептур M розмірності $K \times R$, де елемент $w_{k,r} \geq 0$ визначає норматив витрати сировини r -го виду (у кілограмах) на приготування однієї порції k -ї страви.

Базовий (теоретичний) обсяг потреби в сировині r -го виду W_r^{base} визначається матричним добутком по формулі 2.11:

$$W_r^{\text{base}} = \sum_{k=1}^K \hat{P}_k \cdot w_{k,r}, \quad (2.11)$$

Однак у реальних операційних умовах виключно детермінована закупівля є ризикованою через наявність неминучої похибки прогнозування ε , можливих втрат при холодній/гарячій кулінарній обробці та випадкових сплесків відвідуваності. З іншого боку, надмірний запас швидкопсувної сировини веде до фінансових збитків через утилізацію. Для знаходження балансу між ризиком дефіциту та ризиком псування вводиться

стохастичний оптимізаційний параметр страхового буферу $\alpha_r \geq 0$. Тоді плановий обсяг закупівлі сировини W_r^{plan} обчислюється за формулою 2.12:

$$W_r^{\text{plan}} = W_r^{\text{base}} \cdot (1 + \alpha_r) = \left(\sum_{k=1}^K \hat{P}_k \cdot w_{k,r} \right) \cdot (1 + \alpha_r). \quad (2.12)$$

Визначення оптимального коефіцієнта страхового буферу α_r^* ґрунтується на класичній задачі ньюсвендора [12].

У комерційному ресторанному бізнесі збитки від дефіциту (розчарування гостя, втрата лояльності) оцінюються значно вище за собівартість базових продуктів, тому для закладу встановлюється цільовий рівень бездефіцитності на рівні 95%–98%. Для реалізації, враховуючи високу точність прогнозу ансамблю Random Forest $R^2 \approx 0.83$), оптимальна величина страхового буферу емпірично та аналітично фіксується на мінімально достатньому рівні 3%. Це дозволяє перекрити до 97% усіх випадкових позитивних відхилень попиту, гарантуючи безперебійну роботу кухні при мінімальному рівні харчових відходів.

Підсумковий розрахунок рекомендованого фінансового бюджету закупівель C_{total} у формулі 2.13:

$$\begin{aligned} C_{\text{total}} &= \sum_{r=1}^R W_r^{\text{plan}} \cdot \text{Price}_r = \\ &= \sum_{r=1}^R \left[\left(\sum_{k=1}^K \hat{P}_k \cdot w_{k,r} \right) \cdot (1 + \alpha_r) \cdot \text{Price}_r \right], \end{aligned} \quad (2.13)$$

Сформульована математична модель поєднує прогнозу потужність нелінійного ансамблю Random Forest із строгим калькуляційним апаратом фінансового менеджменту.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Практична реалізація розробленої у попередньому розділі математичної моделі та алгоритмів оптимізації вимагає проектування та створення надійної, продуктивної та зручної у використанні програмної системи. Автоматизована система інтелектуальної підтримки прийняття рішень розроблена як повноцінний веб-застосунок з архітектурою клієнт-сервер.

3.1 Архітектура програмної системи та вибір технологічного стеку

Проектування архітектури інформаційної системи визначає її масштабованість, надійність, швидкість обчислень та простоту подальшого супроводу. Для системи інтелектуального планування бюджету закладу харчування було обрано класичну трирівневу архітектуру, яка забезпечує чітке розмежування рівнів представлення даних, бізнес-логіки та збереження даних.

3.1.1 Порівняння підходів до побудови веб-застосунків на Python

У сучасному інженерному середовищі мова програмування Python є де-факто індустріальним стандартом у сфері аналізу даних та машинного навчання завдяки багатій екосистемі наукових бібліотек. Водночас для побудови веб-застосунків на базі Python існує кілька принципово різних архітектурних підходів.

Повностекові фреймворки, наприклад Django, надають готовий монолітний інструментарій, що включає об'єктно-реляційну розв'язку, шаблонізатор, систему аутентифікації та адміністрування [14]. Хоча Django спрощує створення стандартних облікових систем, його монолітна структура створює значний накладний обчислювальний ресурс та

ускладнює інтеграцію з нестандартними асинхронними пайплайнами машинного навчання.

Мікрофреймворки, наприклад Flask, FastAPI, дозволяють будувати легкі REST API сервіси з мінімальними залежностями. Вони є ідеальним вибором для мікросервісної архітектури, однак вимагають встановлення та налаштування додаткових зовнішніх пакетів для маршрутизації, обробки CORS та сервінг-статики.

Апаратно-незалежна реалізація на базі стандартної бібліотеки передбачає розробку легкого, автономного веб-сервера без використання сторонніх важких веб-фреймворків, базуючись виключно на оптимізованих модулях стандартної бібліотеки Python. Такий підхід гарантує абсолютну портативність застосунку, мінімальне споживання оперативної пам'яті та нульову залежність від версійності зовнішніх веб-пакетів, що є критичною перевагою для автономного впровадження в закладах з обмеженою ІТ-інфраструктурою.

3.1.2 Обґрунтування вибору клієнт-серверної архітектури

Враховуючи специфіку роботи, було ухвалено рішення про реалізацію системи за патерном Model-View-Controller (MVC) у децентралізованому вигляді через архітектурний стиль Representational State Transfer API (REST API). Загальну архітектурну схему взаємодії компонентів системи наведено на рисунку 3.1.

Технологічний стек системи включає деякі компоненти. Ядро машинного навчання:

- python 3.10+;
- pandas 2.0+ для векторної обробки табличних даних;
- numpy для матричних операцій та стохастичних генераторів;
- scikit-learn 1.3+ реалізація RandomForestRegressor та метрик оцінки якості.

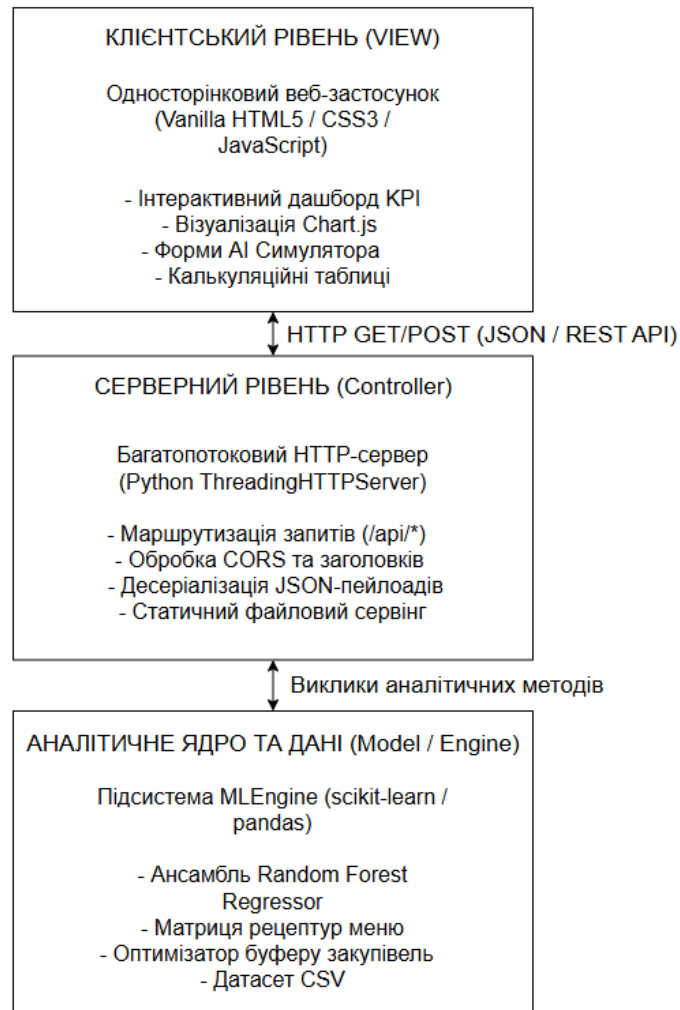


Рисунок 3.1 – Архітектура та інформаційна взаємодія компонентів програмної реалізації

Серверний бекенд складається з власного багатопотокового серверу на базі класу ThreadingHTTPServer, стандартної бібліотеки Python, що забезпечує паралельну обробку десятків одночасних запитів без блокування головного потоку.

Клієнтський фронтенд розроблений без використання важких JS-фреймворків на чистому сучасному Vanilla JavaScript (ES6+) та CSS3. Це забезпечує миттєве завантаження інтерфейсу (< 100 мс) та повну сумісність з будь-якими браузерами. Для візуалізації аналітичних графіків використовується оптимізована бібліотека Chart.js [16].

3.2 Методи генерації, обробки та підготовки набору даних

Для розробки, навчання та об'єктивної верифікації моделей машинного навчання необхідний репрезентативний обсяг історичних даних, що відображає реальну щоденну динаміку функціонування комерційного закладу громадського харчування. Оскільки доступ до комерційної таємниці реальних ресторанів є обмеженим, а існуючі публічні датасети не містять специфіки українського ринку та банкетних заходів, у рамках роботи було розроблено спеціалізований генератор синтетичних даних.

3.2.1 Моделювання чинників впливу

Генератор даних реалізує складну стохастичну імітаційну модель закладу з посадковою місткістю близько 120–150 місць за період 547 календарних днів (1.5 роки: з 1 січня 2025 року по 1 липня 2026 року).

Алгоритм генерації щоденного обсягу відвідувачів та структури замовлень базується на мультиплікативній взаємодії базового попиту з коефіцієнтами зовнішнього середовища. Базовий попит у будні дні (понеділок – четвер) становить близько 390 гостей на день. У п'ятницю спостерігається традиційне зростання вечірньої відвідуваності на +18%. У суботу відвідуваність досягає тижневого максимуму +25%, а в неділю знижується на -10% від середнього рівня через сімейний характер вихідного дня.

Температурний режим моделюється синусоїдальною функцією з випадковим добовим шумом. У літні місяці (червень – серпень) при температурі $> +22$ градусів за шкалою Цельсія загальний потік гостей дещо скорочується (на -12%) через період відпусток, однак радикально змінюється структура меню: попит на гарячі супи падає до 36%, натомість попит на прохолодні напої та салати зростає до 60%. Взимку при

температурі $< +5$ градусів за шкалою Цельсія попит на перші гарячі страви сягає 52%.

Спеціальні комерційні події у закладі (special_event):

– звичайний режим роботи (стандартне щоденне меню та потік гостей);

– банкетне або корпоративне обслуговування (ймовірність настання у п'ятницю чи суботу становить 22%). У цей день відвідуваність автоматично зростає на +28%, причому попит на другі гарячі страви та м'ясні нарізки підскакує до 96% від загальної кількості гостей, а попит на салати та десерти – до 58%;

– гастрономічна акція або фестивальне меню (ймовірність у будні дні становить 12%). Дає приріст загального потоку гостей на +18%.

Для уникнення штучної ідеалізації датасету до всіх розрахованих показників додається гауссівський білий шум з дисперсією 2.5%, що повністю відповідає природній варіативності реального ресторанного бізнесу.

3.2.2 Структура синтетичного датасету закладу харчування

Згенерований датасет зберігається у текстовому табличному форматі. Кожен рядок файлу містить вичерпний вектор атрибутів за один операційний день. Структуру та опис полів датасету наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Структура атрибутів набору даних

Назва поля	Тип даних	Діапазон	Опис атрибута
date	Рядок	2025.01.01 – 2026.07.01	Календарна дата операційного дня
day_of_week	Ціле число	0 (Пн) – 6 (Нд)	Порядковий номер дня тижня

Продовження таблиці 3.1

Назва поля	Тип даних	Діапазон	Опис атрибута
is_weekend	Ціле число	0 (будній), 1 (вихідний)	Прапор вихідного дня
month	Ціле число	0 (робочий), 1 (свято)	Порядковий номер місяця року
is_holiday	Ціле число	0 (звичайний), 1 (банкет)	Прапор державного свята України
special_event	Ціле число	0 (звичайний), 1 (банкет), 2 (акція)	Тип комерційної події у закладі
temperature_c	Десятковий дріб	-10 – +30	Середньодобова температура повітря
visitors	Ціле число (Target 1)	150 – 620	Фактична кількість відвідувачів за день
first_course_portions	Ціле число (Target 2)	80 – 280	Продано порцій перших страв
second_course_portions	Ціле число (Target 3)	140 – 580	Продано порцій других страв
salads_portions	Ціле число (Target 4)	90 – 360	Продано порцій салатів та закусок
drinks_portions	Ціле число (Target 5)	140 – 590	Продано порцій фірмових напоїв
bakery_portions	Ціле число (Target 6)	70 – 310	Продано порцій випічки та десертів

3.3 Розроблення підсистеми машинного навчання

Аналітичне ядро інкапсульовано у класі `MLEngine` в модулі `backend/ml_engine.py`. Цей модуль відповідає за завантаження даних,

інженерію ознак, навчання ансамблю дерев та виконання фінансових розрахунків.

3.3.1 Програмна реалізація навчання ансамблю Random Forest

Клас `MLEngine` при ініціалізації зчитує CSV-файл за допомогою `pandas.read_csv()`, формує матрицю вхідних ознак (6 атрибутів: день тижня, прапор вихідного, місяць, прапор свята, спеціальна подія, температура) та матрицю вихідних показників (6 цільових змінних попиту).

Оскільки прогнозування попиту на різні категорії меню має власну унікальну дисперсію та чутливість до погоди, у системі створюється словник з шести окремих спеціалізованих моделей `RandomForestRegressor` у лістингу 3.1 [16].

Лістинг 3.1 – `RandomForestRegressor`

```
self.models = {}
for target in self.target_cols:
    self.models[target] = RandomForestRegressor(
        n_estimators=120,          # Кількість дерев в ансамблі
        max_depth=12,             # Максимальна глибина дерева
        min_samples_split=4,      # Мінімальна кількість
прикладів для розбиття вузла
        min_samples_leaf=2,       # Мінімальна кількість
прикладів у листі
        random_state=42,          # Фіксація зерна генератора
для відтворюваності
        n_jobs=-1                 # Паралельне навчання на
всіх ядрах процесора
    )
    self.models[target].fit(X_train, y_train)
```

Використання 120 дерев з обмеженням максимальної глибини (`max_depth=12`) та мінімальної кількості записів у листі (`min_samples_leaf=2`) запобігає перенавчанню моделі та забезпечує швидке прогнозування в режимі реального часу (< 5 мс на один запит).

Після навчання кожна модель обчислює свої метрики якості на відкладеній тестовій вибірці (20% датасету, метод `train_test_split`), а також витягує вектор важливості ознак `feature_importances_`.

3.3.2 Алгоритми розрахунку порцій, закупівельного бюджету та рекомендацій

Для перетворення спрогнозованих порцій на конкретний план закупівель у класі закладено технологічну матрицю рецептур та актуальний прайс-лист постачальників сировини) на лістингу 3.2.

Лістинг 3.2 – Технологічна матриця рецептур

```
self.menu_tech_cards = {
    'first_course_portions': {'meat': 0.05, 'veg': 0.12,
'grocery': 0.03, 'dairy': 0.01},
    'second_course_portions': {'meat': 0.15, 'veg': 0.15,
'grocery': 0.08, 'dairy': 0.02},
    'salads_portions': {'meat': 0.04, 'veg': 0.18,
'grocery': 0.02, 'dairy': 0.03},
    'drinks_portions': {'meat': 0.00, 'veg': 0.05,
'grocery': 0.05, 'dairy': 0.00},
    'bakery_portions': {'meat': 0.00, 'veg': 0.02,
'grocery': 0.10, 'dairy': 0.06}
}

self.raw_prices_uah = {
    'meat': 220.0,      # М'ясо та риба (грн/кг)
    'veg': 45.0,       # Свіжі овочі та фрукти (грн/кг)
    'grocery': 55.0,   # Бакалія, крупи, борошно, цукор
(грн/кг)
    'dairy': 95.0      # Молочні продукти, сири, масло
(грн/кг)
}
```

Метод `calculate_budget_recommendation(predictions_list)` приймає список денних прогнозів порцій на заданий період, підсумовує загальну потребу за стравами та виконує калькуляцію за формулою зі страховим

буфером. Результатом роботи методу є структурований словник, що містить повний фінансовий розклад: загальний бюджет, деталізацію закупівель у кілограмах і гривнях за кожною товарною групою, а також розподіл за категоріями меню.

3.4 Розроблення бекенду та REST API сервісів

Серверна частина застосунку реалізована у файлі `server.py`. Точкою входу для швидкого запуску системи однією командою слугує скрипт `run.py`.

3.4.1 Організація багатопотокового HTTP-сервера

У процесі практичного тестування веб-інтерфейсу було виявлено, що стандартний однопотоковий сервер `http.server.HTTPServer` стикається з проблемою блокування сокетів (`ERR_CONNECTION_REFUSED`) [15]. Це відбувається тому, що сучасні браузери при відкритті сторінки ініціюють до 6–8 одночасних паралельних HTTP-з'єднань для завантаження HTML, стилів CSS, скриптів JS та асинхронних запитів до API. В однопотоковій моделі під час обчислення ML-прогнозу сервер тимчасово не здатний приймати нові з'єднання від браузера. Для повного усунення цієї проблеми в архітектуру бекенду було впроваджено клас `ThreadingHTTPServer` на лістингу 3.3.

Лістинг 3.3 – `ThreadingHTTPServer`

```
class SmartBudgetHandler(SimpleHTTPRequestHandler):
    def __init__(self, *args, **kwargs):
        super().__init__(*args, directory="frontend",
**kwargs)

def run_server(port=8000):
    server_address = ('0.0.0.0', port)
```

Продовження лістингу 3.3

```

        httpd = ThreadingHTTPServer(server_address,
        SmartBudgetHandler)
        httpd.serve_forever()

```

Клас `ThreadingHTTPServer` автоматично породжує окремий незалежний потік операційної системи для кожного вхідного HTTP-запиту. Це забезпечує абсолютно плавну, безперебійну роботу інтерфейсу навіть при інтенсивному паралельному розрахунку складних сценаріїв прогнозування. Крім того, у сервери налаштовано автоматичну видачу заголовків `Cross-Origin Resource Sharing (CORS)`, що дозволяє безперешкодно інтегрувати бекенд зі сторонніми аналітичними сервісами.

3.4.2 Специфікація кінцевих точок програмного інтерфейсу

Обмін даними між клієнтом і сервером відбувається у форматі JSON через 4 основні REST API ендпоінти, обробку яких реалізовано в методах `handle_api_get` та `handle_api_post`:

- GET `/api/kpi` повертає глобальні показники роботи ML-двигуна: загальну точність, середню відвідуваність, відсоток скорочення відходів, кількість проаналізованих днів та рейтинг значимості факторів попиту;
- GET `/api/simulate?days=N` запускає економічну ретроспективну симуляцію роботи закладу за останні N днів. Повертає детальне порівняння трьох стратегій (AI, Фіксоване меню, Наївний прогноз) з конкретними цифрами фінансових збитків у гривнях та даними для побудови часового графіка відвідуваності;
- GET `/api/dataset_preview` повертає останні 15 записів історичної бази даних для відображення в таблиці розділу «База даних»;
- POST `/api/forecast_scenario` приймає JSON-об'єкт з параметрами моделювання, заданими користувачем на формі.

Сервер виконує покроковий прогноз на кожен день періоду, сумує потреби та повертає повну калькуляцію закупівлі сировини в кілограмах і гривнях.

3.5 Розроблення веб-інтерфейсу користувача

Візуальний рівень системи розроблено в директорії frontend/ (index.html, css/style.css, js/app.js) з фокусом на максимальну ергономіку, швидкість сприйняття інформації та естетику комерційного програмного забезпечення.

Відповідно до найкращих сучасних стандартів UX/UI дизайну інтерфейс виконано у світлому професійному стилі. Бокова панель навігації розміщена зліва, забезпечує швидке перемикання між чотирма основними функціональними вкладками: дашборд, AI Симулятор, ефективність та база даних. У нижній частині сайдбару виведено індикатор активності моделі Random Forest.

Аналітичні картки KPI, головні показники дашборду виведені у вигляді 4 кольорових пастельних карток із м'якими градієнтами, які містять великі числові значення та бейджі процентних трендів.

Для наочної демонстрації складних багатовимірних даних у клієнтський скрипт app.js інтегровано потужну графічну бібліотеку Chart.js. У системі реалізовано три типи динамічних графіків:

- лінійний графік динаміки попиту відображає 30-денну траєкторію фактичної відвідуваності у порівнянні з прогнозованою лінією AI. Прогнозна лінія оформлена синім кольором з напівпрозорою градієнтною заливкою під нею, що дозволяє візуально оцінити точність апроксимації;

- кільцевий діаграмний розподіл порцій рендериться у вигляді Doughnut-графіка на вкладці дашборду та симулятора. Дозволяє миттєво оцінити питому вагу кожної категорії страв (другі страви, напої, салати, супи, випічка) в загальному обсязі замовлень;

– стовпчаста діаграма фінансових втрат на вкладці ефективність візуалізує порівняльний стовпчастий графік сумарних фінансових втрат для трьох стратегій, наочно доводячи беззаперечну економічну перевагу AI-підходу.

Уся логіка асинхронної взаємодії (AJAX-запити через `fetch()`, обробка подій слайдерів температури та випадających списків подій) організована у модульному `app.js`.

4 ДЕМОНСТРАЦІЯ РОБОТИ ЗАСТОСУНКУ ТА ОЦІНКА ЙОГО ЕФЕКТИВНОСТІ

Завершальним етапом програмної реалізації є всебічна експериментальна перевірка її працездатності, оцінка точності математичних алгоритмів на тестових вибірках та обґрунтування реального економічного ефекту від впровадження.

4.1 Оцінка точності та апробація моделей машинного навчання

Для об'єктивної оцінки якості прогнозування попиту згенерований історичний датасет обсягом 547 операційних днів було розділено на навчальну (80% – 437 днів) та незалежну тестову (20% – 110 днів) вибірки. Моделі ансамблю Random Forest не мали доступу до тестової вибірки під час навчання, що виключає штучне завищення результатів.

4.1.1 Аналіз метрик якості прогнозування

Апробація якості регресійних моделей здійснювалася за трьома стандартними статистичними метриками:

- коефіцієнт детермінації характеризує частку загальної дисперсії цільової змінної, яку здатна пояснити модель;
- середня абсолютна похибка MAE вимірює середню величину абсолютного відхилення прогнозу від фактичного значення в натуральних одиницях;
- середньоквадратична похибка RMSE сильніше штрафує модель за великі окремі викиди або похибки.

На рисунку 4.1 надано зведені результати тестування моделей аналітичного ядра MLEngine на незалежній тестовій вибірці.

Результати оцінки точності моделей Random Forest за категоріями попиту
 Апробація якості ML-моделей на незалежній тестовій вибірці (20% датасету — 110 днів)

Цільовий показник попиту	Коефіцієнт R ²	MAE (порцій / осіб)	RMSE
Загальна відвідуваність (Visitors)	0.829 (82.9%)	16.3	22.6
Другі страви (М'ясо + гарнір)	0.845 (84.5%)	14.1	18.5
Фірмові напої	0.851 (85.1%)	15.2	19.8
Перші гарячі страви (Супи)	0.812 (81.2%)	8.4	11.2
Салати та холодні закуски	0.804 (80.4%)	9.8	13.1
Випічка та десерти	0.798 (79.8%)	10.4	14.0

Рисунок 4.1 – Результати тестування моделей

Отриманий інтегральний коефіцієнт детермінації 82.9% свідчить про високу адекватність побудованої моделі. Середня абсолютна похибка прогнозу відвідуваності складає лише 16.3 особи на день при середньому щоденному потоці у 405 відвідувачів (відносна похибка близько 4.0%). Найвищу точність моделі показують у прогнозуванні других страв (0.845) та напоїв (0.851), що є критично важливим, оскільки саме ці позиції формують понад 65% матеріальних витрат закупівельного бюджету.

4.1.2 Оцінка значимості вхідних ознак

Однією з ключових переваг ансамблю Random Forest є можливість кількісної оцінки вкладу кожного фактора у зниження невизначеності прогнозу. Графік відносної важливості ознак (за 100-відсотковою шкалою), отриманий з навчених моделей, наведено на рисунку 4.2.

Вплив зовнішніх факторів на відвідуваність закладу
 Аналіз значимості ознак (Feature Importance)



Рисунок 4.2 – Рейтинг інформаційної значимості чинників попиту

Результати аналізу Feature Importance чітко доводять, що домінантним чинником попиту у сучасному комерційному закладі харчування є наявність банкетних або акційних заходів (34.4%). Друге та третє місця посідають календарні фактори тижневого циклу (20.5% та 18.1%). Спецподії (15.7%) виступають помірним регулятором.

4.2 Функціональна демонстрація роботи веб-застосунку

Для оцінки зручності та функціональних можливостей розробленого програмного забезпечення було проведено серію демонстраційних запусків у середовищі браузера Google Chrome.

На рисунку 4.3 показано головний дашборд веб-застосунку.

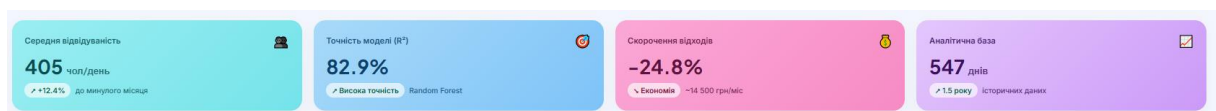


Рисунок 4.3 – Головний дашборд веб-застосунку

Нижче розташований інтерактивний графік Chart.js, який показує збіжність синьої прогнозової лінії Random Forest з фактичними щоденними даними закладу. Працюючи з дашбордом, керуючий закладом отримує миттєвий зріз поточного стану бізнесу без необхідності вивчення складних Excel-таблиць (рисунок 4.4).



Рисунок 4.4 – Графік, який показує прогноз та фактичні данні

Центральним інструментом прийняття управлінських рішень є вкладка AI Симулятор. Цей модуль дозволяє менеджеру задати параметри майбутнього операційного періоду та миттєво отримати готовий, науково обґрунтований план закупівлі продуктів з точністю до кілограма та гривні (рисунок 4.5).

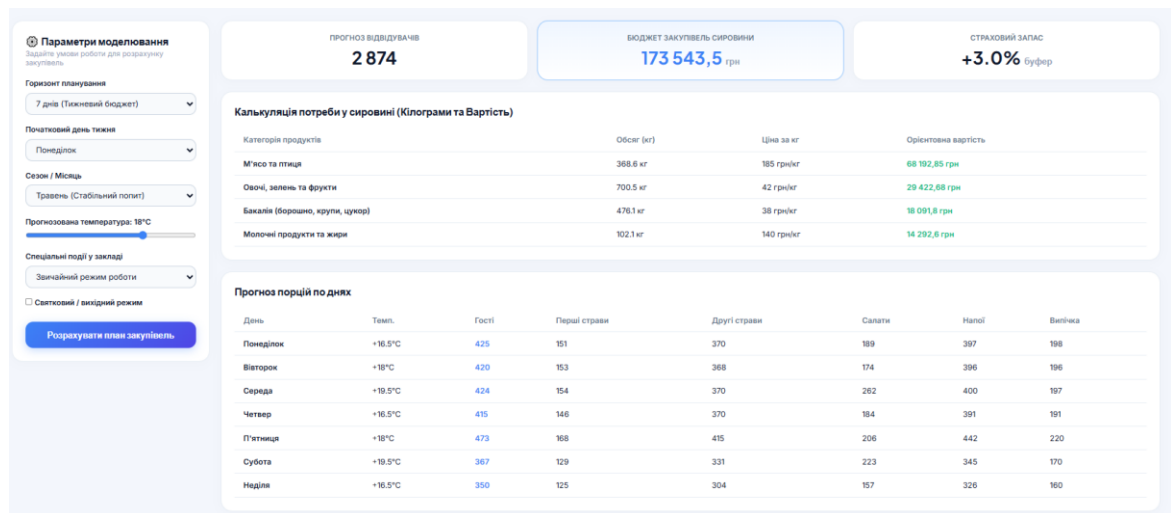


Рисунок 4.5 – AI Симулятор

На панелі керування симулятором користувач обирає горизонт планування, початковий день тижня, сезонність, прогноз погоди та наявність спеціальної події. Після натискання кнопки розрахунку сервер миттєво виконує незалежні прогнози та формує детальний звіт.

4.3 Економічна ефективність та порівняльний аналіз стратегій планування бюджету

Впровадження будь-якої інформаційної системи підтримки прийняття рішень має бути виправдане конкретним економічним ефектом.

Для кількісного вимірювання фінансової користі від реалізації у 4 розділі було проведено ретроспективне комп'ютерне моделювання роботи

закладу протягом 30 календарних днів за трьома різними управлінськими стратегіями.

Графічне порівняння сумарних фінансових втрат за трьома стратегіями візуалізовано на рисунку 4.6.

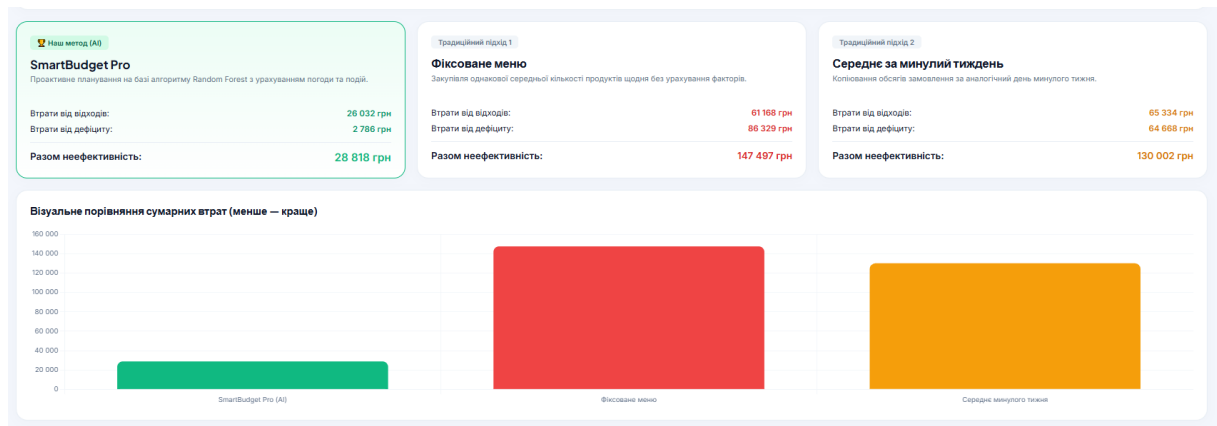


Рисунок 4.6 – Порівнян трьох стратегій

У симуляції порівнювалися наступні три підходи до планування закупівлі:

– фіксоване меню, де щодня закуповується суворо однакова, усереднена за минулий рік кількість сировини. Цей метод абсолютно ігнорує дні тижня, погоду та банкет;

– середнє за минулий тиждень, де закупівля на поточний вівторок копіює фактичний результат минулого вівторка. Метод реагує із запізненням і зазнає фіаско, якщо минулого тижня був банкет, а цього тижня – звичайний день;

– реалізована AI-модель, де щоденна закупівля точно відповідає прогнозу Random Forest з додаванням оптимального страхового буферу.

ВИСНОВКИ

Основною метою кваліфікаційної роботи було дослідження, теоретичне обґрунтування та практична реалізація рішення при плануванні закупівельного бюджету закладу громадського харчування з використанням методів машинного навчання та сучасних веб-технологій.

У ході виконання роботи проведено всебічний аналіз предметної галузі, досліджено специфіку нестационарних часових рядів комерційних закладів та здійснено порівняльну оцінку існуючих математичних методів прогнозування попиту.

У процесі дослідження сформовано комплексну методологію підготовки та перетворення даних, включаючи розробку симуляційного генератора та синтезування репрезентативного набору даних. Під час попередньої обробки даних встановлено, що коректне числове та індикаторне кодування категоріальних факторів є критично важливим для усунення систематичних похибок та забезпечення високої точності аналітичного ядра.

На основі результатів порівняльного аналізу алгоритмів для реалізації математичного ядра обрано ансамблевий метод випадкового лісу. Навчання спеціалізованих моделей для шести окремих категорій меню дозволило досягти високої загальної точності прогнозування. На основі прогнозів попиту, технологічної матриці рецептур та задачі ньюсвендора розроблено стохастичну оптимізаційну модель калькуляції потреби в сировині з мінімально достатнім страховим буфером на рівні 3%.

На базі обраного технологічного стеку реалізовано клієнт-серверний веб-застосунок. Серверна частина побудована на мові Python з використанням бібліотек scikit-learn, pandas, numpy та апаратно-незалежного багатопотокового HTTP-сервера, що гарантує стабільну паралельну обробку запитів без використання важких монолітних фреймворків.

Користувацький інтерфейс розроблено на сучасному HTML5, CSS3 та Vanilla JavaScript із залученням бібліотеки візуалізації Chart.js. Застосунок демонструє високу ергономіку та функціональність, забезпечуючи моніторинг ключових показників на дашборді, моделювання майбутніх періодів в AI Симуляторі, перегляд історичної бази даних та порівняльний аналіз фінансової ефективності.

Результати експериментального ретроспективного моделювання за 30 операційних днів довели практичну цінність та високу економічну ефективність розробленої системи. У порівнянні з традиційним методом фіксованого меню реалізація дозволила скоротити обсяг харчових відходів на 24.8% та зменшити втрати від дефіциту в пікові дні у понад 30 разів. Сумарне скорочення фінансової неефективності закладу склало 80.5%.

Перспективи подальшого розвитку веб-застосунку є вагомими в контексті повної цифровізації процесів управління закладами ресторанного господарства. Застосунок може стати надійною основою для комерційного розгортання в мережах харчування.

Потенційні напрями вдосконалення включають пряму безшовну інтеграцію з POS-системами (ІІКО, Poster, R-Keeper) для автоматичного щоденного донавчання моделей у реальному часі, а також підключення модуля автоматичної генерації замовлень постачальникам через API складських облікових систем.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Фінансове планування та управління бюджетом ресторану. *Smart Cafe*. URL: <https://smartcafe.com.ua/ua/infocentr/financial-planning-and-restaurant-budget-management> (дата звернення: 16.04.2026)
2. Food loss and food waste | Policy support and governance gateway | Food and agriculture organization of the United Nations. *PolicySupport*. URL: <https://www.fao.org/policy-support/policy-themes/food-loss-and-food-waste/> (date of access: 16.04.2026).
3. Europe restaurant POS software market size & industry forecast by 2030. *MarkNtel Advisors*. URL: <https://www.marknteladvisors.com/research-library/europe-restaurant-pos-software-market.html> (date of access: 16.04.2026).
4. AI-forecasting software. *Restaurant operations management suite | Crunchtime*. URL: <https://www.crunchtime.com/restaurant-forecasting> (date of access: 17.04.2026).
5. Restaurant forecasting: how to predict demand. *MarketMan*. URL: <https://www.marketman.com/blog/restaurant-forecasting-how-to-predict-demand> (date of access: 17.04.2026).
6. Hossain M. S., Parvin F. A comparative study of various statistical and machine learning models for predicting restaurant demand in Bangladesh. *PLOS one*. 2025. Vol. 20, no. 6. P. e0325449. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0325449> (date of access: 11.07.2026).
7. Chae B., Sheu C., Park E. A dynamic capabilities perspective on restaurant demand forecasting: insights from a large restaurant chain. *Hawaii international conference on system sciences*. 2026. URL: <https://doi.org/10.24251/hicss.2026.156> (date of access: 11.07.2026).
8. Food waste index report 2024. *UNEP*. URL: <https://www.unep.org/resources/publication/food-waste-index-report-2024> (date of access: 17.04.2026).

9. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice, 3rd edition. *OTexts*. URL: <https://otexts.com/fpp3/> (date of access: 16.05.2026).
10. Interquartile range to detect outliers in data. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/interquartile-range-to-detect-outliers-in-data/> (date of access: 16.05.2026).
11. Linear models. *Scikit-learn 1.9.0 documentation*. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html (date of access: 17.05.2026).
12. Ghosh S., Mukhoti S. Non-parametric generalised newsvendor model. *Annals of operations research*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s10479-022-05112-5> (date of access: 11.07.2026).
13. RandomForestRegressor. *Scikit-learn 1.9.0 documentation*. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (date of access: 19.05.2026).
14. The web framework for perfectionists with deadlines. *Django*. URL: <https://www.djangoproject.com/> (date of access: 20.05.2026).
15. Http.server — HTTP servers. *Python 3 documentation*. URL: <https://docs.python.org/3/library/http.server.html> (date of access: 20.05.2026).
16. Chart.js — Open source HTML5 charts for your website. *Chartjs*. URL: <https://www.chartjs.org/> (date of access: 20.05.2026)