

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**

ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ПОГОДЖЕНО

Декан факультету

_____ **Ігор БОЛБОТ**

«___» _____ 2026 р.

ДОПУСКАЄТЬСЯ ДО ЗАХИСТУ

**Завідувач кафедри економічної
кібернетики**

_____ **Наталія РОГОЗА**

«___» _____ 2026 р.

БАКАЛАВРСЬКА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

**на тему: «Статистичне моделювання та прогнозування еволюції ринкової
поведінки споживачів»**

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітньо-професійна програма «Цифрова економіка»

Гарант освітньої програми

д.е.н., професор

_____ **Володимир КРАВЧЕНКО**

Керівник бакалаврської

кваліфікаційної роботи

д.е.н., професор

_____ **Володимир КРАВЧЕНКО**

Виконав:

_____ **Владислав КОЖАРА**

Київ – 2026

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ І
ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**
ФАКУЛЬТЕТ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

доц., к. е. н. _____ **Наталія РОГОЗА**
“ ” _____ 2025 р.

ЗАВДАННЯ
ДО ВИКОНАННЯ БАКАЛАВРСЬКОЇ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ
ЗДОБУВАЧУ

Кожарі Владиславу Сергійовичу

Спеціальність 051 «Економіка»

Освітньо-професійна програма «Цифрова економіка»

Тема роботи: «Статистичне моделювання та прогнозування еволюції ринкової поведінки споживачів» затверджена наказом від «05» грудня 2025 року № 3008 «С»

Термін подання завершеної роботи на кафедру – 27.05.2026

Вихідні дані до роботи (проєкту): Дані Держмитслужби України (коди УКТЗЕД 8502, 8507); офіційна статистика макроекономічної динаміки; часові ряди пошукових запитів Google Trends; дані прайс-агрегаторів щодо цін на засоби енергонезалежності.

Перелік питань, що підлягають дослідженню:

- а) дослідження теоретико-методичних основ ринкової поведінки в умовах цифровізації та макроекономічних шоків;
- б) статистичний аналіз динаміки та структурних зрушень ринку засобів енергонезалежності;
- в) побудова багатофакторної економетричної моделі попиту та оцінка його еластичності;
- г) сценарне прогнозування ринкової активності на основі предиктивних і трендових моделей;
- д) проєктування бізнес-моделі, архітектури та бази даних інформаційно-аналітичної системи «MarketPredict».

Дата видачі завдання “08” грудня 2025 р.

**Керівник бакалаврської
кваліфікаційної роботи (проєкту)**

_____ **Володимир КРАВЧЕНКО**

Завдання взяв до виконання

_____ **Владислав КОЖАРА**

ЗМІСТ

ВСТУП	2
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ РИНКОВОЇ ПОВЕДІНКИ СПОЖИВАЧІВ	6
1.1. Еволюція ринкової поведінки в умовах цифрової економіки та макроекономічних шоків.....	6
1.2. Методи та інструментарій статистичного моделювання споживчого попиту	11
1.3. Огляд методів та інформаційно-аналітичних систем прогнозування споживчого попиту	17
Висновки до Розділу 1	21
РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ТА ЕКОНОМЕТРИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ СПОЖИВЧОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЗАСОБІВ ЕНЕРГОНЕЗАЛЕЖНОСТІ.....	23
2.1. Дослідження динаміки та структурних зрушень попиту на прикладі ринку засобів енергоне залежності в Україні.....	23
2.2. Побудова багатофакторної регресійної моделі попиту та аналіз еластичності	28
2.3. Сценарне прогнозування ринкової активності на основі виявлених тенденцій.....	33
Висновки до Розділу 2	38
РОЗДІЛ 3. ПРОЄКТУВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ СТАТИСТИЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ «MARKETPREDICT»	40
3.1. Бізнес-модель та функціональні вимоги до інформаційно-аналітичної системи.....	40
3.2. Системний аналіз та моделювання архітектури	46
3.3. Розробка логічної моделі бази даних	55
Висновки до Розділу 3	61
ВИСНОВКИ.....	62
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ	66
ДОДАТКИ	70

ВСТУП

Актуальність теми. У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрової економіки, глобалізації ринків та високої макроекономічної турбулентності ринкова поведінка споживачів зазнає безпрецедентних і швидких змін. Сучасний споживач стає все більш чутливим до інформаційного фону, а його поведінка дедалі частіше формується у цифровому середовищі ще до моменту фізичного контакту з товаром згідно з концепцією Zero Moment of Truth. Водночас, екзогенні шоки, такі як енергетичні кризи, економічні коливання чи геополітична нестабільність, змушують споживачів миттєво адаптувати свої пріоритети, що призводить до аномальних, часто нелінійних коливань попиту.

У такій ситуації традиційні маркетингові інструменти та експертні оцінки виявляються недостатньо ефективними. Для забезпечення конкурентоспроможності компаній критичного значення набуває перехід до управління на основі даних. Це вимагає застосування сучасного апарату економіко-математичного та статистичного моделювання, який дозволяє не лише ретроспективно оцінювати ринкові тенденції, але й виявляти приховані закономірності та будувати точні прогнози майбутньої поведінки споживачів.

Разом з тим, незважаючи на потужний розвиток алгоритмів прогнозування, таких як регресійні моделі, методи машинного навчання та аналіз часових рядів, для більшості представників малого та середнього бізнесу їх використання залишається складним через високий поріг входу та нестачу фахівців з Data Science. Це зумовлює гостру науково-практичну потребу не лише у розробці адекватних економетричних моделей прогнозування, зокрема досліджуючи яскраві ринкові прецеденти, такі як «шоковий» попит на ринку засобів енергонезалежності, але й у проєктуванні зручних інформаційно-аналітичних систем у форматі SaaS-рішень. Такі системи здатні автоматизувати складні математичні процеси прогнозування, надаючи бізнесу готовий аналітичний результат. Поєднання економіко-математичного моделювання та проєктування

інформаційних систем робить обрану тему дослідження своєчасною, актуальною та практично значущою.

Мета дослідження полягає у теоретичному обґрунтуванні, розробці практичних статистичних і економетричних моделей прогнозування еволюції ринкової поведінки споживачів, а також у проєктуванні архітектури автоматизованої інформаційної системи підтримки управлінських рішень на основі цих моделей.

Для досягнення поставленої мети було визначено та вирішено такі завдання:

- дослідити теоретико-методичні основи еволюції ринкової поведінки споживачів та інструментарій її статистичного аналізу в умовах цифрової трансформації;
- проаналізувати існуючі інформаційно-аналітичні системи прогнозування на ринку, виявити їхні переваги, недоліки та обґрунтувати потребу у створенні нового програмного рішення;
- провести емпіричний аналіз динаміки та структурних зрушень попиту на прикладі ринку засобів енергонезалежності, зокрема генераторів та зарядних станцій, в Україні;
- побудувати та верифікувати багатофакторну регресійну модель споживчого попиту з урахуванням цінових, інфраструктурних факторів та показників цифрової активності в системі Google Trends;
- розробити сценарний прогноз розвитку досліджуваного ринку;
- спроектувати бізнес-модель, логічну та функціональну архітектуру, зокрема моделі SADT, DFD та ER-діаграму бази даних, інформаційної системи статистичного моделювання «MarketPredict».

Об'єкт дослідження - процеси статистичного моделювання та прогнозування еволюції ринкової поведінки споживачів.

Предмет дослідження - методи, математичні моделі та інформаційні технології аналізу і прогнозування споживчого попиту в умовах ринкової нестабільності.

Методи дослідження. У процесі виконання кваліфікаційної роботи використано комплекс сучасних наукових методів: метод абстрагування та узагальнення - для розкриття теоретичних основ ринкової поведінки; методи дескриптивної статистики та індексний метод - для порівняння динаміки показників ринку та оцінки їх волатильності; кореляційно-регресійний аналіз та метод найменших квадратів [3, 16] (МНК) - для оцінки параметрів моделі попиту та виявлення щільності зв'язку між досліджуваними факторами; статистичні тести, такі як критерії Фішера, Стюдента та Дарбіна-Уотсона, для верифікації моделей на адекватність; екстраполяція та сценарне прогнозування - для визначення майбутніх тенденцій ринку; методи системного та структурно-функціонального аналізу, зокрема методології SADT, DFD та Business Model Canvas [10, 12] - для проєктування архітектури та бізнес-логіки системи «MarketPredict».

Інформаційною базою дослідження слугували наукові праці вітчизняних та зарубіжних вчених з проблем економіко-математичного моделювання та інформаційних технологій; офіційні та декомпоновані дані Державної митної служби України; оперативні звіти енергетичних компаній; статистика пошукових запитів Google Trends; матеріали з відкритих джерел мережі Інтернет, а також результати власних розрахунків.

Практична значущість одержаних результатів полягає в тому, що розроблені в роботі багатфакторні та трендові моделі можуть бути безпосередньо використані імпортерами, ритейлерами та дистриб'юторами для прогнозування обсягів попиту та оптимізації логістичних ланцюгів на основі випереджаючих цифрових індикаторів. Спроектowana архітектура інформаційної системи «MarketPredict» становить готове концептуальне підґрунтя для розробки

реального комерційного SaaS-продукту, який дозволить автоматизувати процеси статистичного моделювання для потреб малого та середнього бізнесу.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків. Повний обсяг роботи становить 77 сторінок друкованого тексту. Робота містить 12 рисунків, 6 таблиць, 3 додатки та список використаних джерел із 44 найменувань.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ТА МЕТОДИЧНІ ОСНОВИ ДОСЛІДЖЕННЯ РИНКОВОЇ ПОВЕДІНКИ СПОЖИВАЧІВ

1.1. Еволюція ринкової поведінки в умовах цифрової економіки та макроекономічних шоків

Ринкова поведінка споживачів є однією з фундаментальних категорій мікроекономічного аналізу, що описує сукупність дій, рішень, реакцій та патернів індивідів або домогосподарств, пов'язаних із пошуком, вибором, придбанням та використанням економічних благ. Розуміння природи споживчого вибору еволюціонувало паралельно з розвитком економічної науки. У класичній теорії та неокласичному маржиналізмі споживач традиційно розглядається як абсолютно раціональний суб'єкт, так званий «*homo economicus*», мета якого зводиться до максимізації корисності в умовах жорстких бюджетних обмежень. Згідно з цією парадигмою, споживач володіє повною інформацією про ринок, здатний об'єктивно оцінювати альтернативи та приймати транзитивні рішення [28, 43].

Однак розвиток інституціоналізму, а згодом і поведінкової економіки на базі наукових праць Д. Канемана, А. Тверські та Р. Талера переконливо довів, що реальна ринкова поведінка підпорядковується концепції «обмеженої раціональності» [33]. Індивіди діють в умовах інформаційної асиметрії, обмежених когнітивних можливостей та дефіциту часу. На їхні рішення значний вплив здійснюють когнітивні упередження, соціальні норми, зокрема ефекти наслідування, сноба та Веблена та зовнішній макроекономічний контекст. Сучасна економічна наука розглядає поведінку споживача не як статичний оптимізаційний алгоритм, а як складний адаптивний процес [40, 45].

На сучасному етапі ключовим драйвером еволюції споживчої поведінки стала цифрова трансформація економіки. Глобальне проникнення інтернету, розвиток електронної комерції e-commerce, соціальних мереж та технологій обробки великих даних Big Data кардинально змінили архітектуру прийняття

рішень про покупку. Класичні маркетингові моделі, такі як маркетингова модель воронки продажів AIDA, що передбачали лінійний шлях від уваги до дії, втратили свою релевантність. Натомість сформувалася омніканальна модель споживання, де межі між офлайн- та онлайн-середовищем розмиваються.

Окрім переходу до омніканальності, цифровізація призвела до появи специфічних поведінкових патернів. Серед них виділяють феномен RORO, що означає пошук в інтернеті з подальшою покупкою офлайн, шоурумінг із купівлею онлайн після огляду в магазині, та зворотний процес - вебрумінг. [4, 37]. Ці патерни доводять, що процес прийняття рішень став багатокроковим і потребує постійного аналізу інформації з боку споживача.

Цифрова економіка внесла докорінні зміни через концепцію нульового моменту істини ZMOT, запроваджену аналітиками компанії Google [34]. Згідно з цією концепцією, споживач формує намір та приймає рішення про покупку в цифровому середовищі ще до моменту фізичного або віртуального контакту з продавцем. Відбувається це шляхом самостійного аналізу великих масивів даних: вивчення відгуків, перегляду відеооглядів, порівняння параметрів на агрегаторах прайсів.

Цифровізація суттєво знизила транзакційні витрати споживачів на пошук інформації. Завдяки цьому покупець став більш обізнаним та вимогливим. Водночас виникло явище «цифрового сліду», коли кожна дія споживача в мережі, включаючи пошукові запити, перегляди сторінок, геолокацію та реакції, залишає дані, що можуть бути зібрані, кількісно виміряні та використані для статистичного моделювання попиту. Інструменти на кшталт Google Trends [27, 39] стали випереджаючими індикаторами реальної ринкової активності, що дає змогу прогнозувати продажі на основі аналізу прихованого інтересу.

Формування цифрового сліду відкрило безпрецедентні можливості для переходу від описової до предиктивної аналітики. Якщо раніше дослідники покладалися на ретроспективні опитування чи агреговану щомісячну статистику,

то сьогодні соціальні мережі та пошукові системи генерують терабайти даних у режимі реального часу, що стає основою для проектування автоматизованих систем статистичного прогнозування.

Поряд із технологічними змінами, визначальний вплив на еволюцію ринкової поведінки здійснюють макроекономічні та екзогенні шоки. З точки зору макроекономічної теорії, шок - це раптова, непередбачувана подія екзогенного або ендегенного характеру, що порушує збалансований стан економічної системи та змушує її агентів до різкої адаптації. Науковці класифікують їх на шоки попиту, шоки пропозиції та фінансові шоки.

Екстремальні умови функціонування економіки України протягом 2022-2024 років, спричинені воєнним станом та руйнуванням енергетичного сектору, генерували потужні негативні шоки пропозиції, зокрема фізичний дефіцит електроенергії. Це, у свою чергу, спровокувало вторинні аномальні шоки попиту на ринку товарів-субститутів, таких як електрогенератори та портативні зарядні станції. У таких умовах сформувалося явище «шокової поведінки» споживачів. У періоди криз фіксується стрімка зміна споживчих пріоритетів: відбувається масовий перехід від потреб вищого рівня до базових потреб безпеки та збереження життєдіяльності відповідно до ієрархії А. Маслоу [11].

Поведінка споживачів в умовах шоку характеризується декількома послідовними етапами адаптації: 1) стадія гострого шоку та хаотичного інформаційного пошуку; 2) стадія панічних закупівель та створення надлишкових запасів; 3) стадія раціоналізації, стабілізації попиту та технологічного заміщення. Ажіотажний попит є складною психолого-економічною реакцією. Дослідники зазначають, що такий попит часто провокується не об'єктивною нестачею благ, а страхом втрати контролю над ситуацією та інформаційним тиском середовища через новини про обстріли та графіки відключень [18].

Важливим фактором, що деформує ринкову поведінку під час криз, є інформаційна асиметрія та ефект «лунокамери» у цифровому середовищі. В умовах невизначеності споживачі приймають рішення на основі когнітивної «евристики доступності» - тобто оцінюють ймовірність довготривалого блекауту чи дефіциту на основі того, наскільки легко згадуються відповідні новини або дописи в соціальних мережах [33]. Це призводить до стадної поведінки, коли масове обговорення проблеми запускає ланцюгову реакцію панічних закупівель, викривляючи реальну статистику попиту.

Особливістю ринкової поведінки в умовах таких шоків є тимчасова деформація класичного закону попиту. Для критично важливих категорій товарів цінова еластичність попиту наближається до абсолютного нуля ($|E_p| < 1$). В окремі пікові моменти спостерігається пряма залежність між ціною та обсягом попиту, що нагадує ефект товарів Гіффена, хоча його природою є не рівень доходу, а екзистенційна необхідність. Споживачі продовжують купувати обладнання навіть за умов стрімкого спекулятивного зростання цін, оскільки гранична корисність від автономного джерела енергії суб'єктивно оцінюється значно вище за фінансові витрати [9].

Для наочного відображення еволюції ринкової поведінки та консолідації вищезазначених теоретичних положень доцільно порівняти механізми прийняття рішень у стабільних цифрових умовах та під час екзогенних макроекономічних шоків (рис. 1.1).

Стабільна цифрова економіка

Фактори: ціна, бренд, відгуки.

Характер: раціональний.

Економіка макроекономічного шоку

Фактори: наявність зараз, страх дефіциту.

Характер: ажіотажний.

Рис. 1.1. Порівняльна характеристика факторів впливу на ринкову поведінку споживачів

Таким чином, сучасна ринкова поведінка споживачів є складною нелінійною системою, що формується на перетині цифрових технологій та макроекономічної турбулентності. З одного боку, цифровізація надає інструменти для раціонального аналізу ринку та залишає цифрові сліди для предиктивної аналітики. З іншого боку, в умовах інфраструктурних шоків ця ж цифрова інфраструктура пришвидшує поширення панічних настроїв та стимулює ірраціональний ажіотажний попит. Для суб'єктів господарювання це означає неможливість ефективного управління на основі лише статичних показників минулих періодів або лінійних трендів. Постає критична необхідність у впровадженні динамічних систем статистичного моделювання та прогнозування, які здатні інтегрувати у свої алгоритми багатofакторні залежності.

1.2. Методи та інструментарій статистичного моделювання споживчого попиту

Трансформація ринкової поведінки споживачів, ускладнена макроекономічними шоками та тотальною цифровізацією, вимагає від дослідників та бізнесу переходу від якісного до кількісного аналізу. Статистичне моделювання споживчого попиту є ключовим інструментом економічної кібернетики. Воно дозволяє виявити приховані закономірності у великих і хаотичних масивах даних, оцінити ступінь впливу окремих факторів та розробити науково обґрунтовані прогнози. Сучасний інструментарій статистичного моделювання являє собою складну багаторівневу ієрархічну систему методів, що охоплює етапи від первинної дескриптивної обробки інформації до застосування глибоких предиктивних алгоритмів [3].

Першим і фундаментальним етапом будь-якого економетричного дослідження є застосування методів дескриптивної статистики та попередньої обробки даних. На цьому етапі розраховуються базові характеристики часових рядів: середнє арифметичне, медіана, мода, дисперсія, середньоквадратичне відхилення. Особливе значення для аналізу ринків в умовах турбулентності має коефіцієнт варіації (V), який розраховується як відношення середньоквадратичного відхилення до середнього арифметичного. Згідно з класичними правилами математичної статистики, якщо $V > 33\%$, досліджувана сукупність вважається неоднорідною. У контексті ринкового попиту аномально висока варіація свідчить про наявність «шокової» природи поведінки споживачів, де ринок розвивається не лінійно, а реагує різкими сплесками на екзогенні подразники [17].

Окрім варіації, на етапі описової статистики досліджується асиметрія та ексцес розподілу. Для ринків, що зазнали впливу панічних закупівель, характерною є сильна позитивна асиметрія, тобто витягнутість правого «хвоста» графіка розподілу. Такі масиви даних потребують обов'язкового очищення від статистичних викидів перед побудовою прогнозних моделей. Для виявлення

викидів традиційно використовують метод Z-оцінки (Z-score) або міжквартильного розмаху (IQR) [29]. Водночас, в економічній кібернетиці важливо розрізняти технічні помилки збору даних та реальні ринкові шоки: видалення реальних піків попиту може призвести до втрати моделлю здатності прогнозувати кризові явища.

Другим етапом є вивчення щільності та напряму взаємозв'язків між результативним показником, яким є сукупний обсяг попиту або імпорту, та низкою факторних ознак, зокрема ціною одиниці товару, рівнем дефіциту в мережі, маркетинговою активністю та цифровими індикаторами пошукового інтересу. Основним інструментом на даному етапі виступає кореляційний аналіз. Для оцінки лінійних зв'язків застосовується коефіцієнт кореляції Пірсона, а у випадку виявлення нелінійності або використання рангових даних - коефіцієнт рангової кореляції Спірмена.

У багатофакторних моделях критично важливим є етап перевірки матриці парних кореляцій на наявність мультиколінеарності - явища сильної лінійної залежності (зазвичай $r > 0,8$) між двома або більше пояснюючими факторами. Мультиколінеарність є типовою проблемою при моделюванні сучасних ринків: наприклад, інформаційні пошукові запити в інтернеті часто рухаються абсолютно синхронно з динамікою цін та графіками відключень електроенергії. Це явище призводить до штучного збільшення дисперсії оцінок, зміщення коефіцієнтів регресійної моделі та робить її нестабільною (незначна зміна вхідних даних призводить до кардинальної зміни результатів). Для точної діагностики мультиколінеарності застосовується критерій VIF (Variance Inflation Factor). Якщо $VIF > 10$, фактор вважається надмірно колінеарним. Для усунення цієї проблеми застосовують методи крокової регресії, вилучення дублюючих змінних або метод головних компонент (PCA) для агрегування факторів у незалежні компоненти [8].

Ядром традиційного економетричного інструментарію є багатофакторний регресійний аналіз. Він дозволяє математично синтезувати вплив економічних,

інфраструктурних та психолого-інформаційних чинників у єдину аналітичну систему. Оцінка параметрів лінійного рівняння множинної регресії ($Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$) найчастіше здійснюється за методом найменших квадратів (МНК). Мета МНК полягає у мінімізації суми квадратів відхилень фактичних значень результативної ознаки від її теоретичних (розрахункових) значень.

Для того щоб оцінки МНК були найкращими, лінійними та незміщеними (BLUE - Best Linear Unbiased Estimators), повинні виконуватися умови теореми Гауса-Маркова. Однією з найважливіших умов є гомоскедастичність залишків, тобто сталість дисперсії випадкової складової. Однак в умовах ринкових шоків дисперсія помилок часто зростає в періоди криз і зменшується в періоди стабілізації, що породжує гетероскедастичність. Для її виявлення застосовують тест Вайта або тест Бройша-Пагана, а для усунення - робастні стандартні помилки або логарифмування вхідних даних [20].

Якість та прогностична надійність побудованих регресійних моделей визначається через систему суворих статистичних критеріїв:

1. Коефіцієнт детермінації (R^2) та скоригований R^2 . Вони показують частку загальної варіації попиту, яка математично пояснюється включеними в модель факторами. Скоригований показник є більш об'єктивним, оскільки штрафує модель за штучне додавання несуттєвих змінних.

2. Дисперсійний аналіз ANOVA (F-критерій Фішера). Використовується для перевірки загальної статистичної значущості моделі, тобто доведення того, що зв'язок між залежною і незалежними змінними не є випадковим.

3. t-критерій Стюдента. Дозволяє оцінити статистичну значущість кожного окремого коефіцієнта β_i , що дає змогу ідентифікувати та відкинути фактори, які не здійснюють реального впливу на попит [7, 15].

Специфічним аспектом моделювання ринків із вираженим шоковим попитом є наявність «ринкової пам'яті» (інерційності). Купівельна активність, спровокована однією кризовою подією, наприклад першим блекаутом, створює інерційний імпульс для наступних місяців, коли споживачі продовжують формувати резервні запаси. Математично цей ефект виражається у наявності автокореляції у залишках регресійної моделі, коли значення залишків у поточному періоді залежать від попередніх. Для діагностики автокореляції першого порядку використовується критерій Дарбіна-Уотсона (DW) [16]. Якщо емпіричне значення DW суттєво відхиляється від 2 (особливо коли $DW < 1$), констатується позитивна автокореляція, що вимагає застосування авторегресійних перетворень.

Окремим, більш спеціалізованим блоком інструментарію виступають методи екстраполяції та аналізу часових рядів, які використовуються безпосередньо для прогнозування. Найпростішими серед них є аналітичне вирівнювання за допомогою трендових функцій. Лінійні тренди ($Y = a + bt$) підходять для стабільних ринків з органічним еволюційним зростанням. Проте для ринків в умовах макроекономічних шоків, де попит має хвилеподібну або циклічну природу, вищу точність демонструють поліноміальні моделі вищих ступенів [13] ($Y = a_0 + a_1t + a_2t^2 + \dots + a_nt^n$). Завдяки гнучкості математичної кривої, вони здатні описувати періодичні сплески та спади ажіотажу.

Незважаючи на високу пояснювальну здатність традиційних регресійних і трендових моделей, сучасна цифрова економіка та наука про дані все частіше звертаються до складніших предиктивних алгоритмів. Золотим стандартом класичного прогнозування часових рядів є методологія ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average - інтегрована модель авторегресії та ковзного середнього), розроблена Боксом і Дженкінсом.

На відміну від множинної регресії, ARIMA не використовує зовнішні пояснюючі фактори, а будує прогноз виключно на основі внутрішньої структури самого часового ряду. Модель описується трьома параметрами (p, d, q):

- p (порядок авторегресії) - показує, яка кількість попередніх значень ряду впливає на поточне;
- d (порядок інтегрування) - кількість застосованих різниць для приведення ряду до стаціонарного вигляду, що перевіряється за допомогою розширеного тесту Дікі-Фуллера;
- q (порядок ковзного середнього) - враховує вплив випадкових шоків минулих періодів на поточний результат. Для ринків із вираженою сезонністю, як-от зимові піки попиту на енергообладнання, застосовується модифікація SARIMA, яка додатково враховує сезонні лаги [21, 31].

У парадигмі цифрової трансформації також активно впроваджуються методи машинного навчання (ML). На відміну від класичної економетрики, яка зосереджена на поясненні причинно-наслідкових зв'язків та їх інтерпретованості, ML-алгоритми фокусуються виключно на максимізації точності прогнозу. Алгоритми на основі дерев рішень (Random Forest, Gradient Boosting, XGBoost) [42, 44], а також штучні нейронні мережі, зокрема рекурентні мережі LSTM, спеціально архітектуровані для послідовностей, які здатні самостійно виявляти глибокі, нелінійні залежності між тисячами змінних. Використання ML-моделей дозволяє обробляти неструктуровані дані «цифрових слідів», такі як сирі масиви пошукових запитів та результати скрейпінгу прайс-агрегаторів, і трансформувати їх у кількісні предиктори.

Оцінка якості прогнозних моделей здійснюється за допомогою специфічних метрик помилок прогнозування, що розраховуються на тестовій, або відкладеній, вибірці. Найбільш поширеними є середня абсолютна помилка (MAE), середньоквадратична помилка (RMSE) та середня абсолютна помилка у відсотках (MAPE). Мінімізація цих метрик є головним критерієм вибору найкращого алгоритму для імплементації в реальні програмні продукти [31, 36].

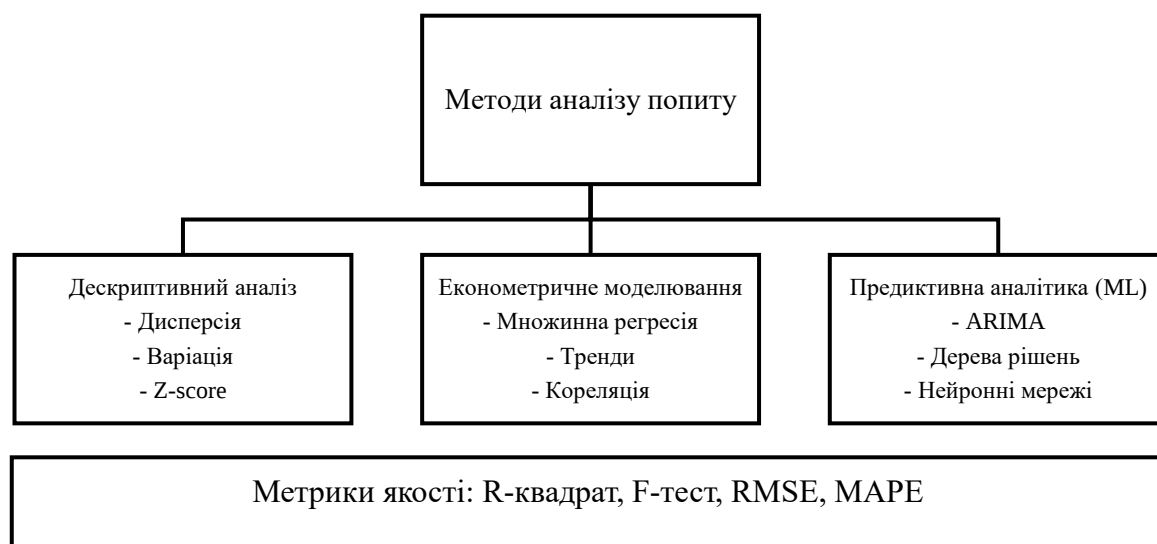


Рис. 1.2. Ієрархія та класифікація методів статистичного моделювання
ринкової поведінки

Підсумовуючи, слід зазначити, що ефективне моделювання споживчого попиту в сучасних умовах вимагає синергетичного поєднання різних математичних підходів. Дескриптивна статистика якісно готує дані, множинна регресія математично пояснює природу та силу факторних впливів, що надає моделі економічний сенс, а інструменти ARIMA та машинного навчання забезпечують максимально можливу точність прогнозу майбутніх періодів.

Водночас, математична та алгоритмічна складність застосування цих методів, яка полягає у потребі програмування мовами Python або R, калібруванні гіперпараметрів та перевірці гіпотез, створює нездоланий бар'єр для їх широкого використання маркетологами та керівниками підприємств малого бізнесу. Це об'єктивно зумовлює необхідність переходу від ізольованих математичних розрахунків «вручну» до проєктування та розробки комплексних інформаційно-аналітичних систем (SaaS), які б автоматизували повний цикл статистичного моделювання: від первинного завантаження та очищення даних до генерації готових інтерактивних прогнозних звітів на дашбордах.

1.3. Огляд методів та інформаційно-аналітичних систем прогнозування споживчого попиту

Практична імплементація складного математичного та статистичного апарату, описаного в попередньому підрозділі, неможлива без використання сучасних інформаційних технологій. Цифровізація бізнес-процесів призвела до накопичення величезних масивів історичних даних про транзакції, поведінку користувачів та ринкові тренди. Проте для перетворення цих «сирих» даних на цінну управлінську інформацію необхідні спеціалізовані програмні рішення.

Сьогодні на ринку інформаційних технологій спостерігається еволюційний перехід від традиційних систем бізнес-аналітики (BI), які відповідали лише на питання «Що відбулося в минулому?», до систем розширеної предиктивної аналітики, які за допомогою машинного навчання дають відповідь на питання «Що відбудеться в майбутньому?». Для розуміння ринку програмного забезпечення та формування концепції власного IT-продукту доцільно провести критичний аналіз існуючих інформаційно-аналітичних систем, які вирішують завдання статистичного моделювання та прогнозування ринкової поведінки [22].

Глобальний ринок аналітичного програмного забезпечення можна умовно поділити на три великі сегменти: транснаціональні дослідницькі платформи, системи веб-аналітики з вбудованими предиктивними модулями та професійні середовища для розробки статистичних моделей. Для аналізу обрано найбільш репрезентативні системи з кожного сегмента: NielsenIQ, Google Analytics 4 та IBM SPSS Modeler.

NielsenIQ (платформи Discover / Connect) є визнаним світовим лідером у сфері глобальної аналітики для рітейлу та сектору товарів повсякденного попиту (FMCG). Архітектура системи побудована на обробці синдікованих даних, які збираються з тисяч торгових точок по всьому світу. Основною перевагою NielsenIQ є найвища точність макроекономічних та галузевих прогнозів у

глобальних масштабах, а також наявність уже готових, верифікованих датасетів по різних країнах і товарних категоріях [36, 39].

Проте система має низку суттєвих недоліків у контексті використання малим та середнім бізнесом (SME). По-перше, вартість доступу до аналітики NielsenIQ орієнтована виключно на Enterprise-сегмент, тобто на великі транснаціональні корпорації. По-друге, система є занадто громіздкою та ресурсомісткою для локального бізнесу. По-третє, її алгоритми сфокусовані переважно на класичному офлайн-рітейлі та FMCG-секторі, що робить її малоефективною для компаній, які працюють в нішевих сегментах, наприклад на ринку засобів енергонезалежності, або мають гібридну омніканальну модель продажів.

Google Analytics 4 (GA4) з модулем Predictive Analytics представляє сегмент хмарних систем веб-аналітики. На відміну від попередніх версій, зокрема Universal Analytics, ядро GA4 побудоване на подієвій моделі даних з глибокою інтеграцією алгоритмів машинного навчання. Система автоматично аналізує поведінку користувачів на веб-сайті або в мобільному додатку та генерує предиктивні метрики: ймовірність покупки протягом наступних 7 днів, ризик відтоку клієнтів та прогнозований дохід [41].

Беззаперечними перевагами GA4 є безкоштовна базова версія, безшовна інтеграція з e-commerce платформами та екосистемою Google Ads, а також низький поріг входу для маркетологів. Однак аналітичні можливості системи є жорстко обмеженими її природою. GA4 аналізує виключно внутрішню цифрову поведінку у межах одного ізольованого сайту чи додатку. Алгоритми Google Analytics «не бачать» зовнішнього середовища: вони не враховують вплив макроекономічних шоків, інфляції, дефіциту товарів на ринку, офлайн-маркетингу чи демографічних змін. Таким чином, система чудово підходить для оптимізації онлайн-конверсій, але не здатна побудувати комплексну економетричну модель ринкового попиту, яка б враховувала екзогенні фактори, такі як блекаути чи цінові аномалії.

IBM SPSS Modeler належить до сегмента професійного програмного забезпечення для глибокого статистичного аналізу та Data Mining. Це потужне середовище візуального програмування, яке дозволяє дата-саєнтистам будувати складні прогностичні моделі: від класичної множинної регресії та часових рядів ARIMA до архітектури нейронних мереж і дерев рішень [32]. Перевагою SPSS є максимальна алгоритмічна гнучкість, величезний набір математичних інструментів та можливість обробки будь-яких типів вхідних даних, включаючи структуровані бази даних, тексти та CRM-вивантаження.

Основним недоліком IBM SPSS є надзвичайно високий поріг входу. Це не готовий бізнес-продукт «з коробки», а складний інструментарій для розробки. Щоб отримати прогностичний звіт, користувач повинен володіти глибокими знаннями в галузі математичної статистики, розуміти принципи перевірки статистичних гіпотез та вміти самостійно конструювати конвеєр обробки даних. Для маркетолога чи власника середнього бізнесу, якому потрібен швидкий та зрозумілий графік прогностичного попиту на наступний квартал, SPSS є надлишково складною та дорогою в обслуговуванні системою.

Для систематизації результатів дослідження доцільно звести характеристики проаналізованих систем у порівняльну таблицю (табл. 1.1).

Таблиця 1.1

Порівняльна характеристика інформаційно-аналітичних систем
прогнозування

Характеристика / Система	NielsenIQ (Discover)	Google Analytics 4	IBM SPSS Modeler
Цільовий сегмент	Великі корпорації (FMCG, рітейл)	Малий та середній бізнес (e-commerce)	Професійні аналітики (Data Scientists)
Основні алгоритми	Обробка панельних даних, галузеві тренди	Машинне навчання	Регресії, ARIMA, Нейромережі, Data Mining
Джерела даних	Синдиковані глобальні дані рітейлу	Цифрові сліди на сайті	Будь-які зовнішні датасети користувача
Врахування макрофакторів	Високе	Відсутнє (лише веб-поведінка)	Залежить від завантажених даних
Бар'єр для впровадження (SME)	Фінансовий (висока вартість підписки)	Обмеженість функціоналу (вузька спеціалізація)	Компетентнісний (потреба у програмуванні)

Проведений аналіз ринку програмного забезпечення показує, що існуючі рішення мають полярний характер. Вони або занадто дорогі та орієнтовані на транснаціональні корпорації, або обмежені виключно мікрорівневими онлайн-даними одного веб-ресурсу, або вимагають глибоких академічних знань у програмуванні та математичній статистиці.

Відповідно, на ринку існує незадоволена потреба у створенні проміжного рішення - доступного хмарного веб-сервісу (SaaS) для малого та середнього бізнесу. Така система повинна поєднувати математичну потужність для роботи з регресіями та алгоритмами ARIMA із простотою використання, що дозволяє завантажити власні дані у форматі .csv чи підключити CRM. Управління математичними алгоритмами має відбуватися автоматизовано, «під капотом» системи, видаючи кінцевому користувачу, маркетологу чи менеджеру, готові візуальні результати - інтерактивні дашборди з прогнозом попиту, виявленими аномаліями та трендами.

Саме концепція такої автоматизованої системи підтримки прийняття рішень, яка отримала робочу назву «MarketPredict», є відповіддю на існуючі технологічні розриви. Вона дозволить суб'єктам господарювання оперативно реагувати на екзогенні макроекономічні шоки та адаптувати свою діяльність до швидких змін ринкової поведінки споживачів. Системний аналіз архітектури, бізнес-моделі та логіки бази даних цієї системи буде детально розроблено у третьому розділі даної кваліфікаційної роботи.

Висновки до Розділу 1

1. Сучасна ринкова поведінка споживачів трансформувалася з раціональної оптимізаційної моделі у складну адаптивну систему. Ключовим каталізатором цих змін стала цифрова економіка через концепцію ZMOT та генерацію цифрових слідів у поєднанні з жорсткими макроекономічними шоками, такими як воєнні дії та інфраструктурні кризи. В умовах шоків класичний закон попиту деформується, а поведінка набуває ірраціонального, азіотажного характеру з абсолютною нееластичністю за ціною ($|E_p| < 1$).

2. Ефективний аналіз такої поведінки неможливий без сучасного інструментарію статистичного моделювання. Процес прогнозування вимагає послідовного застосування дескриптивної статистики для виявлення аномалій та

дисперсії, кореляційно-регресійного аналізу, кореляційно-регресійного аналізу для оцінки впливу багатофакторних макро та мікроекономічних подразників та предиктивних алгоритмів, зокрема ARIMA та машинного навчання, для побудови достовірних моделей часових рядів.

3. Аналіз існуючого інформаційного забезпечення довів поляризацію ринку аналітичного ПЗ. Виявлено концептуальний розрив між надскладними математичними середовищами, такими як IBM SPSS, та поверхневими системами веб-аналітики, наприклад Google Analytics 4. Це обґрунтовує практичну необхідність проєктування хмарної SaaS-системи «MarketPredict», яка б автоматизувала етапи застосування складних математичних моделей для потреб малого і середнього бізнесу, забезпечуючи перетворення сирих статистичних даних на наочні візуальні прогнози.

РОЗДІЛ 2. АНАЛІЗ ТА ЕКОНОМЕТРИЧНЕ МОДЕЛЮВАННЯ СПОЖИВЧОГО ПОПИТУ НА РИНКУ ЗАСОБІВ ЕНЕРГОНЕЗАЛЕЖНОСТІ

2.1. Дослідження динаміки та структурних зрушень попиту на прикладі ринку засобів енергоне залежності в Україні

Дослідження еволюції ринкової поведінки споживачів потребує репрезентативної емпіричної бази, яка б дозволила кількісно виміряти реакцію економічних агентів на макроекономічні шоки. Ринок засобів індивідуальної енергоне залежності України у період 2022-2024 років виступає унікальним економічним прецедентом. Протягом надзвичайно короткого проміжку часу цей сегмент трансформувався з вузькоспеціалізованого ринку для професійного або промислового використання у ринок товарів першої та критичної необхідності для мільйонів домогосподарств.

Основним індикатором, що об'єктивно відображає обсяги споживчого попиту в даному сегменті, виступає статистика імпорту. Це зумовлено абсолютною імпортозалежністю ринку: критичні компоненти обладнання, такі як інвертори, літєві комірки та двигуни внутрішнього згоряння, в Україні в промислових масштабах у досліджуваній період не вироблялися. Аналітична база дослідження ґрунтується на декомпонованих даних Державної митної служби України за двома ключовими товарними групами згідно з УКТЗЕД: код 8502, що включає бензинові, дизельні та газові електрогенераторні установки, та код 8507, що охоплює літій-іонні акумулятори та портативні зарядні станції типу EcoFlow і Bluetti [1, 2]. Повний масив вихідних статистичних даних, що використовувався для аналізу, наведено у Додатку А.

Ретроспективний аналіз часових рядів імпорту дозволяє виділити три чітко виражені фази еволюції споживчого попиту, кожна з яких характеризується специфічними поведінковими патернами.

Перша фаза: «Генераторний бум» та ажіотажний попит (кінець 2022 – початок 2023 рр.) [14]. Початковий етап розвитку ринку характеризувався асиметричною та шоковою реакцією споживачів на перші масовані обстріли енергетичної інфраструктури. Дошоковий період (січень-вересень 2022 року) демонстрував стабільну, органічну динаміку: середньомісячний імпорт генераторів не перевищував 6-7 тис. одиниць, зокрема у березні 2022 року цей показник становив лише 4 594 одиниці.

Починаючи з жовтня 2022 року, поведінка споживачів різко змінилася під впливом ефекту панічних закупівель. У жовтні імпорт зріс до 81 659 одиниць, а в грудні сягнув абсолютного історичного максимуму - 309 400 одиниць. Загалом за 2022 рік до України було ввезено 674 641 одиницю генераторів загальною митною вартістю близько 362,5 млн дол. США. Таке вибухове зростання обсягів у десятки разів протягом одного кварталу є класичним проявом абсолютно нееластичного попиту в моменти екзистенційної загрози: споживач діяв в умовах інформаційного вакууму, купуючи будь-які доступні джерела енергії незалежно від їх ціни та експлуатаційних характеристик. У цей період ринок на 70% у грошовому вимірі складався саме з паливних генераторів, оскільки вони виступали найбільш зрозумілим, консервативним і безальтернативним рішенням для бізнесу та приватного сектору.

Друга фаза: Насичення та стабілізація (середина 2023 - початок 2024 рр.) 2023 рік став періодом ринкового насичення та поступового спаду ажіотажу. Відновлення стабільної роботи енергосистеми та адаптація населення призвели до різкого скорочення імпорту. Споживча поведінка перейшла від моделі «панічного виживання» до моделі «раціональної підготовки». Обсяги ввезення генераторів стабілізувалися на рівні 15-25 тис. одиниць на місяць, наприклад у липні 2023 року було імпортовано 17 647 одиниць. На цьому етапі почалося формування відкладеного попиту та глибокий онлайн-аналіз альтернативних технологій, що є проявом поведінки ZMOT. Споживачі отримали час для

порівняння технічних характеристик, оцінки сукупної вартості володіння вивчення відгуків.

Третя фаза: Структурний розворот та технологічне заміщення (травень - серпень 2024 рр.). Навесні 2024 року ринок увійшов у «другу хвилю» турбулентності через рецидив енергетичного дефіциту. Однак споживча реакція якісно відрізнялася від 2022 року. Відбувся стійкий структурний зсув у бік технологічніших та екологічніших рішень - портативних зарядних станцій [6] та систем накопичення енергії (АКБ, код 8507). На піку дефіциту потужності в липні 2024 року вартість імпорту акумуляторних систем сягнула 345,0 млн дол. США, тоді як імпорт генераторів за цей же місяць склав 148,0 млн дол. США. Частка зарядних станцій у структурі імпорту зросла до 60-65% у грошовому еквіваленті.

Кількісне підтвердження цих тенденцій наведено у порівняльній таблиці 2.1, що агрегує ключові показники в пікові періоди.

Аналіз даних таблиці 2.1 переконливо доводить зміну парадигми споживання. Якщо наприкінці 2022 року на кожен долар, витрачений на зарядні станції, припадало 1,35 дол. США витрат на паливні генератори, то влітку 2024 року ситуація кардинально змінилася: інвестиції в акумуляторні рішення більш ніж удвічі перевищили витрати на генератори (співвідношення впало до 0,43).

Виявлений структурний зсув є незворотним процесом модернізації побутового енергоспоживання і пояснюється дією трьох фундаментальних факторів:

1. Урбанізація та інфраструктурні обмеження. Значна частка попиту формується мешканцями багатоквартирних будинків, для яких безпечна та легальна експлуатація паливних генераторів є неможливою через вихлопні гази та пожежонебезпеку є неможливою. Портативні станції стали єдиним технічно доступним рішенням для міського домогосподарства.

Таблиця 2.1

Показники динаміки імпорту засобів енергонезалежності у пікові періоди (за даними ДМС України)

Період	Імпорт генераторів (код 8502), шт.	Вартість імпорту генераторів (код 8502), млн USD	Вартість імпорту АКБ та зарядних станцій (код 8507), млн USD	Співвідношення витрат (8502 / 8507)	Стан макроекономічного середовища
01.2022	5 901	4,34	2,24	1,93	Довоєнний стан, стабільність
12.2022	309 400	152,70	112,80	1,35	Перша хвиля кризових відключень
07.2023	17 647	10,51	25,04	0,42	Період стабілізації та насичення
07.2024	153 434	148,00	345,00	0,43	Друга хвиля, дефіцит генерації

Джерело: сформовано на основі даних Державної митної служби України (Додаток А)

2. Еволюція технологій та зниження експлуатаційних бар'єрів. Масове впровадження літій-залізо-фосфатних (LiFePO_4) комірок зробило станції довговічнішими, витримуючи понад 3000 циклів заряду, та безпечнішими. Споживачі, керуючись інформацією з цифрових платформ, навчилися оцінювати не лише початкову ціну, а й швидкість зарядки, що є критичним при 2-4 годинах наявності світла, та ресурс пристрою.

3. Операційна ефективність. Незважаючи на високу початкову вартість, сукупні операційні витрати на зарядну станцію значно нижчі. Зберігання кВт-год електроенергії з мережі в акумуляторі економічно вигідніше за генерацію того ж 1 кВт-год за допомогою бензинового генератора з урахуванням вартості палива, мастила та технічного обслуговування.

Важливо зазначити, що цифрові інструменти відіграли роль випереджаючого індикатора цих структурних змін. Кореляційний аналіз пошукових запитів у системі Google Trends свідчить, що інтерес до терміна «зарядна станція» у 2024 році почав зростати ще до моменту масових відключень, що підтверджує перехід споживачів до більш усвідомленої, проактивної ZMOT-поведінки.

Підсумовуючи результати емпіричного аналізу, можна стверджувати, що досліджуваний ринок не розвивається лінійно. Високий коефіцієнт варіації, який для сукупного обсягу імпорту становить понад 112%, математично підтверджує неоднорідність ринку та наявність шоків фаз. Аномальна поведінка споживачів, що супроводжується різкими стрибками обсягів продажів і структурними заміщеннями технологій, вимагає застосування спеціалізованого математичного апарату. Для того щоб кількісно виміряти вплив окремих факторів, зокрема ціни, рівня дефіциту потужності та цифрового інтересу, на обсяги імпорту, необхідно перейти від описового до економетричного моделювання, що буде реалізовано у наступному підрозділі.

2.2. Побудова багатofакторної регресійної моделі попиту та аналіз еластичності

Дослідження ринкової поведінки споживачів виключно методами описової статистики не дає повної картини, оскільки не дозволяє ізолювати вплив окремих чинників на кінцевий обсяг попиту. Для глибокого системного аналізу механізмів прийняття рішень на ринку засобів енергонезалежності було застосовано апарат багатofакторного економетричного моделювання. Основна мета даного етапу - кількісно виміряти, як саме цінові параметри, інфраструктурні шоки, зокрема дефіцит потужності, та цифровий інформаційний фон у вигляді пошукових запитів детермінують обсяги споживчого імпорту.

Процес моделювання було розпочато з проведення кореляційного аналізу, головним завданням якого є встановлення щільності та напрямку лінійного зв'язку між результативною змінною, якою є сукупний обсяг імпорту у грошовому вимірі Y , та незалежними факторними ознаками. Результати розрахунку коефіцієнтів кореляції Пірсона наведено у таблиці 2.2 [3].

Таблиця 2.2

Матриця парних коефіцієнтів кореляції результативної змінної з факторами впливу

Факторний показник (незалежна змінна)	Коефіцієнт кореляції з Y (r)	Характер та сила зв'язку
Ціна портативної зарядної станції (P_{stat}), грн	0,8860	Прямий, дуже високий
Рівень дефіциту потужності в системі (D), МВт	0,7617	Прямий, високий
Ціна паливного генератора (P_{gen}), грн	0,7598	Прямий, високий
Цифрова активність Google Trends (станція) (T_{stat})	0,7346	Прямий, високий
Цифрова активність Google Trends (генератор) (T_{gen})	0,6512	Прямий, помітно високий

Джерело: сформовано на основі розрахунків у середовищі MS Excel за даними митної статистики (Додаток А).

Аналіз отриманих коефіцієнтів дозволяє зафіксувати специфічну економічну аномалію, притаманну ринкам у стані макроекономічного шоку. Найбільш тісний зв'язок спостерігається між обсягом імпорту та ціною зарядної станції ($r = 0,8860$). Згідно з класичним законом попиту Маршалла, цей зв'язок має бути зворотним (від'ємним). Однак в умовах енергетичної кризи зростання ціни відбувалося синхронно з вибуховим зростанням потреби. Це кількісно доводить виникнення «парадоксу дефіцитного попиту»: зростання цін сприймається споживачами не як обмежувальний бар'єр, а як сигнальний індикатор поглиблення дефіциту [9, 18].

Високий рівень кореляції для показника дефіциту потужності ($r = 0,7617$) підтверджує гіпотезу про те, що інфраструктурний шок є первинним драйвером ринкової активності. Водночас цифрові індикатори Google Trends також демонструють міцний зв'язок із реальним імпортом, що свідчить про домінування цифрової моделі поведінки ZMOT: онлайн-пошук інформації безпосередньо конвертується в акти купівлі.

Важливо зазначити, що під час аналізу матриці парних кореляцій між самими незалежними факторами було виявлено ознаки сильної мультиколінеарності. Наприклад, кореляція між дефіцитом потужності та пошуковими запитами становить понад 0,94. З точки зору системного аналізу, це очікуваний результат: відключення світла, пошук інформації в мережі та панічне зростання цін є проявами єдиного кризового процесу. Тому, незважаючи на мультиколінеарність, ці змінні було збережено для побудови комплексної моделі, щоб не втратити економічний зміст дослідження.

Наступним кроком стала побудова багатофакторної регресійної моделі за допомогою методу найменших квадратів (МНК). Модель має наступний вигляд:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 \cdot P_{\text{stat}} + \beta_2 \cdot P_{\text{gen}} + \beta_3 \cdot D + \beta_4 \cdot T_{\text{stat}} + \beta_5 \cdot T_{\text{gen}} + \varepsilon \quad (2.1)$$

За результатами програмної обробки датасету було отримано емпіричне рівняння регресії, яке апроксимує поведінку споживачів [28, 43]:

$$Y = -5705,71 + 0,7317 \cdot P_{\text{stat}} - 0,6838 \cdot P_{\text{gen}} + 0,7964 \cdot D - 34,07 \cdot T_{\text{stat}} + 40,28 \cdot T_{\text{gen}} \quad (2.2)$$

Оцінка якості та надійності побудованої моделі наведена у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3

Критерії якості та загальної статистичної значущості багатofакторної моделі

Статистичний параметр	Значення	Інтерпретація результату
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0,8534	Високий ступінь пояснювальної здатності моделі
Скоригований R^2	0,8290	Модел ь не перевантажена зайвими змінними
Стандартна помилка	1972,11	Абсолютна міра дисперсії залишків
F-статистика Фішера	34,936	Значно перевищує критичне табличне значення
Значущість F (p-value)	$1,22 \cdot 10^{-11}$	Гіпотеза про випадковість зв'язку відхиляється

Джерело: сформовано на основі протоколу регресійного аналізу в MS Excel (Додаток Б).

Показник коефіцієнта детермінації ($R^2 = 0,8534$) свідчить про те, що побудована математична модель на 85,34% описує варіацію сукупних обсягів імпорту енергообладнання в Україні. Для ринків, які перебувають у стані турбулентності та аномальної волатильності, така висока пояснювальна здатність є ознакою адекватної специфікації моделі. Перевірка за допомогою F-критерію Фішера (показник Significance F прямує до нуля) підтверджує, що рівняння в цілому є статистично значущим з імовірністю понад 99,9%.

Економічна інтерпретація отриманих коефіцієнтів регресії (β_i) дозволяє зробити кілька фундаментальних висновків щодо ринкової поведінки:

1. Коефіцієнт при ціні зарядної станції (+0,7317) математично доводить відсутність еластичності попиту: збільшення ціни на 1 одиницю генерує приріст сукупного імпорту. Споживачі розглядають купівлю акумуляторних систем як безальтернативну інвестицію в збереження життєдіяльності.

2. Коефіцієнт при ціні генератора (-0,6838) має від'ємне значення. Це фіксує кількісний початок ефекту технологічного заміщення. При спекулятивному подорожчанні паливних систем частина покупців остаточно перемикається на більш екологічні акумуляторні рішення, тобто зарядні станції, що спричиняє відтік капіталу із сегмента генераторів.

3. Фактор дефіциту потужності (+0,7964) є прямим драйвером: кожний додатковий 1 МВт дефіциту генерує відповідний приріст попиту, підтверджуючи, що ринок функціонує в режимі «ситуативної активації».

Для перевірки значущості впливу кожного окремого фактора було застосовано t-критерій Стюдента (табл. 2.4).

Таблиця 2.4

Перевірка статистичної значущості окремих факторів моделі (t-критерій)

Фактор	Коефіцієнт регресії	t-статистика	P-значення (рівень значущості)
Вільний член	-5705,71	-2,879	0,0073
Ціна зарядної станції	0,7317	6,716	$1,92 \cdot 10^{-7}$
Ціна генератора	-0,6838	-3,646	0,0010
Дефіцит потужності	0,7964	1,399	0,1722
Google Trends (станція)	-34,07	-0,697	0,4912
Google Trends (генератор)	40,28	0,872	0,3899

Джерело: сформовано на основі протоколу регресійного аналізу в MS Excel (Додаток Б)

Детальний аналіз табл. 2.4 демонструє специфічний вплив мультиколінеарності на результати МНК. Найбільш значущими в моделі виявилися цінові фактори, оскільки їхні P-значення значно менші за допустимий поріг $\alpha = 0,05$. Водночас, фактори дефіциту та пошукової активності отримали $p > 0,05$. З математичної точки зору це часто інтерпретується як незначущість. Однак, як було доведено на етапі кореляційного аналізу, ці змінні мають первинний вплив на попит. Високі P-значення є суто статистичним наслідком того, що дефіцит енергії, ціни та запити в Google змінювалися абсолютно синхронно. Модель «ввібрала» весь сукупний вплив через цінові

коефіцієнти. Тому вилучення цих змінних призвело б до втрати системності дослідження.

Завершальним етапом діагностики моделі є перевірка залишків на наявність автокореляції. Розраховане емпіричне значення критерію Дарбіна-Уотсона становить $DW = 0,7736$. Оскільки $DW < 2$, а подекуди й менше 1, це чітко вказує на наявність сильної позитивної автокореляції залишків [16]. Для економічної кібернетики цей результат має величезне практичне значення: він кількісно доводить наявність у ринку «інерційної пам'яті». Ажіотажна купівельна активність, спровокована однією кризовою подією, не згасає миттєво після стабілізації ситуації. Споживачі продовжують здійснювати закупівлі за інерцією ще 1-2 місяці, формуючи резервну міцність своїх домогосподарств, що є проявом ефекту подієвої пам'яті.

Отже, побудована економетрична модель є адекватною і високоточною. Вона довела незворотність структурних зрушень на ринку та виявила парадоксальні механізми ціноутворення в умовах шоку. Розуміння цих інерційних та нелінійних механізмів відкриває шлях до сценарного прогнозування майбутньої поведінки ринку.

2.3. Сценарне прогнозування ринкової активності на основі виявлених тенденцій

Побудована у попередньому підрозділі багатофакторна регресійна модель дозволила глибоко пояснити природу ринкової поведінки та кількісно виміряти силу впливу екзогенних факторів, таких як ціна, дефіцит та інформаційний фон, на обсяги споживчого попиту. Проте для прийняття стратегічних управлінських рішень, наприклад планування складських запасів імпортерами чи дистриб'юторами, необхідним є перехід від ретроспективного пояснення до предиктивного прогнозування.

В умовах ринку, що функціонує під впливом макроекономічних шоків, формування єдиного точкового прогнозу є математично некоректним через надвисоку волатильність середовища. Тому в економічній кібернетиці для таких систем застосовується метод сценарного прогнозування. Сценарний підхід дозволяє змодельовати діапазон можливих станів ринку за умов різної інтенсивності зовнішніх подразників, базуючись на екстраполяції виявлених часових трендів.

Для розробки прогнозів на перше півріччя 2025 року було проведено тестування кількох класів математичних трендових моделей, які описують динаміку сукупного імпорту (Y) як функцію від фактора часу (t , де $t = 1 \dots 36$ - місяці досліджуваного періоду 2022-2024 років).

Першою було протестовано базову лінійну модель. Рівняння тренду набуло такого вигляду:

$$Y(t) = 303,83 \cdot t - 1373,39 \quad (2.3)$$

Економічний зміст лінійної моделі полягає у відображенні усередненої траєкторії розвитку ринку без урахування різких шоківих коливань. Коефіцієнт при змінній t свідчить про наявність стійкого загального тренду до зростання ємності ринку в середньому на 303,83 млн грн щомісяця. Однак показник адекватності цієї моделі є відносно низьким ($R^2 = 0,4505$). Лінійна функція суттєво «згладжує» піки попиту під час блекаутів, тому вона описує лише 45% реальної варіації даних і може використовуватися виключно для побудови консервативних прогнозів у разі повної стабілізації енергосистеми.

Для врахування прискорення ринкової динаміки було застосовано поліноміальну модель 2-го ступеня, або параболічний тренд:

$$Y(t) = 10,16 \cdot t^2 - 71,92 \cdot t + 1006,33 \quad (2.4)$$

Завдяки наявності квадратичного члена (t^2), ця функція краще описує прогресивне розширення ринку ($R^2 = 0,4939$), зумовлене масовим переходом споживачів на акумуляторні системи у 2024 році.

Найвищу прогностичну точність серед перевірених часових функцій продемонструвала поліноміальна модель 4-го ступеня [13]:

$$Y(t) = -0,1949 \cdot t^4 + 14,731 \cdot t^3 - 353,31 \cdot t^2 + 3126,4 \cdot t - 5951,3 \quad (2.5)$$

Показник надійності апроксимації склав $R^2 = 0,6046$. З суто математичної точки зору, саме поліном четвертого ступеня (рівняння 2.5) найкраще описує історичну циклічність ринку. Проте моделі високих ступенів є нестабільними для екстраполяції у майбутнє. Тому для візуалізації базових тенденцій та подальшого сценарного прогнозування (Рис. 2.1) доцільно використовувати порівняння лінійного тренду та більш стійкої поліноміальної моделі 2-го ступеня (рівняння 2.4), крива якої з достатньою точністю ($R^2 = 0,4939$) огинає цикли ажіотажного попиту: «генераторний бум» кінця 2022 року та «хвилю портативних станцій» літа 2024 року, підтверджуючи наявність інерційної пам'яті ринку, виявленої раніше в регресійній моделі.

Слід зазначити, що коефіцієнти детермінації для трендових моделей (0,45 – 0,60) об'єктивно нижчі за показник побудованої у підрозділі 2.2 багатофакторної регресії ($R^2 = 0,8534$). Це фундаментально підтверджує, що поведінка споживачів на цьому ринку диктується не стільки фактором часу, скільки реальними економічними, зокрема ціною, та інфраструктурними факторами, як-от дефіцит. Проте для задач екстраполяції у майбутнє саме трендові функції є безальтернативним базисом.

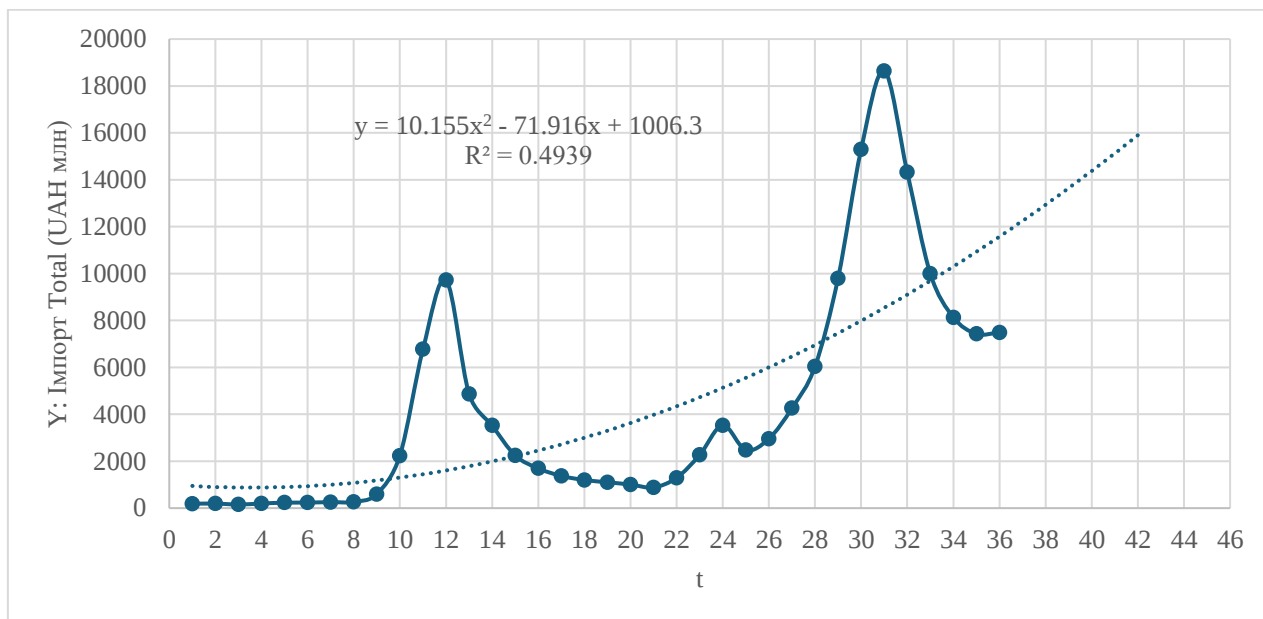


Рис. 2.1. Апроксимація динаміки ринку засобів енергонезалежності лінійними та поліноміальними трендовими моделями

На основі розрахованих математичних моделей було сформовано два ключові сценарії еволюції ринкового попиту на перше півріччя 2025 року (періоди прогнозування $t = 37 \dots 42$). Результати розрахунків зведено у таблицю 2.5.

1. Консервативний сценарій, що базується на лінійній моделі. Він передбачає поступову інфраструктурну стабілізацію та відсутність нових масованих шоків. Попит переходить у фазу органічного, лінійного зростання. Він формуватиметься переважно за рахунок потреби в сервісному обслуговуванні, заміні зношеного обладнання, як-от генераторів, куплених у 2022 році, та плановому підключенні нових домогосподарств.

2. Інерційний сценарій, який базується на поліноміальній моделі 2-го ступеня. Він розглядається як найбільш реалістичний в умовах тривалої турбулентності. Він екстраполює кумулятивний ефект «пам'яті» споживачів та враховує прискорення попиту на екологічні акумуляторні системи, що спостерігалось у 2024 році.

Таблиця 2.5

Сценарний прогноз обсягів імпорту засобів енергонезалежності на I
півріччя 2025 року (млн грн)

Місяць / Рік	Індекс періоду (t)	Консервативний сценарій (лінійний тренд)	Інерційний сценарій (поліноміальний тренд)	Відхилення між сценаріями
Січень 2025	37	9 868,32	12 248,04	+2 379,72
Лютий 2025	38	10 172,15	12 937,77	+2 765,62
Березень 2025	39	10 475,98	13 647,81	+3 171,83
Квітень 2025	40	10 779,81	14 378,17	+3 598,36
Травень 2025	41	11 083,64	15 128,83	+4 045,19
Червень 2025	42	11 387,47	15 899,80	+4 512,33

Джерело: сформовано на основі власних прогнозних розрахунків у середовищі MS Excel

Аналіз прогнозних сценаріїв демонструє суттєве розширення ємності ринку. Навіть за умов оптимістичного, тобто консервативного щодо попиту, розвитку подій, до літа 2025 року обсяг ринку сягне позначки в 11,39 млрд грн на місяць. Інерційний сценарій прогнозує зростання до майже 15,90 млрд грн.

Значний статистичний розрив, що становить понад 4,5 млрд грн наприкінці півріччя, виникає через те, що поліноміальна модель кількісно враховує незворотність структурного зсуву: споживачі, які вже інтегрували базові автономні системи, прагнуть до масштабування своїх рішень шляхом купівлі додаткових АКБ, сонячних панелей чи інтеграції в систему «розумного дому».

Реалізація змодельованих прогнозів піддається впливу низки ризик-факторів, серед яких ключовим є інституційний ризик, такий як зміни у митній та податковій політиці або скасування нульового ПДВ, та валютний ризик через можливу девальвацію національної валюти, що здатний штучно уповільнити фізичні обсяги імпорту через досягнення «цінової стелі» платоспроможності населення. Водночас випереджаючим індикатором для бізнесу, що дозволить оперативно коригувати товарні запаси в межах визначеного сценарного коридору, повинні слугувати показники цифрового інтересу, які довели свою високу кореляцію з реальним попитом.

Висновки до Розділу 2

1. Емпіричний аналіз ринку засобів енергонезалежності виявив еволюцію ринкової поведінки, що пройшла три стадії: від неконтрольованого «ажіотажу виживання» з домінуванням паливних генераторів у 2022 році до раціонального технологічного заміщення шляхом переходу до портативних зарядних станцій та систем LiFePO₄ у 2024 році. Зміна парадигми споживання детермінована інфраструктурними обмеженнями урбанізації, еволюцією технологій та усвідомленням вищої операційної ефективності екологічних рішень.

2. Побудована багатофакторна регресійна модель доводить, що понад 85% варіації попиту пояснюється сукупною дією цінових чинників, рівня дефіциту потужності та цифрових факторів. Виявлено економічну аномалію «парадоксу дефіцитного попиту», коли різке зростання цін виступає не бар'єром для покупки, а каталізатором ажіотажу ($r = 0,8860$). Наявність значної автокореляції залишків

моделі, де критерій Дарбіна-Уотсона $DW < 1$, математично підтверджує яскраво виражену інерційність ринку та наявність у споживачів «подієвої пам'яті».

3. Сценарне прогнозування за допомогою лінійних та поліноміальних трендових моделей підтвердило незворотність структурної трансформації ринку. Навіть за консервативним сценарієм ємність ринку до середини 2025 року перевищить 11,3 млрд грн на місяць. Ефективне оперування в таких умовах вимагає від бізнесу відмови від традиційного «ручного» прогнозування та переходу до використання автоматизованих ІТ-систем предиктивної аналітики, архітектура яких буде запропонована в наступному розділі роботи.

РОЗДІЛ 3. ПРОЄКТУВАННЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ СТАТИСТИЧНОГО ПРОГНОЗУВАННЯ «MARKETPREDICT»

3.1. Бізнес-модель та функціональні вимоги до інформаційно-аналітичної системи

Результати, отримані в ході економетричного моделювання у другому розділі, переконливо доводять високу ефективність математичних методів для аналізу ринкової поведінки споживачів в умовах макроекономічних шоків. Побудовані багатофакторні та трендові моделі дозволили кількісно оцінити вплив дефіциту, цін та інформаційного фону на обсяги імпорту. Проте, як було встановлено під час огляду існуючого програмного забезпечення (підрозділ 1.3), на ринку існує гострий дефіцит доступних прикладних рішень для малого та середнього бізнесу (SME). Класичні системи, наприклад IBM SPSS, є надмірно складними та вимагають залучення вузькопрофільних фахівців, зокрема Data Scientists, для написання коду, калібрування алгоритмів та перевірки статистичних гіпотез.

З метою усунення цього технологічного розриву пропонується проєкт нової інформаційно-аналітичної системи під робочою назвою «MarketPredict». Архітектурно система проєктується у форматі хмарного вебсервісу за моделлю SaaS (Software as a Service - програмне забезпечення як послуга). Вибір моделі SaaS обґрунтовується тим, що вона дозволяє клієнтам уникнути капітальних витрат (CAPEX) на розгортання власних серверів та купівлю дорогих ліцензій. Головна місія стартапу полягає у демократизації складних математичних алгоритмів шляхом їх глибокої автоматизації «під капотом» системи. Користувачу, маркетологу або власнику бізнесу, достатньо завантажити історичні дані про продажі, щоб система самостійно підібрала оптимальну модель, зокрема регресію чи ARIMA, і видала готовий інтерактивний прогноз.

Проєктування будь-якого інноваційного ІТ-продукту має починатися з формалізації його бізнес-логіки. В умовах цифрової економіки класичні

багатосторінкові бізнес-плани втрачають свою ефективність через надмірну статичність. Тому для концептуального проектування було використано методологію Business Model Canvas, тобто шаблон бізнес-моделі Остервальдера-Піньє [12]. Цей інструмент стратегічного управління дозволяє у стислій, візуальній формі описати всі ключові аспекти функціонування майбутньої системи як комерційного продукту, виявити потенційні ризики та точки зростання. Візуальне моделювання виконано за допомогою спеціалізованого хмарного CASE-інструменту draw.io [25].

Спроектowana бізнес-модель системи «MarketPredict» охоплює дев'ять фундаментальних і взаємопов'язаних блоків:

1. Ціннісна пропозиція. Це ядро продукту, яке пояснює, яку саме проблему клієнта вирішує сервіс. Головна цінність - автоматизація складних статистичних обчислень. Замість ручного аналізу в Excel клієнт отримує високоточне прогнозування попиту на основі просунутих математичних моделей. Для бізнесу це конвертується у пряму фінансову вигоду: зниження витрат на утримання неліквідних складських запасів задля боротьби з ефектом "бичачого батога" у ланцюгах постачання та мінімізацію втраченої вигоди під час різких стрибків попиту, що було яскраво продемонстровано на прикладі ринку засобів енергонезалежності. Додатковою цінністю є безшовна інтеграція через API з існуючими CRM-системами клієнта, що зводить ручну роботу з даними до нуля.

2. Споживчі сегменти. Визначає цільову аудиторію продукту. Основним сегментом виступають маркетингові та консалтингові агенції, а також локальні мережі рітейлу і платформи електронної комерції, які оперують значними масивами транзакційних даних, але не мають власного штату аналітиків. Додатковими сегментами визначено приватні медичні заклади для прогнозування сезонного попиту на послуги та девелоперські компанії для моделювання динаміки попиту на нерухомість залежно від макроекономічних індикаторів.

3. Канали збуту. Описує шляхи донесення ціннісної пропозиції до клієнта. Для корпоративних клієнтів передбачено прямі B2B-продажі з демонстрацією продукту. Для масового залучення SME планується використовувати контент-маркетинг, зокрема публікацію аналітичних кейсів на профільних ресурсах, таргетовану рекламу в ділових мережах, таких як LinkedIn, та партнерські програми з розробниками популярних CRM-систем для крос-продажів.

4. Взаємовідносини з клієнтами. Економіка SaaS-продуктів базується на утриманні користувачів. Для базових тарифів передбачено повністю автоматизований онбординг - реєстрація, навчання через інтерактивні підказки та оплата відбуваються без участі менеджера. Для утримання клієнтів створюється детальна база знань, відеоінструкції та технічна підтримка 24/7 за допомогою інтегрованих Telegram-ботів. Корпоративним клієнтам надається виділений акаунт-менеджер.

5. Структура доходів. Монетизація проєкту базується на змішаній моделі. Основним джерелом є рекурентні платежі за SaaS-підписку, розбиту на рівні, такі як базовий, професійний та корпоративний, залежно від функціоналу. Крім того, впроваджується тарифікація за обсяг оброблених даних або кількість API-запитів (модель Pay-as-you-go), що дозволяє масштабувати доходи паралельно зі зростанням бізнесу клієнта. Додатковим джерелом є одноразові платежі за кастомну інтеграцію та налаштування алгоритмів під специфічні ERP-системи великих замовників.

6. Ключові ресурси. Активи, необхідні для функціонування бізнесу. Інтелектуальним ядром є власні математичні моделі та адаптовані алгоритми машинного навчання (ML). Фізичним та технологічним ресурсом виступає масштабована хмарна інфраструктура, зокрема сервери та хмарні бази даних. Людським ресурсом є висококваліфікована команда: Data Scientists, Backend/Frontend розробники та фахівці з DevOps.

7. Ключові види діяльності. Операційні процеси, без яких система не зможе існувати. Це насамперед безперервне навчання та тюнінг прогностичних моделей на нових даних; розробка та оновлення програмного коду, включаючи підтримку інфраструктури та покращення UX/UI інтерфейсу; автоматизація парсингу відкритих ринкових даних, наприклад інтеграцію з API Google Trends; а також забезпечення суворой інформаційної безпеки та конфіденційності завантажених клієнтських датасетів.

8. Ключові партнери. Мережа постачальників та партнерів, що забезпечують стабільність бізнес-моделі. Сюди входять хмарні провайдери, такі як AWS, Microsoft Azure або Google Cloud, на чиїх потужностях розгортається сервіс. Стратегічно важливим є партнерство з розробниками популярних облікових систем, зокрема 1C, Salesforce, Odoo та Creatio, для швидкої розробки конекторів. Також до партнерів належать зовнішні аналітичні агенції для збагачення моделей зовнішніми макроекономічними даними.

9. Структура витрат. Блок описує найбільш значні фінансові витрати. У SaaS-бізнесі левову частку витрат становить фонд оплати праці (ФОП) R&D-команди та розробників [19]. До постійних витрат належить оренда хмарних обчислювальних потужностей. Значними також є маркетингові витрати на залучення клієнтів (метрика Customer Acquisition Cost - SAC) та ліцензійні платежі за використання пропрієтарних сторонніх баз даних чи API.

Детальна розробка бізнес-моделі дозволила перейти до формування чіткого реєстру функціональних вимог до інформаційної системи. Для того щоб реалізувати заявлену ціннісну пропозицію, система «MarketPredict» повинна задовольняти наступні технічні та функціональні критерії:

MarketPredict - The Business Model Canvas

Key Partners - Провайдери хмарних сервісів (AWS, Microsoft Azure, Google Cloud). - Постачальники "Big Data" та зовнішні аналітичні агенції (для збагачення моделей даними). - Розробники популярних CRM/ERP систем (Salesforce, Odoo, Creatio) для створення конекторів. - Університети та дослідницькі центри (для залучення талантів та R&D).	Key Activities - Безперервне навчання, тестування та тюнінг прогностичних моделей. - Автоматизований збір та парсинг відкритих ринкових даних (з використанням антидетект-рішень для безперервної роботи). - Розробка та оновлення програмного забезпечення (UX/UI, оптимізація швидкості). - Забезпечення безпеки та конфіденційності клієнтських даних. - Підприємство та активний пошук нових клієнтів. Key Resources - Математичні моделі та запатентовані алгоритми машинного навчання. - Масштабована хмарна інфраструктура (сервери, бази даних, сховища). - Історичні масиви даних (Data Lakes) для навчання моделей. - Висококваліфікований персонал (Data Scientists, Backend/Frontend розробники, DevOps).	Value Propositions - Автоматизація складних статистичних обчислень без потреби наймати штатних Data Scientists. - Високоточне прогнозування на основі просунутих математичних моделей (ARIMA, регресійний аналіз). - Зниження витрат на утримання неліквідних складських запасів. - Інтерактивні та зрозумілі дашборди для прийняття миттєвих управлінських рішень. - Безшовна інтеграція (API) з існуючими CRM та ERP системами клієнта.	Customer Relationships - Повністю автоматизований онбординг (Self-service) для базових тарифів. - Виділені акаунт-менеджери для Enterprise-клієнтів. - Технічна підтримка 24/7 (через тикет-систему та інтегрованих Telegram-ботів). - Детальна база знань, відеоінструкції та документація по API. - Регулярні email-розсилки з оновленнями алгоритмів та новими функціями. Channels - Прямі B2B-продажі (Enterprise sales). - Контент-маркетинг (публікація кейсів на профільних ресурсах, білі книги, дослідження). - SEO-оптимізація та таргетована реклама в LinkedIn. - Партнерські програми з інтеграторами CRM-систем. - Проведення безкоштовних вебінарів із демонстрацією можливостей платформ.	Customer Segments - Маркетингові та консалтингові агенції (B2B сегмент). - Мережі рітейлу (FMCG) та супермаркети. - E-commerce платформи та великі маркетплейси. - Приватні медичні центри та стоматологічні клініки (наприклад, для прогнозування сезонного попиту на дорогі матеріали, ортодонтичні чи хірургічні послуги). - Девелоперські компанії (прогнозування попиту на нерухомість).
Cost Structure - Оплата хмарних обчислювальних потужностей та хостингу. - Фонд оплати праці (ФОП) команди розробки та підтримки. - Витрати на залучення клієнтів (Customer Acquisition Cost) — маркетинг і реклама. - Ліцензійні платежі за використання сторонніх бібліотек та баз даних. - Юридичний супровід та податки.	Revenue Streams - SaaS-підписка (базовий, професійний, корпоративний тарифи). - Плата за обсяг оброблених даних (Pay-as-you-go) понад ліміти підписки. - Одноразові платежі за кастомну інтеграцію та налаштування під специфіку клієнта. - Продаж готових аналітичних звітів з агрегованими та знеособленими даними по ринку.			

Рис. 3.1. Бізнес-модель інформаційно-аналітичної системи MarketPredict (Business Model Canvas)

1. Модуль управління даними. Система повинна забезпечувати гнучкість введення даних. Користувач повинен мати змогу самостійно завантажувати плоскі файли, такі як історичні масиви продажів та цінові ряди, у поширених форматах .csv або .xlsx. Крім того, модуль має підтримувати автоматизовану синхронізацію через REST API з існуючими CRM-системами компанії для оновлення датасетів у режимі реального часу без участі оператора.

2. Модуль статистичного аналізу та препроцесингу. Це математичне «серце» системи. Після отримання даних модуль повинен автоматично провести їх попередню обробку, тобто описативний аналіз: виявити перепуски, ідентифікувати та обробити статистичні викиди, що є критичним для коректного моделювання «шокових» ринків. Далі модуль має запустити пайплайн автоматичного машинного навчання (AutoML), який самостійно протестує кілька алгоритмів, наприклад ARIMA чи

поліноміальну регресію, і застосує ту модель, яка демонструє найвищий показник точності (R^2 або мінімальну RMSE).

3. Модуль візуалізації. Усі складні математичні обчислення повинні бути приховані від користувача. Результатом роботи системи має бути генерація інтуїтивно зрозумілих, інтерактивних дашбордів. Візуалізація повинна включати графіки історичної динаміки, поліноміальні тренди прогнозу, діаграми еластичності попиту та індикатори ключових ринкових відхилень.

4. Модуль генерації звітів та експорту. Зважаючи на потреби корпоративного сектору, користувач повинен мати можливість в один клік вивантажити згенеровані прогнози та текстові аналітичні висновки у форматі презентаційних PDF-звітів або сирих Excel-таблиць для подальшої фінансової аналітики всередині компанії.

5. Система критичних сповіщень. Система повинна працювати у фоновому режимі та здійснювати постійний моніторинг ринкових патернів. У разі виявлення алгоритмами машинного навчання різких аномалій у тенденціях поведінки споживачів, наприклад при сплеску інтересу на 200%, що передує ажіотажному попиту, тригерна система повинна автоматично формувати і надсилати сповіщення у вигляді Push-повідомлень або повідомлень у Telegram відповідальному менеджеру.

6. Модуль адміністрування та доступу. Для забезпечення безпеки архітектура повинна підтримувати реєстрацію, авторизацію, розподіл ролей, таких як адміністратор, аналітик чи переглядач. Через захищений особистий кабінет клієнт повинен мати змогу самостійно управляти своїми підписками, лімітами обробки даних та API-ключами.

Формалізація бізнес-моделі та детальний опис функціональних вимог формують повноцінне технічне завдання (ТЗ) на розробку. Для переведення цих текстових та бізнес-вимог у площину інженерних IT-рішень, у наступному

підрозділі буде проведено глибокий системний аналіз та візуальне моделювання архітектури продукту за допомогою стандартів структурного проєктування.

3.2. Системний аналіз та моделювання архітектури

Перехід від сформульованих бізнес-вимог до безпосередньої програмної розробки вимагає створення чіткої та однозначної архітектурної моделі системи. Оскільки інформаційно-аналітична система «MarketPredict» поєднує в собі складні математичні алгоритми, інтеграцію із зовнішніми джерелами даних та інтерфейси взаємодії з користувачем, її проєктування здійснено з використанням методологій структурного системного аналізу. Це дозволяє декомпонувати складну систему на керовані підсистеми, описати логіку виконання функцій та відстежити маршрутизацію потоків інформації.

На першому етапі системного аналізу було побудовано трирівневу функціональну діаграму (FDD). Вона відображає загальну ієрархічну структуру модулів системи, розбиваючи глобальне завдання прогнозування на конкретні підпроцеси.

Як видно з діаграми функціональної декомпозиції, архітектура системи складається з чотирьох базових гілок:

1. Управління даними та інтеграція, що відповідає за імпорт датасетів у форматах .csv і .xlsx та отримання даних через API з клієнтських CRM-систем;
2. Статистичне моделювання, яке є математичним ядром і включає аналіз історичних масивів, очищення їх від викидів, побудову регресійних моделей та розрахунок прогнозів;
3. Візуалізація та звітність, що охоплює генерацію дашбордів та експорт у PDF/Excel;

4. Адміністрування та сповіщення для управління SaaS-тарифами та моніторингу аномалій із відправкою алертів у Telegram.

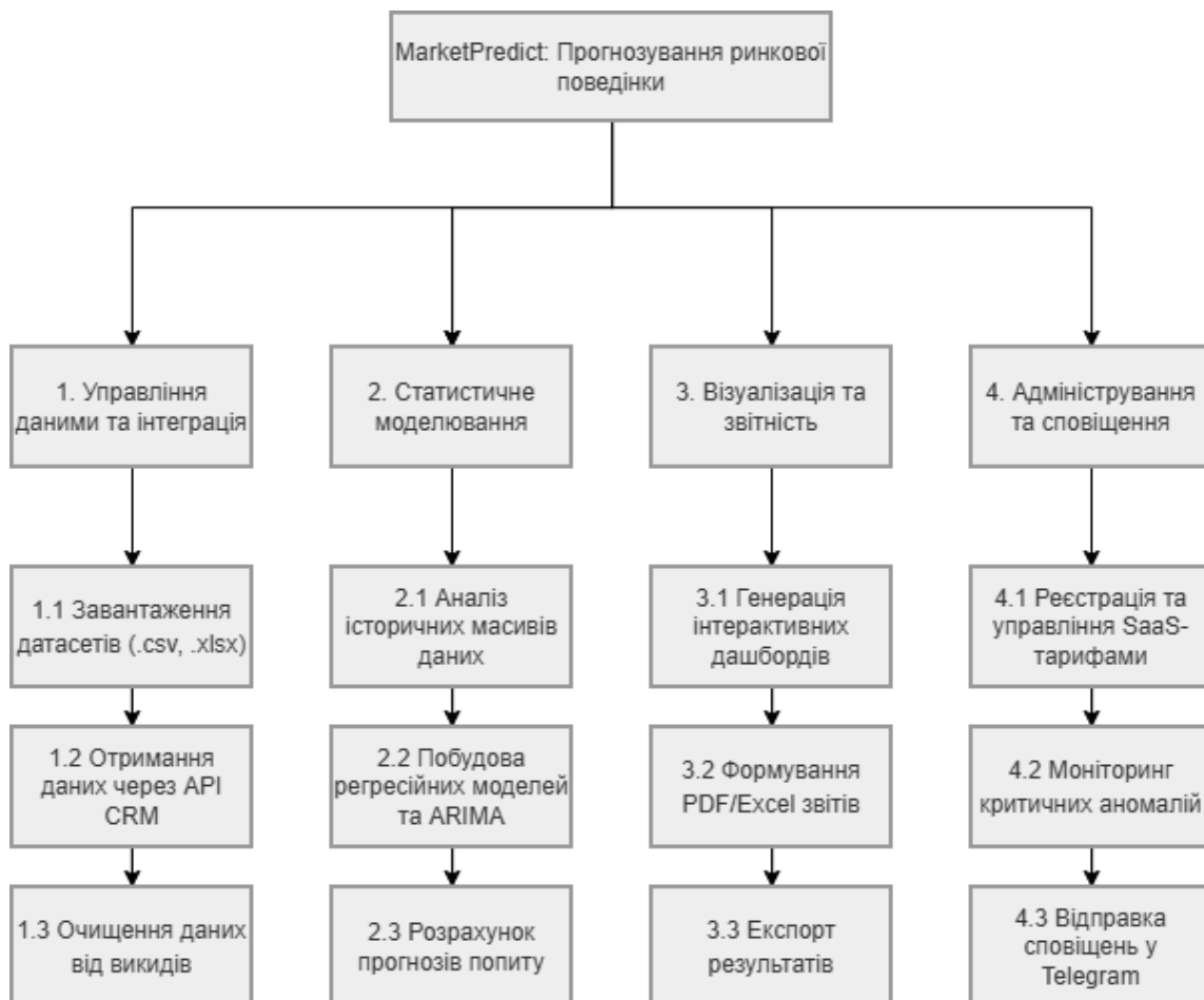


Рис. 3.2. Ієрархічна функціональна діаграма (FDD) модулів системи MarketPredict

Для детального опису взаємодії цих модулів, а також визначення механізмів управління та ресурсів, використано методологію функціонального моделювання SADT (стандарт IDEF0) [10]. Контекстна діаграма (рівень A-0) описує систему як єдиний цілісний макропроцес, що взаємодіє із зовнішнім середовищем.

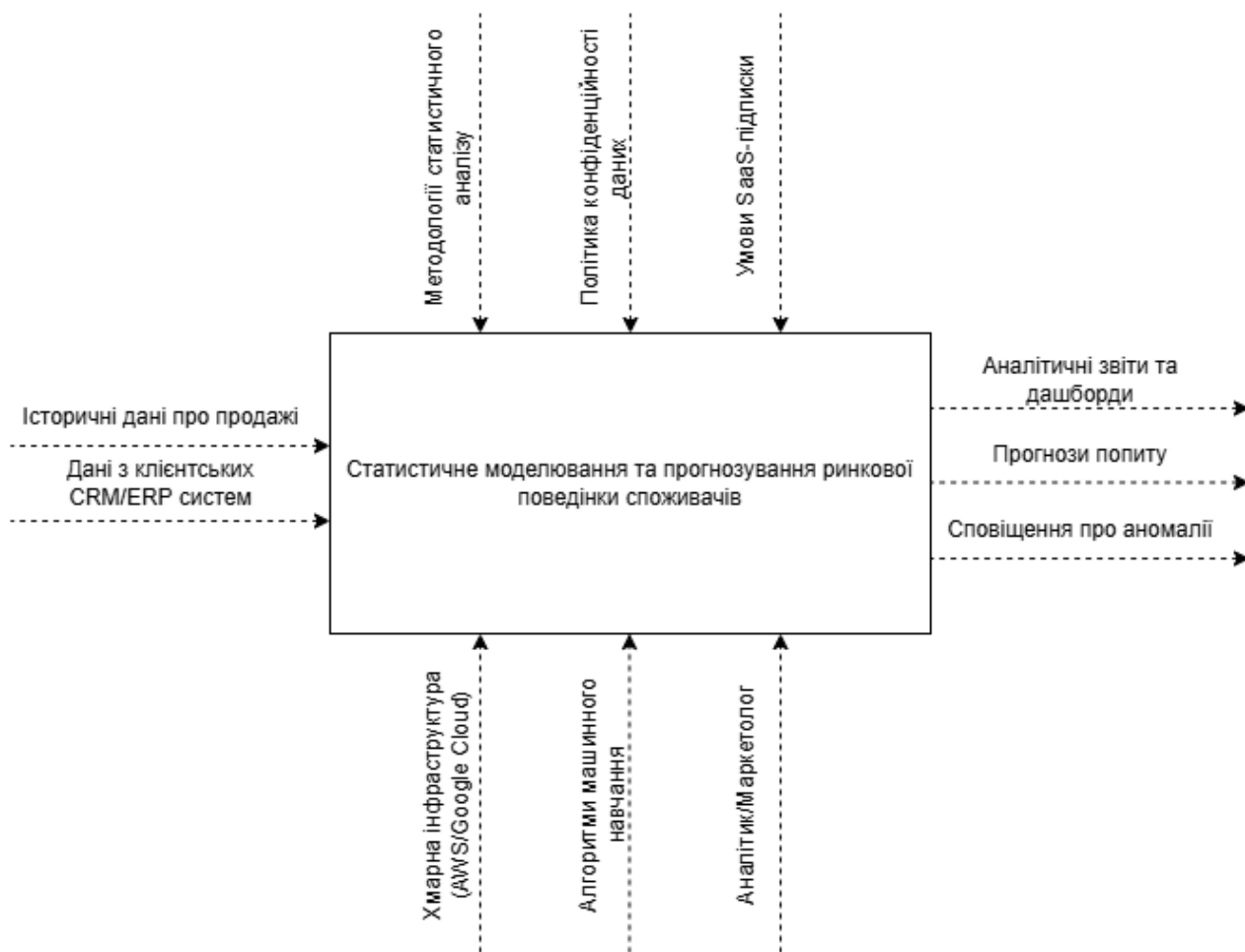


Рис. 3.3. Контекстна SADT-модель (рівень A-0) системи MarketPredict

У контекстній моделі глобальний процес «Статистичне моделювання та прогнозування ринкової поведінки споживачів» формалізовано через чотири типи інтерфейсних дуг:

- Входи: Сирі «Історичні дані про продажі» та «Дані з клієнтських CRM/ERP систем», які підлягають обробці.
- Виходи: Кінцевий результат роботи системи - «Аналітичні звіти та дашборди», безпосередньо кількісний «Прогноз попиту» та тригерні «Сповіщення про аномалії».
- Управління: Правила та обмеження, що регулюють процес. До них належать «Методології статистичного аналізу» тобто математичні

правила застосування МНК, ARIMA тощо, жорстка «Політика конфіденційності даних» та «Умови SaaS-підписки», які обмежують обсяги обчислень для користувача.

- Механізми: Ресурси, що виконують роботу: «Хмарна інфраструктура (AWS/Google Cloud)», «Алгоритми машинного навчання» та безпосередньо користувач - «Аналітик/Маркетолог».

Декомпозиція контекстної діаграми на нульовий рівень (A0) розкриває внутрішню логіку системи. Процес розбивається на послідовні етапи:

- 1) Збір та підготовка даних;
- 2) Математичне моделювання;
- 3) Візуалізація результатів;
- 4) Адміністрування системи.

Кожен з етапів передає проміжні результати наступному, наприклад структурований датасет передається від першого блоку до другого.

Оскільки науковим ядром розроблюваної системи є математичний апарат, детальній декомпозиції (рівень A2) було піддано блок «Математичне моделювання». Саме тут реалізується логіка, апробована під час економетричного дослідження ринку засобів енергонезалежності у розділі 2.

Діаграма A2 розкриває покроковий алгоритм обчислень:

1. Фільтрація та очищення даних: Усунення статистичних викидів, що є критичним для адекватного моделювання «шокових» піків попиту.
2. Застосування прогностичних моделей: Робота предиктивних алгоритмів. Згідно з моделлю, управління цим блоком здійснюється через виклик відповідних алгоритмів машинного навчання (ML) та моделей ARIMA/регресії.

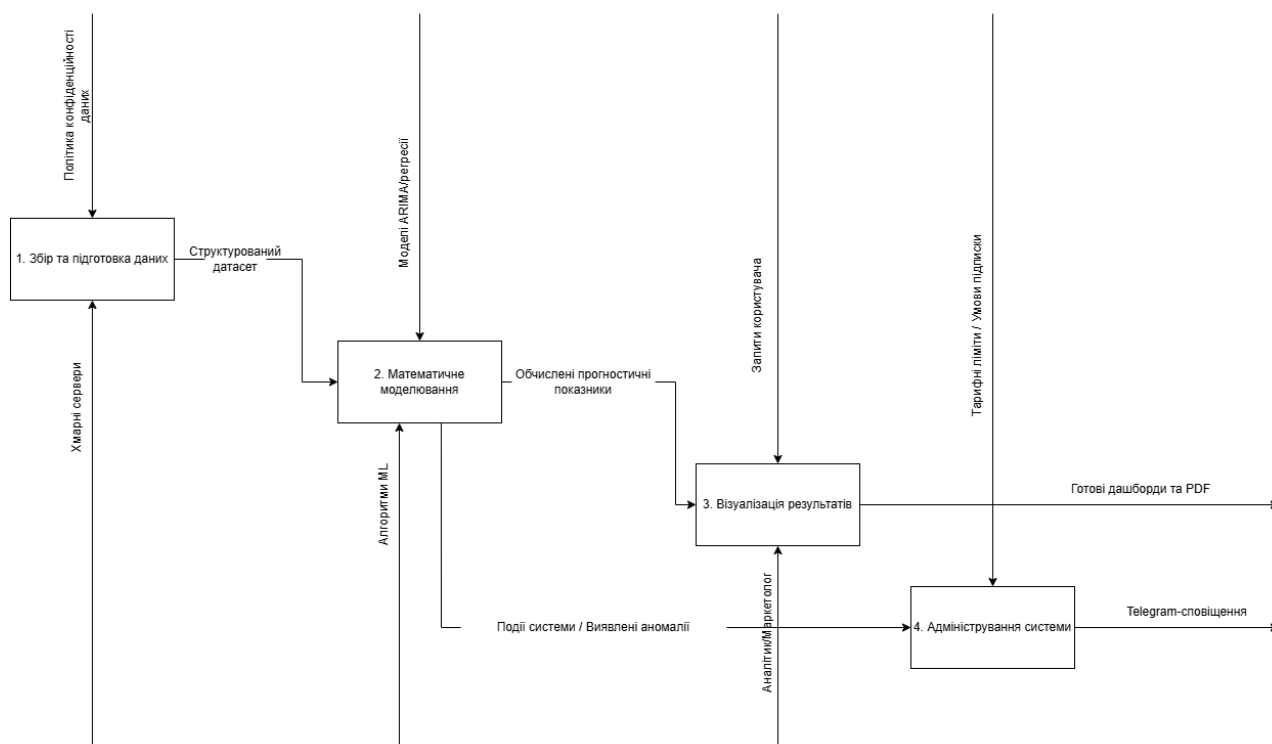


Рис. 3.4. Декомпозиція системи на рівні А0 (головні процеси)

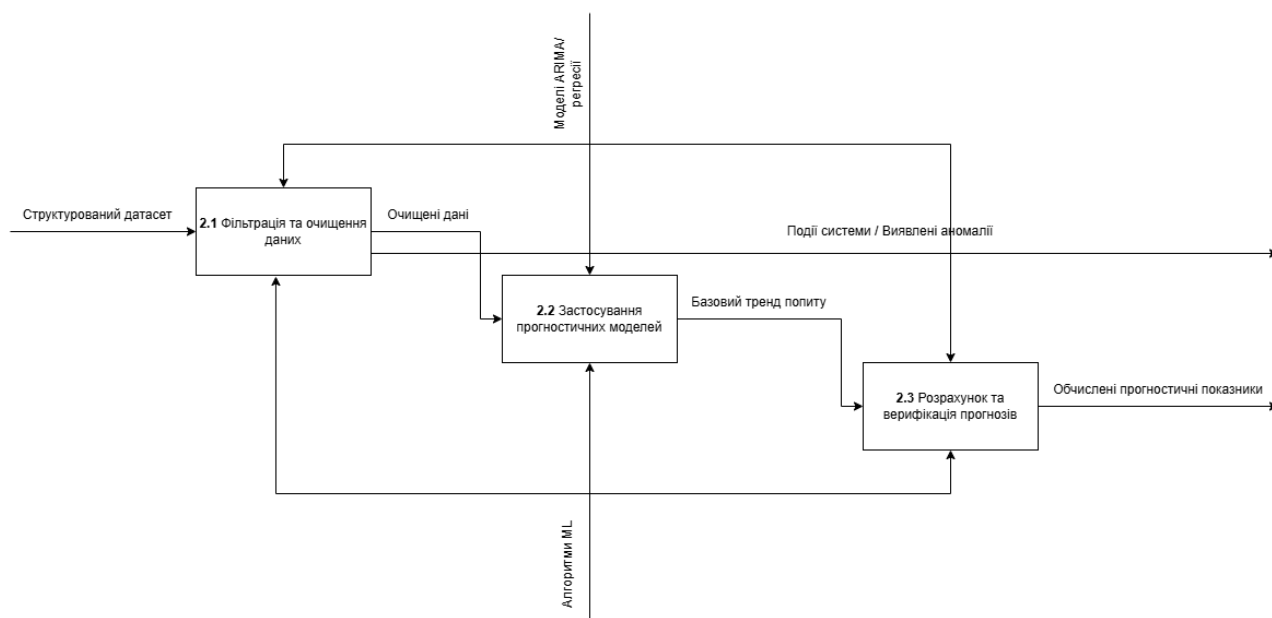


Рис. 3.5. Деталізація етапу математичного моделювання (SADT-модель рівня А2)

3. Розрахунок та верифікація прогнозів: Система застосовує статистичні тести для перевірки адекватності базового тренду. Лише після успішної машинної верифікації обчислені показники надходять на вихід.

Якщо методологія SADT фокусується на функціях та управлінні, то для проєктування баз даних критично важливо розуміти, як інформація фізично зберігається та переміщується між процесами. З цією метою було використано методологію моделювання потоків даних DFD [44].

Проєктування потоків даних розпочинається з побудови контекстної DFD-діаграми. Вона відображає інформаційну систему як єдиний макропроцес «0. Система MarketPredict» та демонструє її глобальну взаємодію із зовнішніми сутностями, тобто джерелами та приймачами інформації.

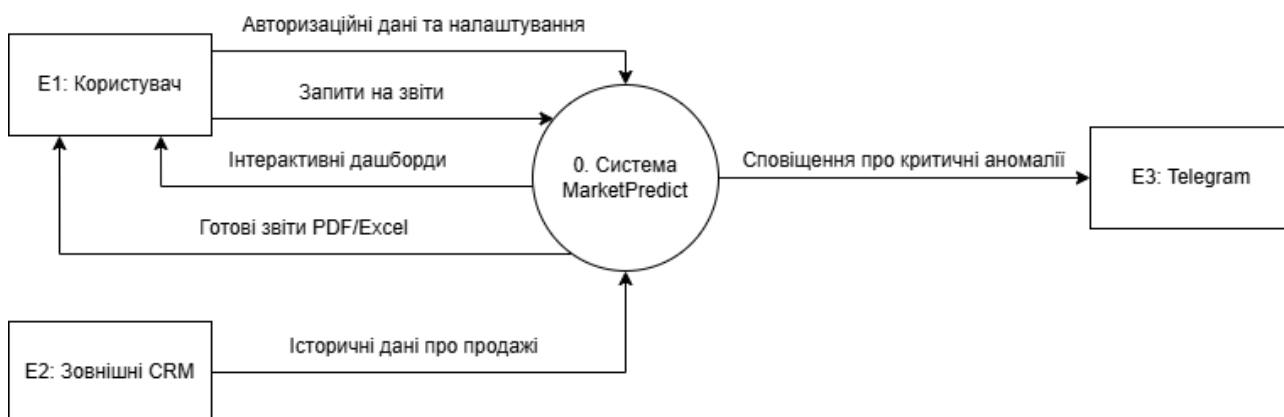


Рис. 3.6. Контекстна DFD-діаграма взаємодії системи із зовнішнім середовищем

На контекстній діаграмі ідентифіковано три ключові зовнішні сутності: «Користувач», який подає запити на звіти, надсилає авторизаційні дані та отримує готові дашборди, «Зовнішні CRM», що виступають автоматизованим джерелом історичних даних про продажі, та месенджер «Telegram» як приймач критичних сповіщень про виявлені ринкові аномалії. Сутність "Користувач" продубльовано для уникнення перетину ліній потоків даних.

Для розкриття внутрішньої архітектури «чорного ящика» побудовано DFD-діаграму нульового рівня. На ній виділено чотири головні процеси обробки та ідентифіковано чотири ключові сховища даних, які необхідні для накопичення інформації.

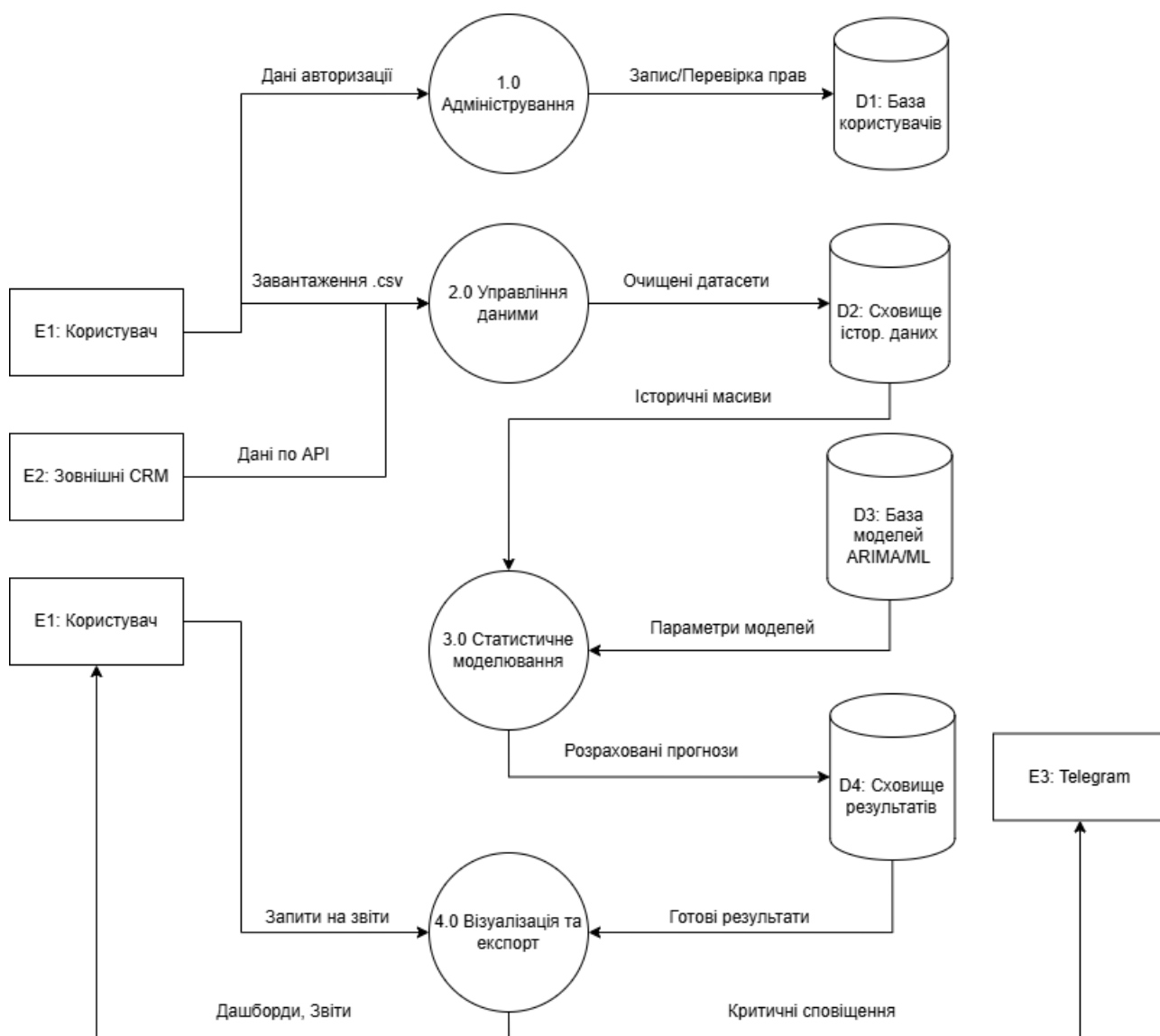


Рис. 3.7. DFD-діаграма нульового рівня системи MarketPredict із визначеними сховищами даних

На DFD-діаграмі нульового рівня чітко простежується роль кожного сховища:

- D1: База користувачів. Взаємодіє з процесом «1.0 Адміністрування», зберігаючи облікові записи та рівні підписок.
- D2: Сховище історичних даних. Накопичує сирі та очищені масиви (датасети) від процесу «2.0 Управління даними». Ці дані слугують паливом для економетричного аналізу.
- D3: База моделей ARIMA/ML. Сховище параметрів навчених математичних моделей. Воно підключається безпосередньо до процесу статистичного моделювання.
- D4: Сховище результатів. Накопичує фінальні розраховані прогнози, які згодом вилучаються процесом «4.0 Візуалізація та експорт» для формування PDF-звітів.

Оскільки найскладнішим обчислювальним етапом є «3.0 Статистичне моделювання», для нього розроблено логічну декомпозицію DFD першого рівня.

Ця діаграма відображає покроковий рух потоків даних усередині аналітичного ядра: від вилучення історичного масиву зі сховища D2 та застосування параметрів алгоритмів зі сховища D3, до запису обчислених та верифікованих прогнозних показників у базу результатів D4.

Таким чином, проведене структурне моделювання за допомогою інструментарію SADT та DFD дозволило повністю формалізувати архітектуру майбутнього програмного продукту. Опис функцій, потоків та місць постійного збереження інформації створює вичерпну базу для проєктування логічної моделі реляційної бази даних, що буде розглянуто в наступному підрозділі.



Рис. 3.8. DFD-діаграма першого рівня для підпроцесу статистичного моделювання

3.3. Розробка логічної моделі бази даних

Завершальним етапом інженерного проектування інформаційно-аналітичної системи «MarketPredict» є розробка логічної моделі бази даних (БД). Якщо функціональні моделі (SADT) відповідали на запитання «Як працює система?», а моделі потоків (DFD) - «Куди рухається інформація?», то логічна модель БД визначає, «Як саме дані фізично структуруються та пов'язуються між собою для довгострокового зберігання та швидкого доступу».

Оскільки система передбачає роботу з чітко структурованими транзакційними даними клієнтів, профілями користувачів та матрицями результатів, для її реалізації обрано реляційну архітектуру баз даних, наприклад PostgreSQL або MySQL. Вибір реляційної моделі обґрунтовується необхідністю жорсткого дотримання вимог ACID, що означає атомарність, узгодженість, ізолюваність та довговічність. Це гарантує, що при одночасному завантаженні масивів даних тисячами користувачів або паралельному виконанні складних аналітичних SQL-запитів, система не допустить втрати чи пошкодження інформації [24, 38].

Проектування логічної моделі здійснено за методологією «Сутність-зв'язок» (ER). Фундаментом для виділення сутностей стали чотири сховища даних D1, D2, D3 та D4, які були ідентифіковані на етапі DFD-моделювання у попередньому підрозділі. Кожне сховище було трансформовано у відповідну таблицю реляційної бази даних із визначенням первинних ключів (PK), зовнішніх ключів (FK) та типів атрибутів згідно зі стандартами проектування [23, 26].

1. «Сутність «User», що є трансформацією сховища D1 «База користувачів».

Дана таблиця призначена для зберігання облікових записів клієнтів системи та управління їхніми правами доступу.

Атрибути:

- `id_user` (тип: INT, PK) - унікальний ідентифікатор користувача.
- `full_name` (тип: VARCHAR) - ім'я та прізвище клієнта або назва компанії.
- `email` (тип: VARCHAR) - контактна адреса електронної пошти, яка слугує логіном.
- `api_key` (тип: VARCHAR) - унікальний згенерований токен для безпечної інтеграції із зовнішніми CRM-системами клієнта без передачі прямого пароля.
- `subscription_plan` (тип: VARCHAR) - рівень тарифного плану, наприклад Basic, Pro чи Enterprise, який визначає квоти на обсяг обчислень та доступ до алгоритмів.

2. «Сутність «Dataset», що є трансформацією сховища D2 «Сховище історичних даних».

Ця таблиця виступає реєстром усіх завантажених користувачами масивів даних, зокрема історичних продажів, цін та індексів пошукової активності.

Атрибути:

- `id_dataset` (тип: INT, PK) - унікальний ідентифікатор масиву даних.
- `id_user` (тип: INT, FK) - зовнішній ключ, що вказує, якому саме користувачу належить даний набір даних. Забезпечує жорстке розмежування доступу на рівні рядків.
- `upload_date` (тип: DATETIME) - точна мітка часу завантаження інформації.
- `source_type` (тип: VARCHAR) - джерело походження даних, наприклад "CSV Upload" або "API Sync".

- status (тип: VARCHAR) - поточний стан датасету, такий як "Processing", "Cleaned" чи "Error", що дозволяє відстежувати процес математичного препроцесингу.

- row_count (тип: INT) - кількість записів у датасеті для тарифікації обчислювальних потужностей.

3. «Сутність «Forecast_Model», що є трансформацією сховища D3 «База моделей ARIMA/ML».

Системний довідник, що містить реєстр доступних математичних моделей та алгоритмів машинного навчання.

Атрибути:

- id_model (тип: INT, PK) - унікальний ідентифікатор математичної моделі.

- model_name (тип: VARCHAR) - назва алгоритму, наприклад "Multiple Regression", "ARIMA" чи "Random Forest".

- algorithm_type (тип: VARCHAR) - класифікація методу на статистичний, ML або трендовий..

- default_params (тип: JSON) - гіперпараметри моделі, представлені у гнучкому форматі JSON, наприклад ступені інтегрованості p,d,q для моделей ARIMA, які передаються обчислювальному ядру Python під час запуску.

4. Сутність «Report_Result», що є трансформацією сховища D4 «Сховище результатів».

Агрегуюча таблиця, де зберігаються фінальні результати статистичного моделювання та зафіксовані системою аномалії.

Атрибути:

- id_result (тип: INT, PK) - унікальний ідентифікатор згенерованого звіту.

- `id_dataset` (тип: INT, FK) - посилання на вхідний масив даних.
- `id_model` (тип: INT, FK) - посилання на застосовану математичну модель.
- `created_at` (тип: DATETIME) - час генерації аналітичного звіту.
- `forecast_accuracy` (тип: FLOAT) - кількісна оцінка точності прогнозу за значенням R^2 , RMSE або MAPE. Цей атрибут критично важливий для реалізації логіки AutoML: система порівнює цей показник для різних моделей і виводить користувачу ту, де помилка мінімальна [36].
- `anomaly_detected` (тип: BOOLEAN) - логічний прапорець (True/False), який активується у разі виявлення "шоків" відхилень, наприклад сплеску попиту на генератори, і запускає тригер сповіщення в Telegram.

Ключовим аспектом побудови надійної бази даних є проведення процесу нормалізації. Запроектована логічна модель приведена до третьої нормальної форми (3NF) [30], що математично гарантує відсутність надмірності даних та захист від аномалій оновлення, видалення чи вставки.

1. Вимога першої нормальної форми (1NF) виконана: всі атрибути є атомарними, у таблицях відсутні масиви чи списки значень, що повторюються.
2. Вимога другої нормальної форми (2NF) виконана: таблиці мають прості первинні ключі, тому всі неключові атрибути повністю залежать від усього первинного ключа.
3. Вимога третьої нормальної форми (3NF) виконана: у моделі усунуто транзитивні залежності. Наприклад, інформація про назву та параметри моделі не дублюється щоразу у таблиці `Report_Result`, а винесена в окремий довідник `Forecast_Model` і зв'язується через ідентифікатор `id_model`.

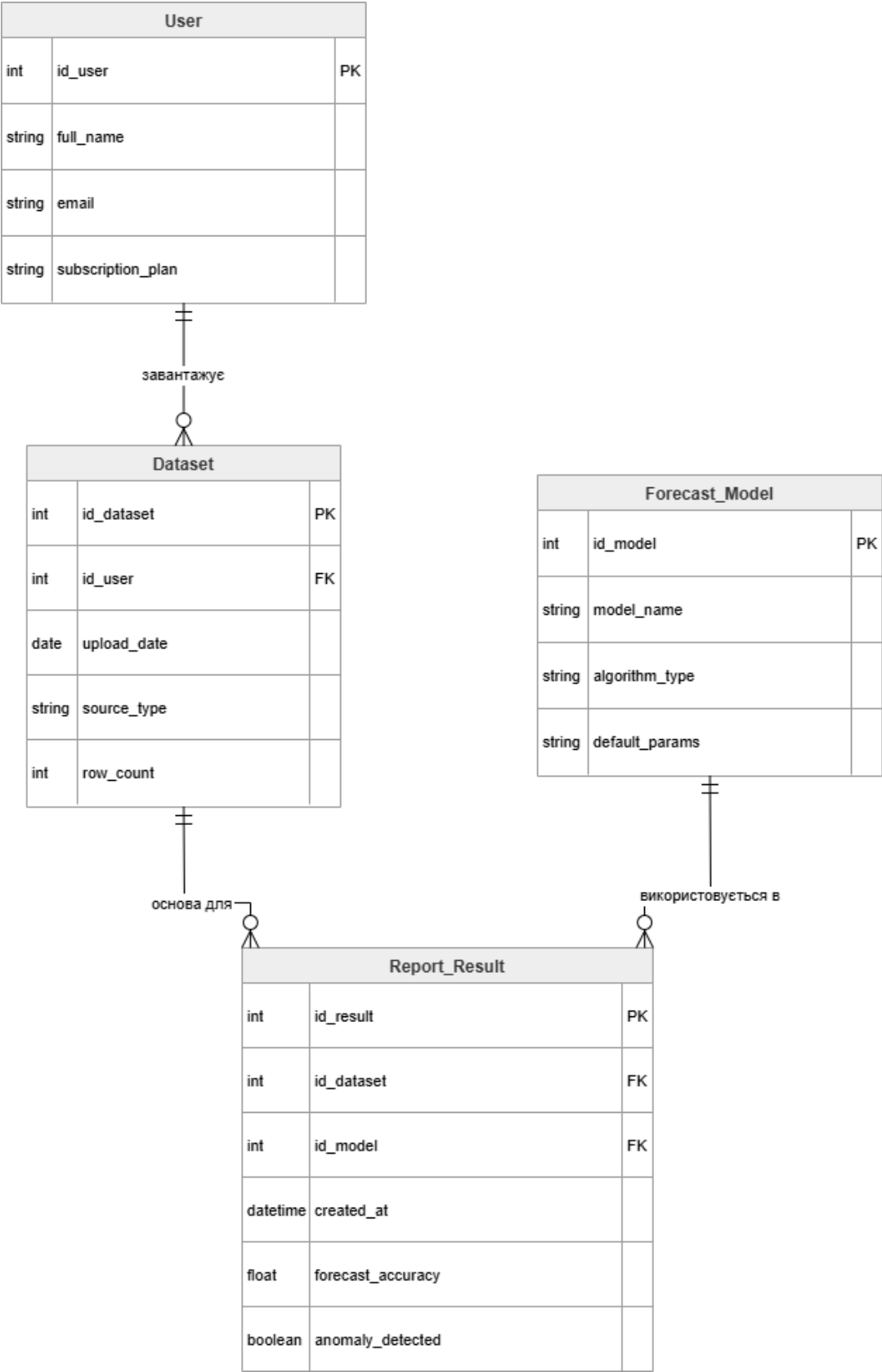


Рис. 3.9. Логічна модель бази даних (ER-діаграма) системи MarketPredict

Архітектура передбачає наступні типи логічних зв'язків між нормалізованими сутностями:

- User ↔ Dataset (зв'язок 1:N). Один користувач може завантажити безліч наборів даних, але кожен набір даних суворо належить лише одному власнику. Це реалізується через зовнішній ключ `id_user` із правилом каскадного видалення (ON DELETE CASCADE): у разі закриття акаунта клієнтом, усі його комерційні датасети автоматично знищуються з серверів системи, що гарантує дотримання політик конфіденційності (GDPR) [5].
- Dataset ↔ Report_Result (зв'язок 1:N). На основі одного набору сирих даних система може згенерувати кілька різних прогностичних звітів, використовуючи різні моделі.
- Forecast_Model ↔ Report_Result (зв'язок 1:N). Одна базова математична модель може застосовуватись для обчислення нескінченної кількості звітів для різних датасетів.

Фінальну логічну архітектуру бази даних візуалізовано на ER-діаграмі, побудованій у нотації "пташина лапка".

Запропонована структура бази даних є оптимальною для розгортання SaaS-проєкту в хмарному середовищі. Вона забезпечує високу швидкість обробки реляційних запитів (через систему індексів за первинними та зовнішніми ключами), ізоляцію комерційної таємниці клієнтів та має високий рівень масштабованості для інтеграції майбутніх модулів глибинного машинного навчання.

Висновки до Розділу 3

1. На основі виявленої проблеми недоступності складного статистичного інструментарію для малого та середнього бізнесу, розроблено концепцію інформаційно-аналітичної SaaS-системи «MarketPredict». Побудована за методологією Business Model Canvas бізнес-модель довела комерційну спроможність продукту, ключовою цінністю якого є автоматизація повного циклу предиктивної аналітики: від імпорту даних до генерації готових прогнозних дашбордів та сповіщень.

2. Проведений структурний системний аналіз за допомогою методології SADT дозволив декомпонувати складний процес моделювання попиту на функціональні підсистеми. Визначено входи, тобто історичні масиви даних, механізми управління, такі як алгоритми ML, ARIMA та МНК, та кінцеві виходи, зокрема звіти та тригери аномалій. Це забезпечило переведення абстрактних бізнес-вимог у чітке технічне завдання для розробки.

3. Візуалізація потоків інформації за допомогою DFD-діаграм дозволила ідентифікувати чотири ключові сховища даних, які стали фундаментом для проєктування логічної реляційної моделі (ER-діаграми). Розроблена база даних, що включає сутності User, Dataset, Forecast_Model та Report_Result, відповідає вимогам 3-ї нормальної форми (3NF), забезпечує інформаційну безпеку, ізоляцію клієнтських датасетів та готовність системи до масштабування в хмарному середовищі. Поєднання економетричних моделей, описаних у другому розділі, з розробленою у третьому розділі IT-архітектурою повністю вирішує комплексне завдання прогнозування ринкової поведінки споживачів.

ВИСНОВКИ

У ході проведення комплексного кваліфікаційного дослідження на тему «Статистичне моделювання та прогнозування еволюції ринкової поведінки споживачів» було вирішено актуальне науково-практичне завдання. Воно полягає у теоретичному обґрунтуванні змін споживчих патернів, розробці економетричних моделей прогнозування аномального попиту та проєктуванні архітектури автоматизованої інформаційно-аналітичної системи для підтримки управлінських рішень. За результатами проведеної роботи сформовано наступні висновки та рекомендації:

1. Теоретично обґрунтовано еволюцію ринкової поведінки споживачів в умовах синергетичного впливу цифровізації та макроекономічних шоків. Встановлено, що класична неокласична парадигма абсолютно раціонального споживача втратила свою релевантність. Сучасна поведінка є складним адаптивним процесом, що формується під впливом концепції нульового моменту істини ZMOT, де ключову роль відіграє предиктивний аналіз «цифрових слідів», таких як пошукові запити та активність у соціальних мережах. Доведено, що в умовах макроекономічних та інфраструктурних шоків, зокрема енергетичних криз, споживча поведінка набуває ірраціонального, ажіотажного характеру, відомого як ефект Panic Buying. Цей стан супроводжується тимчасовою, але глибокою деформацією закону попиту, переходом до абсолютної нееластичності за ціною ($|E_p| < 1$) та жорсткою орієнтацією на базові потреби безпеки життєдіяльності.

2. Проведено критичний аналіз інструментарію статистичного моделювання та існуючих інформаційно-аналітичних систем. Виявлено, що дослідження «шокових» ринків з високою волатильністю вимагає застосування комплексного математичного апарату: від обробки статистичних викидів та розрахунку коефіцієнтів варіації до побудови

багатофакторних регресій і предиктивних алгоритмів, зокрема ARIMA та машинного навчання. Водночас, огляд глобального ринку програмного забезпечення на прикладі NielsenIQ, Google Analytics 4 та IBM SPSS Modeler виявив гострий технологічний розрив. Існуючі системи є або надмірно дорогими та громіздкими для сегмента малого та середнього бізнесу (SME), або вимагають залучення вузькопрофільних Data-аналітиків, що робить їх недоступними для широкого кола підприємців.

3. Здійснено глибокий емпіричний аналіз динаміки та структурних зрушень на прикладі ринку засобів енергонезалежності в Україні (2022-2024 рр.). Кількісно підтверджено наявність трьох етапів еволюції попиту. На першій фазі (кінець 2022 р.) спостерігався неконтрольований «генераторний бум» із піковим обсягом імпорту понад 309 тис. одиниць на місяць. На третій фазі (літо 2024 р.) відбувся незворотний структурний технологічний зсув: попит переорієнтувався на портативні зарядні станції та літій-іонні акумулятори (LiFePO₄). Їх частка у структурі імпорту зросла до 60-65%, при цьому вартість імпорту в липні 2024 р. сягнула 345 млн дол. США. Доведено, що це заміщення детерміноване інфраструктурними обмеженнями урбанізованих територій, кращою операційною ефективністю та еволюцією цифрової обізнаності споживачів.

4. Побудовано та верифіковано багатофакторну регресійну модель споживчого попиту, що довела високу статистичну надійність ($R^2 = 0,8534$, F-статистика = 34,93). Доведено, що понад 85% варіації попиту на досліджуваному ринку математично пояснюється спільною дією цінових факторів, рівня інфраструктурного дефіциту потужності та цифрових індикаторів. Моделювання виявило економічну аномалію «парадоксу дефіцитного попиту», за якого зростання ціни виступає індикатором поглиблення кризи і стимулює додаткові закупівлі (коефіцієнт кореляції $r = 0,8860$). Розрахунок критерію Дарбіна-Уотсона ($DW =$

0,7736) кількісно підтвердив наявність автокореляції та сильної інерційної «подієвої пам'яті» у споживачів.

5. Розроблено сценарний прогноз розвитку ринку за допомогою трендового моделювання на перше півріччя 2025 року. Визначено, що прості лінійні тренди не здатні адекватно описувати хвилеподібні шокові ринки ($R^2 = 0,4505$). Найвищу прогностичну точність продемонструвала поліноміальна модель 4-го ступеня ($R^2 = 0,6046$). Згідно зі сформованим інерційним сценарієм, який враховує кумулятивний ефект та прискорення попиту на екологічні акумуляторні системи, обсяг імпорту в сегменті може сягнути 15,90 млрд грн на місяць до літа 2025 року.

6. Спроектовано бізнес-модель нової інформаційно-аналітичної SaaS-системи «MarketPredict». Використання методології Business Model Canvas дозволило концептуалізувати продукт, націлений на усунення виявлених технологічних розривів. Ключова ціннісна пропозиція системи полягає у демократизації Data Science: автоматизації складного математичного пайплайну: від очищення сирих даних до генерації інтерактивних прогнозів без участі програмістів. Розроблено схему монетизації через рекурентну підписку та Pay-as-you-go, визначено ключові канали збуту та структуру витрат.

7. Здійснено системний аналіз та розроблено логічну архітектуру бази даних системи. Використання інструментарію SADT дозволило декомпонувати процес прогнозування та формалізувати механізми управління обчисленнями. Побудова діаграм потоків даних (DFD) дала змогу ідентифікувати маршрутизацію інформації та сформувати сховища даних. На їх основі розроблено логічну модель реляційної бази даних у вигляді ER-діаграми в третій нормальній формі (3NF). Архітектура, що включає сутності User, Dataset, Forecast_Model та Report_Result, забезпечує виконання вимог ACID, гарантує ізоляцію комерційної таємниці клієнтів та має високий потенціал до масштабування.

Практичні рекомендації за результатами дослідження:

- Для підприємств електронної комерції та рітейлу: рекомендується відмовитися від ручного лінійного планування закупівель і перейти до використання випереджаючих цифрових індикаторів. Моніторинг пошукового інтересу за 4-6 тижнів до виникнення фізичного дефіциту дозволяє оптимізувати оборотні кошти.
- Для компаній-імпортерів: враховуючи виявлену «інерційну пам'ять» ринку, необхідно формувати складські запаси з урахуванням того, що попит не згасає миттєво після зникнення шокового фактора, а тримається на високому рівні протягом 1-2 місяців.
- Для IT-сектору та розробників: запропоновані архітектурні моделі, такі як SADT, DFD та ER-діаграма, а також бізнес-логіка системи «MarketPredict» можуть бути використані як готове концептуальне технічне завдання (ТЗ) для створення комерційного програмного продукту, орієнтованого на B2B-сегмент.

Практичне значення роботи загалом полягає у тому, що синергія економіко-математичного моделювання та структурного IT-проектування дозволила створити не лише глибоку ретроспективну оцінку поведінки споживачів, а й розробити повноцінне архітектурне рішення для автоматизації цих процесів у майбутньому.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Державна митна служба України. Офіційна статистика зовнішньої торгівлі за кодами УКТЗЕД 8502, 8507 за 2022-2024 рр. URL: <https://customs.gov.ua> (дата звернення: 10.05.2024).
2. Державна служба статистики України. Офіційний вебсайт. URL: <https://ukrstat.gov.ua> (дата звернення: 15.05.2024).
3. Жерліцин Д. М., Наконечна К. В. Прикладна статистика для економічних обґрунтувань інженерних рішень: навч. посіб. Київ : ЦП «Компринт», 2023. 217 с.
4. Закон України «Про електронну комерцію» від 03.09.2015 № 675-VIII. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/675-19>.
5. Закон України «Про захист персональних даних» від 01.06.2010 № 2297-VI. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2297-17>.
6. Каплун В. В. (ред.). Формування технологічних структур енергонезалежних громад: монографія. Київ : НУБіП України, 2024. 230 с.
7. Клименко Н. А., Костенко І. С. Методичні вказівки для самостійного вивчення дисципліни «Економіко-математичні методи і моделі». Київ : НУБіП України, 2021. 190 с.
8. Козьменко О. В., Кузьменко О. В. Економіко-математичні методи та моделі (економетрика). Суми : Університетська книга, 2014. 406 с.
9. Кравчук Д. М. Вплив дефіциту потужності на споживчий попит на засоби енергонезалежності. Вісник Національного університету ім. Тараса Шевченка. 2023. № 4. С. 78-89.
10. Маклаков С. В. Моделювання бізнес-процесів: методології SADT, IDEF0 та DFD. Київ : Центр навчальної літератури, 2018. 224 с.

11. Масловська Л. Ц., Савчук В. А. Ринкова поведінка споживачів в умовах кризи. Ефективна економіка. 2022. № 10.
URL: <http://www.economy.nayka.com.ua>.
12. Остервальдер А., Піньє І. Побудова бізнес-моделей: Настільна книга стратега і новатора / пер. з англ. Київ : Наш формат, 2021. 288 с.
13. Попрозман Н. В., Забуранна Л. В., Клименко Н. А. Оптимізаційні методи та моделі: підручник. 2-ге вид. Київ : КОМПРИНТ, 2019. 419 с.
14. Савченко О. Г. Моделювання ринку електричних генераторів та прогнозування імпорту в Україні. Вісник Національного технічного університету. 2023. № 3. С. 45-56.
15. Скрипник А. В., Галаєва Л. В., Коваль Т. В., Рогоза Н. А., Шульга Н. Г. Теорія ймовірностей: Практикум. Київ : НУБіП України, 2023. 499 с.
16. Скрипник А. В., Жерліцин Д. М., Нам'ясенко Ю. О. Економетрика з R. Київ : ФОП Ямчинський О. В., 2020. 248 с.
17. Скрипник А. В. та ін. Математична статистика: навчальний посібник. Київ : НУБіП України, 2021. 350 с.
18. Ткаченко А., Щерба О. Вплив макроекономічних шоків на поведінку споживачів в умовах воєнного стану. Економіка та суспільство. 2023. Вип. 51.
19. Харченко В. В., Сорока П. М., Харченко Г. А. Управління проєктами. 2-ге вид. Київ : ЦП «Компринт», 2024. 592 с.
20. Черняк О. І., Комашко О. В., Ставицький А. В. Економетрика: підручник. Київ : Київський університет, 2010. 352 с.

21. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control. 5th ed. Wiley, 2015. 712 p.
22. Bradlow H. T., Gangwar M., Kopalle P., Voleti S. The role of big data and predictive analytics in retailing. Journal of Retailing. 2017. Vol. 93, No. 1. P. 79-95.
23. Chen P. P.-S. The Entity-Relationship Model - Toward a Unified View of Data. ACM Transactions on Database Systems. 1976. Vol. 1, No. 1. P. 9-36.
24. Date C. J. An Introduction to Database Systems. 8th ed. Addison-Wesley, 2003. 1008 p.
25. Draw.io (diagrams.net). Official Modeling Tool Documentation. URL: <https://www.diagrams.net/doc/> (дата звернення: 20.05.2024).
26. Elmasri R., Navathe S. B. Fundamentals of Database Systems. 7th ed. Pearson, 2015. 1240 p.
27. Google Trends. Офіційний інструмент аналізу пошукових запитів. URL: <https://trends.google.com>.
28. Gujarati D. N., Porter D. C. Basic Econometrics. 6th ed. McGraw-Hill, 2021. 928 p.
29. Hair J. F., Black W. C., Babin B. J., Anderson R. E. Multivariate Data Analysis. 8th ed. Cengage, 2019. 816 p.
30. Hoffer J. A., Ramesh V., Topi H. Modern Database Management. 13th ed. Pearson, 2019. 648 p.
31. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. 3rd ed. OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3/>.
32. IBM SPSS Modeler CRISP-DM Guide. IBM Corporation Documentation, 2023. URL: <https://www.ibm.com/docs/en/spss-modeler>.

33. Kahneman D. Thinking, Fast and Slow. Farrar, Straus and Giroux, 2011. 499 p.
34. Lecinski J. Winning the Zero Moment of Truth. Google eBook, 2011. 75 p.
35. McKinney W. Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython. 3rd ed. O'Reilly Media, 2022. 547 p.
36. Provost F., Fawcett T. Data Science for Business: What You Need to Know about Data Mining and Data-Analytic Thinking. O'Reilly Media, 2013. 414 p.
37. Sheth J. Impact of Covid-19 on consumer behavior: Will the old habits return or die? Journal of Business Research. 2020. Vol. 117. P. 280-283.
38. Silberschatz A., Korth H. F., Sudarshan S. Database System Concepts. 7th ed. McGraw-Hill, 2019. 1376 p.
39. Stephens-Davidowitz S. Everybody Lies: Big Data, New Data, and What the Internet Can Tell Us About Who We Really Are. HarperCollins, 2017. 338 p.
40. Thaler R. H. Misbehaving: The Making of Behavioral Economics. W. W. Norton & Company, 2015. 415 p.
41. Tonkin S., Whitmore C., Cutroni J. Performance Marketing with Google Analytics 4. John Wiley & Sons, 2022. 350 p.
42. Varian H. R. Machine learning and econometrics. Handbook of Econometrics. Elsevier, 2024. Vol. 8. P. 23-56.
43. Wooldridge J. M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. 7th ed. Cengage Learning, 2020. 816 p.
44. Yourdon E. Modern Structured Analysis. Prentice Hall, 2006. 672 p.

ДОДАТКИ

Додаток А

Вихідні статистичні дані для економетричного моделювання ринку засобів енергонезалежності (2022-2024 рр.)

Місяць	t	Імпорт генераторів (8502) (шт)	Імпорт генераторів (8502) (USD млн)	Імпорт акумуляторів та станцій (8507) (шт)	Імпорт акумуляторів та станцій (8507) (USD млн)	Ціна зарядної станції (грн)	Ціна Генератора 3-5кВт (грн)	Дефіцит МВт	Google Trends (зарядна станція)	Google Trends (генератор)	Курс USD/UAH	Y: Імпорт Total (UAH млн)
01.2022	1	5901	4,340805	4230	2,239301	18029	12000	0	5	10	28,5	187,533
02.2022	2	6641	4,313196	4423	2,379868	18491	12200	0	6	12	29	194,0988
03.2022	3	4594	3,035806	3653	1,88453	19515	12500	0	8	15	31,5	154,9906
04.2022	4	5092	3,614778	4807	2,543408	19628	12800	0	12	25	32,2	198,2936
05.2022	5	6215	4,29301	5384	2,870664	19899	13000	0	15	28	32,5	232,8194
06.2022	6	6585	4,474716	5961	2,983549	20423	13200	0	12	20	31,8	237,1728
07.2022	7	7305	4,961967	6538	3,488856	20667	13500	0	10	18	30,5	257,7501
08.2022	8	7128	5,08308	6923	3,593671	21605	13500	0	9	15	30,8	267,2439
09.2022	9	17920	11,10603	14423	7,368437	22334	14500	0	14	20	32,5	600,4201
10.2022	10	83752	41,40219	42307	22,16569	33574	27500	2500	68	75	35,2	2237,59
11.2022	11	207284	121,2579	125000	62,72852	43449	33500	5000	92	100	36,8	6770,701
12.2022	12	316224	154,6609	221153	111,9373	48139	37500	6500	100	90	36,5	9730,834
01.2023	13	88387	52,48	153846	80,21687	42011	33500	5500	80	72	36,7	4869,975
02.2023	14	62586	35,86328	115384	60,39916	35006	27500	3500	58	48	36,6	3523,205
03.2023	15	42045	22,24013	76923	39,12094	31018	21500	1500	38	28	36,6	2245,815
04.2023	16	28892	15,7023	57692	30,59074	26798	18500	0	26	16	36,6	1694,325
05.2023	17	22854	11,89013	48076	25,53089	24362	17000	0	20	12	36,7	1373,352
06.2023	18	19994	10,86356	42307	21,7426	22797	15500	200	26	16	36,8	1199,907
07.2023	19	17787	9,760264	38461	20,15178	21440	15000	100	24	14	36,9	1103,754
08.2023	20	15440	8,336958	34615	18,68996	21964	14500	0	18	10	37,2	1005,401

Місяць	t	Імпорт генераторів (8502) (шт)	Імпорт генераторів (8502) (USD млн)	Імпорт акумуляторів та станцій (8507) (шт)	Імпорт акумуляторів та станцій (8507) (USD млн)	Ціна зарядної станції (грн)	Ціна Генератора 3-5кВт (грн)	Дефіцит МВт	Google Trends (зарядна станція)	Google Trends (генератор)	Курс USD/UAH	Y: Імпорт Total (UAH млн)
09.2023	21	13884	7,907767	30769	15,73129	20445	14200	0	14	8	37,5	886,4645
10.2023	22	20229	11,8205	42307	22,22025	22210	15000	800	40	30	38	1293,548
11.2023	23	38465	24,40555	67307	34,4929	24839	17000	1500	62	52	38,5	2267,59
12.2023	24	61478	38,82425	96153	51,69413	28841	19500	2000	78	65	39	3530,217
01.2024	25	37786	25,6622	76923	39,88752	29276	20000	1500	36	20	37,8	2477,78
02.2024	26	42196	28,08794	92307	49,38388	30941	21000	2000	40	26	38,2	2959,423
03.2024	27	56228	37,61229	144230	73,09282	37642	23500	4000	68	48	38,5	4262,147
04.2024	28	74415	50,76524	201923	103,1849	42184	25500	4500	78	58	39,2	6034,845
05.2024	29	98100	66,30232	355769	181,7722	44290	28000	5000	88	70	39,5	9798,943
06.2024	30	131559	93,66016	548076	286,7432	47447	33500	6500	100	85	40,2	15292,21
07.2024	31	157818	111,0654	663461	344,7516	48508	30500	6000	94	80	40,9	18642,92
08.2024	32	122683	85,84027	500000	265,3043	42828	25500	3500	65	52	40,8	14326,7
09.2024	33	83984	64,07716	355769	178,6091	40393	21500	1500	40	28	41,2	9998,674
10.2024	34	62502	48,43622	278846	149,9581	38892	22500	800	30	20	41	8134,169
11.2024	35	71185	48,14908	259615	132,6994	39560	23500	1000	36	26	41,1	7432,872
12.2024	36	76772	54,00625	240384	125,4877	41247	24500	1200	40	30	41,7	7484,899

Додаток Б

Протокол результатів багатфакторного регресійного аналізу та описової статистики

Summary output

Regression Statistics	
Multiple R	0,923812724
R Square	0,853429949
Adjusted R Square	0,829001608
Standard Error	1972,113058
Observations	36

ANOVA

	df	SS	MS	F	Significance F
Regression	5	679371797,2	135874359,4	34,93605739	1,22157E-11
Residual	30	116676897,4	3889229,913		
Total	35	796048694,5			

Таблиця коефіцієнтів

	Coefficients	Standard Error	t Stat	P-value	Lower 95%	Upper 95%	Lower 95,0%	Upper 95,0%
Intercept	-5705,705859	1981,823708	-2,879017864	0,007289191	-9753,129832	-1658,281887	-9753,129832	-1658,281887
Ціна зарядної станції (грн)	0,731742267	0,108955863	6,715951259	1,9219E-07	0,509224708	0,954259825	0,509224708	0,954259825
Ціна Генератора 3-5кВт (грн)	-0,683847931	0,187574936	-3,645731911	0,001000609	-1,066927057	-0,300768805	-1,066927057	-0,300768805
Дефіцит МВт	0,796426937	0,569457548	1,398571219	0,172194819	-0,366560528	1,959414402	-0,366560528	1,959414402
Google Trends (зарядна станція)	-34,0719485	48,88757911	-0,696944891	0,491203049	-133,9137048	65,76980777	-133,9137048	65,76980777
Google Trends (генератор)	40,28142556	46,17448711	0,872374077	0,38993321	-54,01945765	134,5823088	-54,01945765	134,5823088

**НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ БІОРЕСУРСІВ
І ПРИРОДОКОРИСТУВАННЯ УКРАЇНИ**

Факультет інформаційних технологій

Декларація про академічну доброчесність та використання ШІ

ДЕКЛАРАЦІЯ ЗДОБУВАЧА

Я, Кожара Владислав Сергійович, здобувач НУБіП України, усвідомлюючи відповідальність за порушення академічної доброчесності, цією заявою підтверджую, що:

1. Моя бакалаврська кваліфікаційна робота (проект) на тему «Статистичне моделювання та прогнозування еволюції ринкової поведінки споживачів» є результатом моєї особистої праці.
2. Усі запозичення з текстів інших авторів мають відповідні посилання згідно з чинними стандартами.
3. Щодо використання інструментів ШІ зазначаю, що (обрати необхідне):
 - ☐ інструменти генеративного ШІ не використовувалися.
 - ☒ інструменти ШІ (Gemini, DeepL) були використані для:
 - ☒ перекладу іншомовних джерел;
 - ☒ стилістичного редагування та перевірки граматики;
 - ☐ допомоги у написанні/відлагодженні програмного коду;
 - ☐ інше: _____.

Я розумію, що надання недостовірної інформації може призвести до скасування результатів захисту та відрахування з числа здобувачів НУБіП України.

«__» червня 2026 р. _____ Владислав КОЖАРА