

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ФАКУЛЬТЕТ МЕНЕДЖМЕНТУ ТА МАРКЕТИНГУ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ**

«На правах рукопису»
УДК 330._____

ДО ЗАХИСТУ ДОПУЩЕНО:
Завідувач кафедри
_____ Катерина БОЯРИНОВА
«___» грудня 2025 р.

**МАГІСТЕРСЬКА ДИСЕРТАЦІЯ
на здобуття ступеня магістра
за освітньо-професійною програмою
«Економічна аналітика»
зі спеціальності 051 Економіка**

**на тему: «Економіко-аналітичне моделювання поведінкових патернів
користувачів зарядними станціями електротранспорту»**

Виконала:

студентка 2-го курсу, групи УА-41мп
ПАРХОМУК Аміна Русланівна

Науковий керівник:

Професор кафедри економічної кібернетики, д.ф.-м.н., проф.
КАПУСТЯН Володимир Омелянович

Рецензент:

завідувач кафедри економіки і підприємництва, д.е.н., проф.
ТУЛЬЧИНСЬКА Світлана Олександрівна

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає
запозичень з праць інших авторів без відповідних
посилань

Студентка _____

Київ – 2025 року

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет менеджменту та маркетингу

Кафедра економічної кібернетики

Рівень вищої освіти - другий (магістерський)

Спеціальність - 051 Економіка

Освітньо-професійна програма «Економічна аналітика»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

_____ Катерина БОЯРИНОВА

«27» червня 2025 р.

ЗАВДАННЯ
на магістерську дисертацію студенту

ПАРХОМУК Аміні Русланівні

1. Тема дисертації «Економіко-аналітичне моделювання поведінкових патернів користувачів зарядними станціями електротранспорту»,

науковий керівник дисертації Капустян Володимир Омелянович, д.ф.-м.н., проф.,
затверджені наказом по університету від 03.11.2025 року № 4740-с.

2. Термін подання студентом дисертації 12.12.2025 року.

3. Об'єкт дослідження: взаємодія користувачів з мережею зарядних станцій електротранспорту в умовах стохастичного попиту.

4. Предмет дослідження (Вихідні дані): поведінкові патерни користувачів зарядних станцій та їхній вплив на економічну ефективність і навантаження системи. Вихідними даними є законодавчі й нормативні акти України, статистичні дані ТОВ «Адель Інжиніринг», Державної служби статистики України, дані з фінансової звітності підприємства, дані аналітичної онлайн системи «YouControl».

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

а) теоретична частина:

- проаналізувати теоретичні засади поведінкової економіки та моделювання попиту в системах енергетики й транспорту;
- розкрити зміст теоретико-методичних підходів до економіко-аналітичного моделювання поведінкових патернів користувачів у контексті зарядної інфраструктури;
- дослідити сучасні методи аналітики та прогнозування попиту в енергетичних та транспортних системах, обґрунтувавши їх застосовність для оцінювання роботи зарядних станцій електромобілів;

б) аналітична частина:

- виконати кластеризацію користувачів для виділення основних поведінкових сегментів;
- побудувати стохастичну модель системи масового обслуговування на основі марковських процесів розподілу заявок у часі;
- проаналізувати вплив поведінкових сегментів користувачів на ключові параметри системи масового обслуговування та визначити сегменти, що формують максимальне навантаження на мережу;

в) рекомендаційна частина:

- провести імітаційне моделювання роботи зарядних станцій для різних сценаріїв поведінки користувачів;
- виконати економічну оцінку ефективності функціонування зарядної мережі та розробити рекомендації щодо її оптимізації;
- сформулювати рекомендації щодо підвищення ефективності роботи зарядної інфраструктури на основі результатів сценарного аналізу та економічної оцінки.

6. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1) Динаміка макроекономічних індикаторів економічних настроїв, споживчої та ділової впевненості за 2020-2025 рр.
- 2) Індекси цін споживчих та виробничих ресурсів у енергетичному секторі за 2020–2024 рр.
- 3) Динаміка розвитку ринку електротранспорту: кількість зареєстрованих електромобілів та гібридних авто за 2021-2024 рр.
- 4) Результати кластеризації користувачів зарядних станцій та оцінювання якості кластерних моделей.
- 5) Візуалізація кластерів користувачів методами головних компонентів та DBSCAN.
- 6) Аналіз часових характеристик надходження заявок для окремих поведінкових сегментів користувачів.
- 7) Теплові карти інтенсивності потоку заявок та середнього часу очікування у черзі.

8) Порівняльний аналіз сегментів користувачів за сервісними характеристиками системи масового обслуговування.

9) Структура завантаження зарядної інфраструктури за локаціями та поведінковими сегментами.

10) Порівняння аналітичних розрахунків показників ефективності з результатами імітаційного моделювання.

11) Сценарний аналіз економічних результатів функціонування зарядної інфраструктури та чутливості прибутку до змін попиту.

12) Результати роботи динамічної моделі управління попитом та оцінка змін сервісних і економічних показників.

7. Орієнтовний перелік публікацій:

1) стаття у науковому журналі (видання категорії Б);

2) тези доповіді на Міжнародній науково-практичній конференції.

8. Дата видачі завдання: 26 червня 2025 року.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації	Примітка
1.	Вибір напрямку дослідження, узгодження завдання та змісту магістерської дисертації з науковим керівником.	02.06.2025- 27.06.2025	
2.	Збір необхідної інформації, вивчення та аналіз літературних джерел щодо досліджуваної тематики.	30.06.2025- 08.09.2025	
3.	Розгляд теоретичних засад моделювання поведінкових патернів користувачів зарядних станцій. Надання на перевірку першого розділу.	09.09.2025- 30.09.2025	
4.	Дескриптивний аналіз ринку електромобільності та інфраструктури зарядних станцій.	01.10.2025- 10.10.2025	
5.	Діагностика поведінкової аналітики та сегментація користувачів зарядних станцій.	11.10.2025- 20.10.2025	
6.	Моделювання систем масового обслуговування та параметризація потоків заявок у зарядних станціях електромобілів. Надання на перевірку другого розділу.	21.10.2025- 30.10.2025	
7.	Розроблення аналітичної моделі систем масового обслуговування для оцінювання роботи зарядної мережі.	31.10.2025- 07.11.2025	
8.	Економічний аналіз ефективності зарядної інфраструктури в умовах різних сценаріїв.	08.11.2025- 16.11.2025	
9.	Прогностичне моделювання та формування стратегічних рекомендацій для розвитку бізнесу зарядної інфраструктури. Надання на перевірку третього розділу.	17.11.2025- 30.11.2025	
10.	Оформлення магістерської дисертації другого (магістерського) рівня вищої освіти.	01.12.2025- 03.12.2025	
11.	Подання магістерської дисертації для перевірки на збіг/схожість, отримання відгуку керівника та рецензії.	04.12.2025- 11.12.2025	
12.	Подання магістерської дисертації до захисту.	12.12.2025	

Студентка

Аміна ПАРХОМУК

Науковий керівник

Володимир КАПУСТЯН

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація Пархомук Аміни Русланівни на тему «Економіко-аналітичне моделювання поведінкових патернів користувачів зарядними станціями електротранспорту» зі спеціальності 051 Економіка, освітньо-професійної програми «Економічна аналітика», Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», 2025, Київ.

Магістерська дисертація складається зі вступу, 3 розділів, висновків та списку використаних джерел. Виконана в обсязі 130 сторінок, містить 28 рисунків та 15 таблиць.

Актуальність теми. Розвиток електротранспорту формує нові вимоги до ефективності зарядної інфраструктури, де вирішальну роль відіграють поведінкові патерни користувачів, що визначають динаміку попиту та навантаження на мережу. Класичні моделі розрахунку потужності не враховують стохастичну природу людської поведінки, тому використання підходів поведінкової економіки, аналітики даних, марковських процесів та систем масового обслуговування дає змогу точніше описати формування потоків заявок та підвищити ефективність планування й функціонування зарядних станцій.

Зв'язок дослідження з науковими програмами, планами, темами. Магістерська дисертація виконувалась в Національному технічному університеті України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» відповідно до планів наукових досліджень кафедри економічної кібернетики за темою «Аналітика та моделювання економічного розвитку в імперативах Trans Tech» (№ ДР 0123U101760). Роль автора полягає у розширенні наукових підходів цієї тематики шляхом розроблення економіко-аналітичної моделі поведінкових патернів користувачів зарядної інфраструктури електротранспорту.

Метою магістерською дисертації є підвищення ефективності функціонування компанії у сфері зарядної інфраструктури електротранспорту шляхом розроблення економіко-аналітичної моделі поведінкових патернів користування зарядними станціями на основі процесів розподілу заявок у часі.

Завдання дослідження: проаналізувати теоретичні засади поведінкової економіки та моделювання попиту в системах енергетики й транспорту; розкрити зміст теоретико-методичних підходів до економіко-аналітичного моделювання поведінкових патернів користувачів у контексті зарядної інфраструктури; дослідити сучасні методи аналітики та прогнозування попиту в енергетичних та транспортних системах, обґрунтувавши їх застосовність для оцінювання роботи зарядних станцій електромобілів; виконати кластеризацію користувачів для виділення основних поведінкових сегментів; побудувати стохастичну модель системи масового обслуговування на основі марковських процесів розподілу заявок у часі; проаналізувати вплив поведінкових сегментів користувачів на ключові параметри системи масового обслуговування та визначити сегменти, що формують максимальне навантаження на мережу; провести імітаційне моделювання роботи зарядних станцій

для різних сценаріїв поведінки користувачів; виконати економічну оцінку ефективності функціонування зарядної мережі та розробити рекомендації щодо її оптимізації; сформувати рекомендації щодо підвищення ефективності роботи зарядної інфраструктури на основі результатів сценарного аналізу та економічної оцінки.

Об'єкт дослідження – економічні процеси формування та розподілу заявок у часі, що визначають навантаження зарядної інфраструктури електротранспорту.

Предмет дослідження – економіко-аналітичні методи та моделі аналізу поведінкових патернів користувачів, що зумовлюють часову структуру попиту, з метою регулювання навантаження зарядної інфраструктури.

Методи дослідження: методи кластерного аналізу (K-means, DBSCAN); методи теорії масового обслуговування (моделі M/M/1, M/M/c); статистичні методи аналізу даних; імітаційне моделювання (SimPy, метод Монте-Карло); методи економічної аналітики; інструменти бізнес-аналітики та візуалізації даних (Python, Pandas, Matplotlib, Seaborn).

Наукова новизна одержаних результатів. Елементами наукової новизни магістерської дисертації є удосконалення методичних положень щодо розроблення інструментарію економіко-аналітичного моделювання поведінкових патернів користувачів зарядної інфраструктури, зокрема інтеграції поведінкової сегментації з марковськими процесами розподілу заявок у часі, розвитку підходів до моделювання динамічної інтенсивності потоків $\lambda(t)$ та формування системи оцінювання ефективності роботи зарядної мережі для обґрунтування економічних рішень.

Практичне значення одержаних результатів. Отримані результати можуть бути використані для економічного обґрунтування інвестиційних рішень щодо розвитку зарядної інфраструктури, формування поведінково-орієнтованих тарифів для вирівнювання навантаження, удосконалення систем керування зарядними станціями з метою оптимізації розподілу потужності, а також під час стратегічного планування просторового розміщення зарядних станцій у містах та вздовж автомагістралей.

Апробація результатів магістерської дисертації: Капустян В. О., Пархомук А. Р. Поведінкова сегментація користувачів зарядних станцій електромобілів за методом DBSCAN. *Матеріали XIX Міжнар. наук.-практ. конф.*, м. Київ, 4 груд. 2025 р. Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2025. URL: <https://ecocyber.fmm.kpi.ua/uk/nauka/regulyarni-naukovizahody/konferencziyi/>

Публікації. Мажара Г., Пархомук А. Моделювання поведінки користувачів під час заряджання в мережах EV на основі M/M/n-систем. 2025. 17 с. Підготовлено до друку.

Ключові слова: поведінкові патерни; кластеризація користувачів; системи масового обслуговування; марковські процеси; інтенсивність потоків; стохастичне моделювання; сценарний аналіз.

ABSTRACT

Master's dissertation by Amina Ruslanivna Parkhomuk on the topic «Economic and Analytical Modeling of Behavioral Patterns in Electric Vehicle Charging Station Usage» in the specialty 051 «Economics», educational and professional program «Economic analytics», National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute», 2025, Kyiv.

The master's dissertation consists of an introduction, 3 chapters, conclusions and a list of references. The work includes 130 pages, 28 figures and 15 tables.

The relevance of the topic. The development of electric transport generates new requirements for the efficiency of charging infrastructure, where behavioral patterns of users play a decisive role, shaping demand dynamics and network load. Traditional capacity assessment models do not account for the stochastic nature of user behavior; therefore, the application of behavioral economics, data analytics, Markov processes and queueing theory allows for a more accurate representation of request flows and improves the planning and operation of charging stations.

Connection of work with scientific programs, plans, topics. The master's dissertation was carried out at the National Technical University of Ukraine «Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute» within the research agenda of the Department of Economic Cybernetics under the scientific theme «Analytics and Modelling of Economic Development within the Imperatives of Trans Tech» (No. DR 0123U101760). The author's contribution lies in expanding methodological approaches of this field through the development of an economic-analytical model of behavioral patterns of electric vehicle charging infrastructure users.

The purpose of study is to increase the efficiency of a company operating in the electric vehicle charging infrastructure sector by developing an economic-analytical model of user behavioral patterns based on time-dependent request distribution processes.

Research objectives: to analyze the theoretical foundations of behavioral economics and demand modelling in energy and transport systems; to reveal theoretical and methodological approaches to economic-analytical modelling of user behavioral patterns in the context of charging infrastructure; to investigate modern analytical methods for demand forecasting in energy and transport systems and justify their applicability for evaluating electric vehicle charging stations; to perform user clustering to identify key behavioral segments; to develop a stochastic queueing model based on Markov processes of time-distributed requests; to analyze the influence of behavioral segments on key queueing system parameters and identify segments that create the highest network load; to conduct simulation modelling of charging station performance under various behavioral scenarios; to perform

an economic efficiency assessment of charging infrastructure operation and develop recommendations for its optimization; to formulate recommendations for improving the performance of charging infrastructure based on scenario analysis and economic evaluation.

The object of the study is economic processes of formation and temporal allocation of service requests that determine the load on electric vehicle charging infrastructure.

The subject of the study is economic and analytical methods and models for analyzing users' behavioral patterns that shape the temporal structure of demand, with the aim of regulating the load on electric vehicle charging infrastructure.

Research methods: cluster analysis methods (K-means, DBSCAN); queueing theory (M/M/1, M/M/c models); statistical data analysis; simulation modelling (SimPy, Monte Carlo); economic analytics; business analytics and data visualization tools (Python, Pandas, Matplotlib, Seaborn).

Scientific novelty of the results. The scientific novelty lies in the improvement of methodological approaches to the development of tools for economic-analytical modelling of user behavioral patterns within charging infrastructure, including the integration of behavioral segmentation with Markov request distribution processes, advancement of approaches to modelling time-varying request intensities $\lambda(t)$, and the formation of a system for evaluating charging network performance to support economic decision-making.

Practical significance of the results. The obtained results can be used for economic justification of investment decisions related to charging infrastructure development, the formation of behavior-oriented tariffs to balance load distribution, the improvement of charging management systems to optimize power allocation, as well as for strategic planning of the spatial placement of charging stations in cities and along highways.

Approbation of work results. Kapustian V. O., Parkhomuk A. R. Behavioral Segmentation of Electric Vehicle Charging Station Users Using the DBSCAN Method. Proceedings of the XIX International Scientific and Practical Conference, Kyiv, 4 December. 2025. Kyiv: Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute, 2025. URL: <https://ecocyber.fmm.kpi.ua/uk/nauka/regulyarni-naukovi-zahody/konferencziyi/>.

Publications: Mazhara G., Parkhomuk A. Modeling user charging behavior in EV networks using M/M/n queueing systems. 2025. 17 p. Ready for publications.

Keywords: behavioral patterns; user clustering; queueing systems; Markov processes; flow intensity; stochastic modelling; scenario analysis.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	12
1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ПАТЕРНІВ КОРИСТУВАЧІВ ЗАРЯДНИХ СТАНЦІЙ	16
1.1. Теоретичні основи поведінкової економіки в контексті енергетики та транспорту	16
1.2. Чинники формування попиту на електроенергію та особливості його прогнозування в системах заряджання електромобілів	23
1.3. Теоретичні основи процесів розподілу заявок у часі та систем масового обслуговування	32
Висновки до першого розділу	41
2 ЕКОНОМІЧНА АНАЛІТИКА ПОВЕДІНКОВИХ ПАТЕРНІВ КОРИСТУВАЧІВ ЗАРЯДНИХ СТАНЦІЙ.....	44
2.1. Дескриптивний аналіз ринку електромобільності та інфраструктури зарядних станцій	44
2.2. Діагностична поведінкова аналітика та сегментація користувачів зарядних станцій	53
2.3. Моделювання систем масового обслуговування та параметризація потоків заявок у зарядних станціях електромобілів	63
Висновки до другого розділу	74
3 ПРОГНОСТИЧНА ТА РЕКОМЕНДАЦІЙНА ЕКОНОМІЧНА АНАЛІТИКА БІЗНЕСУ ЗАРЯДНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ.....	77
3.1 Аналітична модель систем масового обслуговування для оцінювання роботи зарядної мережі.....	77
3.2 Економічний аналіз ефективності зарядної інфраструктури в умовах різних сценаріїв.....	92
3.3 Прогностичне моделювання та стратегічні рекомендації для розвитку бізнесу зарядної інфраструктури.....	103
Висновки до третього розділу	118
ВИСНОВКИ.....	122
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	125

ВСТУП

Актуальність. Розвиток електромобільного транспорту є одним із ключових напрямів глобального переходу до сталої енергетики. Зростання кількості електромобілів формує нові виклики для інфраструктури зарядних станцій, які повинні забезпечувати безперебійне, швидке та економічно ефективне обслуговування користувачів.

Разом із технічними аспектами функціонування зарядних станцій усе більшого значення набуває аналіз поведінки користувачів, оскільки саме поведінкові патерни визначають навантаження на мережу, часові піки попиту та економічну ефективність роботи інфраструктури. Користувачі заряджають транспорт не лише за потребою, а й за звичкою, з міркувань зручності чи через страх залишитися без заряду, що формує стохастичний характер попиту, доцільний для опису методами марковських процесів та систем масового обслуговування.

Поведінкові аспекти прийняття рішень у контексті використання технологічних сервісів розглядалися у працях Г. Саймона, Д. Канемана та їх послідовників, однак інтеграція поведінкових підходів з економіко-аналітичним моделюванням систем масового обслуговування зарядної інфраструктури електротранспорту залишається недостатньо дослідженою.

Зв'язок дослідження з науковими програмами, планами, темами. Магістерська дисертація виконувалась в Національному технічному університеті України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського» відповідно до планів наукових досліджень кафедри економічної кібернетики за темою «Аналітика та моделювання економічного розвитку в імперативах Trans Tech» (№ ДР 0123U101760). Роль автора полягає у розширенні наукових підходів цієї тематики шляхом розроблення економіко-аналітичної моделі поведінкових патернів користувачів зарядної інфраструктури електротранспорту.

Метою магістерської дисертації є підвищення ефективності функціонування компанії у сфері зарядної інфраструктури електротранспорту шляхом розроблення

економіко-аналітичної моделі поведінкових патернів користування зарядними станціями на основі процесів розподілу заявок у часі. Відповідно до поставленої мети було вирішено такі завдання:

- проаналізувати теоретичні засади поведінкової економіки та моделювання попиту в системах енергетики й транспорту;
- розкрити зміст теоретико-методичних підходів до економіко-аналітичного моделювання поведінкових патернів користувачів у контексті зарядної інфраструктури;
- дослідити сучасні методи аналітики та прогнозування попиту в енергетичних та транспортних системах, обґрунтувавши їх застосовність для оцінювання роботи зарядних станцій електромобілів;
- виконати кластеризацію користувачів для виділення основних поведінкових сегментів;
- побудувати стохастичну модель системи масового обслуговування на основі марковських процесів розподілу заявок у часі;
- проаналізувати вплив поведінкових сегментів користувачів на ключові параметри системи масового обслуговування та визначити сегменти, що формують максимальне навантаження на мережу;
- провести імітаційне моделювання роботи зарядних станцій для різних сценаріїв поведінки користувачів;
- виконати економічну оцінку ефективності функціонування зарядної мережі та розробити рекомендації щодо її оптимізації;
- сформулювати рекомендації щодо підвищення ефективності роботи зарядної інфраструктури на основі результатів сценарного аналізу та економічної оцінки.

Об'єктом дослідження є економічні процеси формування та розподілу заявок у часі, що визначають навантаження зарядної інфраструктури електротранспорту.

Предметом дослідження є економіко-аналітичні методи та моделі аналізу поведінкових патернів користувачів, що зумовлюють часову структуру попиту, з метою регулювання навантаження зарядної інфраструктури.

База досліджень: ТОВ «Адель Інжиніринг».

Методи дослідження. У роботі застосовано такі методи економічної аналітики та моделювання:

- методи кластерного аналізу (K-means, DBSCAN) – для сегментації користувачів за часовими, поведінковими та техніко-економічними характеристиками заряджання з метою виявлення стійких патернів попиту;
- методи теорії масового обслуговування (моделі M/M/1, M/M/c) – для формалізації процесу подання заявок на заряджання та оцінювання ключових параметрів функціонування системи;
- статистичні методи аналізу даних – для оцінювання параметрів потоків заявок, перевірки їх стохастичних властивостей, тестування гіпотез та визначення часових закономірностей використання станцій;
- імітаційне моделювання (SimPy, метод Монте-Карло) – для відтворення процесу обслуговування у часі, аналізу поведінки системи в альтернативних сценаріях та оцінювання чутливості моделі до зміни параметрів;
- методи економічної аналітики – для визначення ефективності функціонування зарядної мережі, розрахунку економічних результатів сценаріїв, оцінювання втрат від очікування та аналізу впливу поведінкових сегментів на прибутковість;
- інструменти бізнес-аналітики та візуалізації даних (Python, Pandas, Matplotlib, Seaborn) – для обробки великих масивів реальних даних, побудови графічних інтерпретацій та підтримки аналітичних висновків.

Наукова новизна. Елементами наукової новизни магістерської дисертації є:

- удосконалено підхід до оцінювання ефективності зарядної інфраструктури шляхом урахування поведінкової сегментації користувачів у системах масового обслуговування та додаткових параметрів функціонування мережі;
- удосконалено підхід до економіко-аналітичного моделювання взаємодії користувачів із мережею зарядних станцій шляхом інтеграції поведінкової сегментації з марковськими процесами розподілу заявок у часі;
- набуло подальшого розвитку моделювання динамічної інтенсивності потоків заявок $\lambda(t)$ залежно від поведінкових патернів;
- набули подальшого розвитку стохастичні моделі оцінювання параметрів ефективності роботи зарядної інфраструктури.

Практичне значення отриманих результатів. Отримані результати можуть бути використані:

- під час економічного обґрунтування інвестиційних рішень щодо розширення мережі;
- у розробці поведінково-орієнтованих тарифів, що стимулюють рівномірніше використання станцій;
- у системах керування зарядними станціями (CPMS) для оптимізації розподілу навантаження;
- при плануванні розвитку зарядної інфраструктури електротранспорту в містах і на автомагістралях.

Апробація результатів магістерської дисертації.

Капустян В. О., Пархомук А. Р. Поведінкова сегментація користувачів зарядних станцій електромобілів за методом DBSCAN. *Матеріали XIX Міжнар. наук.-практ. конф.*, м. Київ, 4 груд. 2025 р. Київ: КПП ім. Ігоря Сікорського, 2025. URL: <https://ecocyber.fmm.kpi.ua/uk/nauka/regulyarni-naukovizahody/konferencziyi/>

Публікації.

Мажара Г., Пархомук А. Моделювання поведінки користувачів під час заряджання в мережах EV на основі М/М/п-систем. 2025. 17 с. Підготовлено до друку.

1 ТЕОРЕТИКО-МЕТОДИЧНІ ЗАСАДИ ЕКОНОМІКО-АНАЛІТИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ПАТЕРНІВ КОРИСТУВАЧІВ ЗАРЯДНИХ СТАНЦІЙ

1.1. Теоретичні основи поведінкової економіки в контексті енергетики та транспорту

В енергетичному та транспортному секторах дедалі більшого значення набуває розуміння того, як реальні люди приймають рішення щодо споживання енергії та користування транспортними засобами. Поведінкова економіка – напрям економічної науки на перетині економіки та психології – пропонує інструменти для аналізу таких рішень. Застосування поведінкових підходів у галузях енергетики та транспорту дозволяє врахувати фактори, що спонукають споживачів заряджати електромобілі, обирати час і місце зарядки, реагувати на тарифи тощо. Це особливо актуально з огляду на зростання кількості електромобілів і розвитку інфраструктури зарядних станцій, де поведінкові патерни користування зарядками безпосередньо впливають на попит на електроенергію та ефективність транспортних систем.

Поведінкова економіка відображає процеси підготовки, аналізу, вимірювання, накопичення, ідентифікації, уявлення та інтерпретації нефінансових даних, ґрунтуючись на яких керівництво організацій може приймати, як оперативні, так і стратегічні рішення, що дозволяють впливати на розвиток цих організацій. Поведінкова економіка ґрунтується на психологічній науці але, в епоху сучасності, до неї можна сміливо додати теорію прийняття управлінських рішень, загальну теорію менеджменту, когнітивістику та інші напрямки. Таким чином, формуються міждисциплінарні підстави розвитку системного підходу до даної галузі знань [10].

Поведінковий патерн користування – це типова модель дій споживача, яка повторюється за схожих обставин і відображає його звички, мотивації та рішення. У випадку зарядних станцій електротранспорту патерни користування проявляються у тому, коли і як власники електромобілів вирішують заряджати батарею, наскільки

повно вони її заряджають, де шукають зарядні точки тощо. На ці поведінкові сценарії впливає комплекс психологічних та практичних чинників: від особистих звичок до сприйняття ризиків і зручностей. Поведінкова економіка стверджує, що індивіди не завжди поводяться як *homo economicus*, який раціонально максимізує корисність; натомість реальні рішення часто ухвалюються під впливом обмеженої раціональності та когнітивних особливостей. Як наслідок, у багатьох ситуаціях поведінка споживачів виявляється «у кращому разі обмежено раціональною, а у гіршому – очевидно ірраціональною» [8, с. 34]. Саме тому для аналізу економічних явищ усе ширше використовуються міждисциплінарні підходи, що враховують психологічні аспекти вибору.

На основі досліджень споживчої поведінки можна виокремити кілька ключових мотивів, що визначають патерни користування зарядною інфраструктурою електротранспорту. По-перше, це звичка – усталений поведінковий сценарій, коли користувач заряджає електромобіль регулярно у певний час або в одному й тому ж місці просто за інерцією (наприклад, щоночі вдома чи щоранку на стоянці офісу). Звички формуються як спосіб зниження когнітивного навантаження: люди схильні повторювати дії, що вже стали рутиною, замість щоразу заново обирати оптимальний варіант [16, с. 79]. Таким чином, звичка може переважати над раціональними розрахунками – наприклад, водій заряджає авто до 100% щоразу, навіть якщо йому достатньо 50%, просто тому що «так прийнято» або «спокійніше на душі».

По-друге, комфорт (зручність) – мотив, пов’язаний із прагненням мінімізувати зусилля і дискомфорт. Користувачі надають перевагу тим способам зарядки, які видаються їм найбільш зручними: обирають станції, розташовані поблизу звичних маршрутів, з хорошими умовами (накриття від погоди, кафе чи магазин поруч), або заряджають автомобіль тоді, коли це не заважає їх розпорядку дня. Іноді комфорт ставлять вище економії: наприклад, водій може скоріше обрати платну швидку зарядку в торговому центрі під час покупок, ніж безкоштовну повільну на околиці, щоб не жертвувати особистим часом.

Третім важливим мотивом є уникнення черги. Багато хто з водіїв електромобілів прагне уникати ситуацій, коли на зарядній станції доводиться чекати своєї черги. Очікування сприймається як втрата часу і викликає психологічний дискомфорт, тому користувачі можуть змінювати свою поведінку: їхати заряджатися в нетиповий час (пізно ввечері або рано вранці), використовувати менш завантажені станції, навіть якщо вони знаходяться далі, або ж завчасно заряджати авто, аби не опинитися перед необхідністю стояти в черзі. Згідно з недавнім емпіричним дослідженням у Китаї, «тривога очікування» (часова складова занепокоєння) дійсно впливає на рішення власників електромобілів: багато хто з них готовий змінити час або місце зарядки, щоб мінімізувати час простою в черзі [51].

Нарешті, мотив «зарядки про запас» пов'язаний із психологічною потребою почуватися впевнено щодо запасу ходу. Його часто порівнюють із феноменом *range anxiety* – тривоги пробігу. Користувачі, схильні до такого мотиву, прагнуть підтримувати рівень заряду батареї якомога вищим і заряджають автомобіль «про всяк випадок» при першій нагоді, навіть якщо реальної потреби в енергії ще немає. Наприклад, водій може підключити авто до зарядки щоразу, коли з'являється доступ до станції, аби лише не допустити падіння заряду нижче певного психологічно комфортного порогу (скажімо, 50%). Цей поведінковий патерн пояснюється страхом залишитися з розрядженим акумулятором у невідходящому місці. Зарядка «про запас» посилюється, коли інфраструктура зарядних станцій недостатньо розвинена або коли досвід водія з електромобілем ще невеликий – в обох випадках невпевненість спонукає діяти обережно. За даними теорії перспектив Д. Канемана та А. Тверські, люди схильні сильніше відчувати незадоволення від можливих втрат, ніж радіти аналогічним виграшам, тому уникнення ризику втрат (у даному разі – повної розрядки і «втрати мобільності») стає пріоритетним мотивом [35]. Таким чином, «зарядка про запас» є проявом когнітивного упередження відомого як ефект втрати (*loss aversion*), що був неодноразово зафіксований в експериментах з прийняття рішень.

Поведінкова економіка базується на низці концепцій, які пояснюють відхилення реальної поведінки від прогнозів неокласичної теорії. Одним із головних принципів є обмежена раціональність. Г. Саймон, лауреат Нобелівської премії, запровадив це поняття для опису того факту, що здатність людини до обробки інформації і прийняття рішень є обмеженою – індивід не може прорахувати всі альтернативи та їх наслідки через межі власних когнітивних можливостей і брак часу [8, с. 34]. На відміну від ідеалізованої «економічної людини», реальні споживачі прагнуть скоріше до задоволення своїх базових потреб і прийняттого результату, ніж до математично оптимального виграшу. Як зазначають дослідники, люди часто знижують витрати прийняття рішень, орієнтуючись на усталені інститути та поведінкові шаблони – звички, традиції, соціальні еталони – замість того, щоб шукати абсолютний оптимум [16, с. 79]. Внаслідок цього в процесі вибору широко використовуються евристики – спрощені правила та ментальні «скорочення», що дозволяють швидко знаходити рішення без глибокого аналізу. Евристичне мислення дає змогу діяти в умовах невизначеності та браку інформації, проте воно ж породжує і систематичні помилки. Ці помилки відомі як когнітивні викривлення (спотворення). До поширених когнітивних викривлень, що впливають на економічні рішення, належать, зокрема, ефект прив'язки (anchor effect – залежність оцінок від початкового заданого орієнтиру), ефект статус-кво (схильність залишатися при наявному варіанті, навіть якщо існує кращий), підтверджувальне упередження (confirmation bias – відбір тільки тієї інформації, яка підтверджує попередні погляди) тощо. Виявлено, що такі викривлення мають систематичний характер: люди послідовно відхиляються від моделі раціонального вибору у передбачуваний спосіб, а не хаотично. Науковці експериментально довели, що емоції та когнітивні обмеження призводять до відтворюваних моделей поведінки, які суперечать неокласичним уявленням про раціональність [35]. Саме на основі цього висновку Д. Канеман і А. Тверські у 1970-х роках розробили теорію перспектив, продемонструвавши на прикладі рішень в умовах

ризика, як психологічні фактори (наприклад, боязнь втрат) зміщують вибір людей від очікуваної корисності до інших критеріїв [35].

Іншим ключовим принципом, нерозривно пов'язаним з поведінковою економікою, є опора на експериментальні докази. На відміну від традиційної економіки, що будувала моделі на абстрактних припущеннях про раціональність, поведінкова економіка зосереджується на емпіричній перевірці гіпотез про реальну поведінку людей. Серія лабораторних та польових експериментів – від класичної гри з ультиматумом до сучасних нейроекономічних досліджень – показала, що рішення економічних агентів залежать не лише від матеріальних стимулів, а й від справедливості, довіри, емоційного стану, контексту подання вибору тощо. Наприклад, в грі ультиматуму багато респондентів відмовляються прийняти занадто несправедливий розподіл грошей, навіть розуміючи, що тоді не отримають нічого – це ірраціонально з погляду максимізації власної вигоди, але узгоджується з психологічним прагненням до справедливості. Такі експериментальні результати збагатили економічну теорію доказами того, що поведінка людини є значно складнішою за традиційну раціональну модель і потребує врахування психологічних чинників [6]. Отже, ключові принципи поведінкової економіки – обмежена раціональність, когнітивні викривлення та експериментальна верифікація – забезпечують концептуальну основу для аналізу рішень споживачів на енергетичних і транспортних ринках.

Розглянуті вище мотиви й принципи демонструють, як психологічні фактори здатні змінювати поведінку споживачів електроенергії в транспортному секторі. Кожне рішення водія електромобіля – коли заряджатися, скільки заряджати, яку станцію обрати – приймається не в абстрактному середовищі досконалої раціональності, а під впливом суб'єктивних чинників.

Страх та невпевненість (емоції) відіграють значну роль: водій, який відчуває тривогу через низький заряд, може ухвалити імпульсивне рішення негайно підключитися до будь-якої доступної розетки, тоді як у спокійному стані він би

раціональніше оцінив залишок ходу і найближчі станції. Емоційна прихильність до звичних дій (ефект статус-кво) теж простежується: багато хто не любить змінювати улюблену зарядну станцію або час зарядки, навіть якщо з'явився новий, потенційно кращий варіант.

Прикладом когнітивних упереджень може слугувати оптимістичне упередження: деякі власники електрокарів надто оптимістично оцінюють можливості своєї батареї або інфраструктури, через що відкладають зарядку «на потім» – і зрештою можуть опинитися з майже порожнім акумулятором. Інші, навпаки, страждають від упередження підтвердження: якщо одного разу побачили чергу на конкретній зарядці, то надалі уникають її, навіть коли об'єктивно вона вільна, – бо запам'ятали лише негативний випадок.

Поведінка оточуючих та соціальні норми теж впливають: наприклад, якщо в спільноті електромобілістів поширена норма заряджати авто переважно від «зеленої» енергії, деякі водії можуть свідомо обирати години зарядки, коли працюють сонячні панелі або вітрові генератори (або коли діє «нічний» тариф, якщо це вважається екологічно відповідальним). Так само, репутація бренду зарядної мережі чи рекомендації знайомих здатні психологічно схилити людину до використання саме цих станцій, навіть без раціонального обґрунтування.

З часом власники електромобілів набувають досвіду, який змінює їх психологічне сприйняття: новачки більше піддаються тривозі і діють консервативно, тоді як досвідчені водії краще знають реальний пробіг свого авто, реальні характеристики станцій, тому можуть поводитися впевненіше (менше «підстраховуються» зарядками). Таким чином, психологічні фактори – від емоцій і когнітивних упереджень до соціального впливу і навчання – істотно коригують модельні «раціональні» рішення щодо зарядки електромобілів. Вони можуть призводити як до надлишкового навантаження на мережу (коли багато хто заряджається про запас одночасно у піковий час), так і до недовантаження інфраструктури (коли люди уникають станцій через суб'єктивні перестороги).

Усвідомлення цих факторів є критично важливим для розробників політики та бізнесу у сфері електромобільності.

Класичні економіко-математичні моделі попиту на електроенергію і транспортні потоки зазвичай виходять з припущення про раціональну поведінку споживачів. Вони можуть прогнозувати, що власники електромобілів будуть заряджати свої автомобілі тоді, коли це найвигідніше (наприклад, за мінімальних цін на електроенергію або при низькому завантаженні мережі), та там, де це зручніше географічно. Однак реальні дані свідчать, що така модель є спрощеною і не враховує низки важливих чинників [6]. Зокрема, як було показано вище, на вибір часу і місця зарядки впливають нефінансові мотиви – звички, комфорт, уникнення черг, психологічна безпека – які стандартні моделі не охоплюють. В результаті традиційні моделі без поведінкових компонентів є неповними з точки зору відображення дійсності [8]. Сучасні підходи до моделювання попиту на електрзарядні послуги інтегрують поведінкові змінні, щоб підвищити точність прогнозів. Наприклад, при симуляції навантаження на електромережу враховують, що значна частка користувачів почне зарядку одразу після прибуття додому о 18:00 (бо це звична поведінка), навіть якщо тариф у цей час високий. Тому енергетичні компанії впроваджують диференційовані тарифи та психологічні інструменти впливу (так звані «підштовхування»), аби розподілити навантаження рівномірніше – зокрема, надсилають повідомлення, що нагадують про дешевшу нічну електроенергію, або автоматично затримують початок зарядки до пізнього вечора за згодою клієнта.

Врахування поведінкових патернів також важливе в транспортному плануванні. Органи влади та бізнес при розміщенні нових зарядних станцій мають опиратися не тільки на карти трафіку, але й на аналіз поведінки електромобілістів: де вони відчують найбільшу потребу в «підстрахуванні» запасом ходу, які маршрути уникаються через брак зарядної інфраструктури, в які години доби попит найбільший тощо. В Україні на державному рівні визначено курс на суттєве збільшення частки електротранспорту та розвиток мережі електрзарядок [12]. Реалізація цих планів

потребує врахування поведінкових аспектів: якщо планувати інфраструктуру, спираючись лише на середньостатистичні показники та раціональні сценарії, можна прорахуватися у реальній зручності для користувачів. Натомість використання даних про фактичні патерни заряджання (наприклад, скільки разів на тиждень середній водій заряджається і з яких причин) та вподобання споживачів дозволяє більш точно передбачити майбутній попит на електроенергію і оптимально розподілити ресурси.

Зарубіжні дослідження підтверджують цю тезу: зокрема, в роботі [51] показано, що врахування *time-related anxiety* (занепокоєння часом очікування) та *distance-related anxiety* (типової тривоги запасу ходу) при моделюванні розміщення зарядних станцій приводить до кращого задоволення потреб користувачів та вищого рівня використання станцій. Відтак, інтеграція поведінкових мотивів у моделі попиту на електроенергію і плани розвитку транспортної інфраструктури є необхідною умовою їх адекватності та успішності. Це забезпечує більш стійку роботу енергосистеми (через згладжування піків навантаження), підвищує довіру та задоволеність користувачів електротранспорту, а також сприяє ефективному освоєнню інвестицій у зарядні мережі. У ширшому сенсі, такий підхід відповідає сучасній парадигмі “людиноцентричної” енергетики і транспорту, коли технологічні рішення приймаються з урахуванням реальної поведінки та потреб людини, а не абстрактної моделі. Це напрям, у якому поведінкова економіка пропонує цінні теоретичні основи та практичні інструменти для досягнення цілей сталого розвитку енергетичного і транспортного секторів.

1.2. Чинники формування попиту на електроенергію та особливості його прогнозування в системах заряджання електромобілів

Зростання парку електромобілів (Electric Vehicle, далі – EV) і пов’язане з цим навантаження на електромережі висувають підвищені вимоги до точності прогнозування електроспоживання. Надійні прогнози попиту стають критично важливими для планування розвитку енергосистеми та запобігання перевантаженням

мережі. Згідно з останніми дослідженнями, стрімке збільшення частки EV у транспорті створює додаткові пікові навантаження, що ставлять під загрозу стабільність розподільчих мереж [31]. Зокрема, середньостатистичне домогосподарство, яке заряджає електромобіль, може підвищити споживання електроенергії у години вечірнього піку (18:00-20:00) на 7-14% [44]. Таким чином, у міру переходу до електротранспорту зростає потреба в удосконаленні моделей прогнозування електроспоживання. Точні прогнози навантаження на мережу за умов масового заряджання EV необхідні для прийняття рішень щодо оперативного диспетчування, розвитку інфраструктури зарядних станцій та забезпечення балансу виробництва і споживання електроенергії. Помилки у прогнозах можуть призвести до дисбалансу в енергосистемі, що загрожує перебоями в електропостачанні, перевантаженням мереж та негативними економічними наслідками. Відтак, дослідження в царині моделей попиту набувають особливої актуальності як у світі, так і в Україні, де, наприклад, вже нараховується близько 190 тис. електромобілів (станом на кінець 2025 р.) [15].

1. Класичні моделі прогнозування електроспоживання

Традиційні підходи до прогнозування електроспоживання базуються на статистичних і економетричних моделях. До класичних методів належать моделі часових рядів (авторегресивні моделі, моделі ковзного середнього та їх поєднання ARMA/ARIMA), методи експоненційного згладжування (наприклад, модель Хольта-Вінтерса), регресійні моделі, а також емпіричні підходи на основі типових профілів споживання. У загальному випадку методи прогнозування поділяють на фактографічні (статистично-дані) моделі, експертні (на основі експертних оцінок) та гібридні методи, що поєднують елементи різних підходів [8, с. 60]. Фактографічні методи включають згадані статистичні та економетричні моделі, які спираються на історичні дані про навантаження; експертні – базуються на суб'єктивних прогнозах фахівців (наприклад, сценарні оцінки розвитку галузі); гібридні ж комбінують декілька моделей для підвищення точності.

Моделі ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) та SARIMA (Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average), засновані на методології Box-Jenkins, залишаються одним із найпоширеніших статистичних підходів до прогнозування енергоспоживання. Вони використовують лише минулі значення ряду та його автокореляційну структуру, завдяки чому не потребують великого набору пояснювальних змінних і забезпечують інтерпретовані результати. Попри появу сучасних ML-методів, ARIMA часто демонструє конкурентну точність, особливо на стабільних часових рядах. У низці досліджень вона навіть перевищувала точність нейронних мереж та регресійних моделей ($MAE \approx 3,8\%$ проти $5,6\%$ і $8,1\%$ відповідно).

Основне обмеження ARIMA – лінійність: модель не враховує різкі зміни у поведінці користувачів чи нелінійні патерни, через що точність знижується в умовах нестабільності. Тому ARIMA часто використовується як базова модель або як компонент гібридних підходів, де її поєднують з регресіями чи нейронними мережами [41].

Регресійний аналіз (від простої лінійної до МНК-моделей) дозволяє враховувати вплив зовнішніх факторів: погоди, тарифів, промислової активності, макроекономічних змін. Це робить економетричні моделі корисними для середньо- та довгострокових прогнозів, де структуру споживання визначають економічні чинники. Перевагою є можливість кількісно оцінити роль кожного фактора, проте модель чутлива до мультиколінеарності, нелінійності та структурних зламів. На практиці регресійні моделі часто застосовують у складі гібридних систем – наприклад, коли базовий тренд будують регресією, а залишкові коливання моделюють ARIMA або LSTM (Long Short-Term Memory) [27].

Метод типових добових профілів базується на повторюваних шаблонах поведінки споживачів (ранковий пік, денні коливання, вечірнє навантаження). Він простий, прозорий і широко використовується енергетичними операторами для короткострокового прогнозування. Проте точність обмежена: такі профілі не враховують аномальні умови чи поведінкові відхилення. Тому сьогодні їх комбінують

зі статистичними або ML-методами: типові профілі задають базову форму графіка, а регресія або нейромережа коригує прогноз відповідно до поточних умов.

2. Сучасні методи прогнозування попиту (AI/ML)

Розвиток обчислювальної техніки та поява великих масивів даних про споживання відкрили можливості для застосування методів штучного інтелекту (AI) та машинного навчання (ML) у задачах прогнозування навантаження. Сучасні моделі прогнозування попиту включають нейронні мережі різної архітектури, ансамблеві алгоритми машинного навчання, гібридні системи, а також методи інтелектуального аналізу даних (дерева рішень, нечітку логіку, еволюційні алгоритми тощо). В останні роки особлива увага приділяється глибокому навчанню (deep learning) для аналізу складних нелінійних залежностей у часових рядах електроспоживання [31].

Глибокі нейронні мережі стали одним із найрезультативніших інструментів прогнозування навантаження завдяки здатності моделювати складні нелінійні залежності. Рекурентні архітектури (RNN, LSTM, GRU) особливо ефективні для часових рядів: LSTM долають проблему затухання градієнта та зберігають довгострокову інформацію, що забезпечує високу точність у короткострокових прогнозах. У багатофакторних задачах моделі LSTM демонструють ще кращі результати, оскільки можуть інтегрувати зовнішні чинники (температура, погода, сезонність) разом із історією споживання. Також застосовуються MLP (Multilayer Perceptron), CNN (Convolutional Neural Network) та їх гібриди – наприклад, моделі CNN-LSTM, які перевершують окремі LSTM у задачах прогнозування навантаження зарядних станцій [31].

Переваги нейромереж – гнучкість, здатність виявляти приховані патерни та адаптація до змін у поведінці споживачів. Недоліки – потреба у великих даних, високі обчислювальні витрати та нижча прозорість (“black box”), а також ризик перенавчання при недостатній репрезентативності вибірки.

Методи на основі дерев рішень, зокрема Random Forest і Gradient Boosting (XGBoost, LightGBM), добре моделюють нелінійні залежності та взаємодії факторів і

часто показують точність, співставну або вищу за нейронні мережі, особливо коли обсяг даних обмежений. Random Forest знижує ризик перенавчання через усереднення багатьох дерев, тоді як Gradient Boosting послідовно покращує модель, фокусуючись на попередніх помилках. Вони ефективні для задач із великою кількістю календарних та погодних факторів. У низці досліджень ансамблі перевершували як SARIMA, так і нейромережі (MAPE $\approx 2\%$ у прогнозах для Південної Кореї). Додатковою перевагою є можливість інтерпретувати вагомість факторів (feature importance) [41].

Через відсутність універсально найкращого методу, сучасні підходи часто поєднують різні моделі. Найпоширеніша схема – каскадна: спочатку проста модель (регресія, SARIMA) формує базовий тренд, а нейронна мережа чи бустінг моделює залишкові коливання. Такий підхід дозволяє врахувати нелінійні патерни та значно підвищує точність (до $\approx 96-97\%$ для довгострокових прогнозів споживання в Україні) [31]. Інший варіант – паралельні ансамблі, де прогнози ARIMA, NN і дерев рішень комбінуються зваженою сумою. Також з'являються спеціалізовані гібриди, як-от H-Transformer, який поєднує SARIMA для регулярних компонентів та трансформер для залишків.

Огляди сучасних досліджень підкреслюють, що саме гібридні моделі нині вважаються найбільш перспективними, оскільки поєднують високу точність із можливістю інтерпретації ключових факторів.

Для узагальнення розглянемо порівняльні характеристики різних підходів до прогнозування попиту (табл. 1.1). Критеріями порівняння виступають: типові показники точності прогнозу (наприклад, середня відносна похибка, MAPE), основні переваги методу, його недоліки та типові сфери застосування.

Таблиця 1.1 – Порівняння моделей прогнозування електроспоживання

Підхід (модель)	Типова точність прогнозу	Переваги	Обмеження	Сфери застосування (горизонти)
Часові ряди (ARIMA, SARIMA)	MAPE ~3-10% (коротко-/середньострокові прогнози за стабільних умов)	Інтерпретованість, простота, мінімальні вимоги до даних. Добре моделюють сезонні цикли та тренди.	Не враховують зовнішніх факторів, лінійність моделі не охоплює нелінійні патерни. Зниження точності при структурних зламах.	Короткострокові (години, дні) та середньострокові (місяці). Базові прогнози, бенчмарк для оцінки інших методів.
Регресійні (економетричні)	MAPE ~2-8% (залежно від моделі та періоду)	Врахування причинно-наслідкових факторів (погода, економіка тощо). Результати легко інтерпретувати (вплив кожного фактору).	Лінійність базової моделі, потреба в незалежних змінних без мультиколінеарності. Можливі значні похибки при екстраполяції поза діапазоном даних.	Середньо- та довгострокові прогнози (квартал, рік і більше). Планування розвитку, сценарні прогнози, оцінка впливу факторів.
Типові добові профілі	Похибка варіює (зазвичай вище 5-10% без коригувань)	Простота, швидкість отримання прогнозу, врахування характерних добових циклів.	Низька адаптивність: не враховує аномалії та зміни в поведінці. Потребує періодичного перегляду профілів.	Дуже короткострокові прогнози (на добу, тиждень) для оперативного управління, коли потрібна швидка оцінка; резервний варіант за браку даних.
Нейронні мережі (ANN, LSTM тощо)	MAPE ~2-5% (у багатьох випадках короткострокового прогнозування за наявності великого історичного датасету)	Висока точність при складних нелінійних взаємозв'язках. Можливість врахувати багато входів (метеодані, поведінкові фактори). Адаптивність до нових патернів.	Потреба у великих наборах даних для навчання. «Чорна скринька» – слабка інтерпретація результатів. Ризик перенавчання, висока обчислювальна складність.	Короткострокові прогнози (години, доба) з високою роздільною здатністю; об'єкти зі складною і нерегулярною динамікою споживання.

Продовження таблиці 1.1

Ансамблеві ML (Random Forest, XGBoost)	MAPE ~3-6% (коротко-/середньостроково, залежно від даних)	Врахування нелінійностей і взаємодій без явного завдання форми моделі. Стійкість до перенавчання (RF), можливість оцінки важливості факторів.	Менша ефективність на дуже коротких рядах даних. Необхідний тюнінг гіперпараметрів. Обмежена інтерпретація окремих дерев у великому ансамблі.	Коротко- та середньострокові прогнози для груп споживачів, регіонів. Корисні, коли багато різномірних факторів (поведінка, погода, календар) і потрібна швидка побудова моделі.
Гібридні моделі	MAPE < 3% (у кращих випадках поєднання моделей)	Комбінують сильні сторони різних методів, досягаючи високої точності. Можливість балансувати між точністю і інтерпретованістю. Гнучкість у врахуванні різних типів даних.	Збільшена складність реалізації. Вимога до експертних знань для правильної композиції моделей. Іноді – довший час обчислення.	Різні горизонти прогнозу (від годин до років) – залежно від побудови. Найефективніше – для складних задач (наприклад, довгостроковий погодинний прогноз). Використовуються в дослідницьких та практичних системах, де ціна похибки висока.

Джерело: [31, 41]

Як видно з таблиці, класичні статистичні моделі добре працюють за стабільних та регулярних тенденцій, забезпечуючи прозорість і достатню точність. Сучасні AI/ML-підходи краще вловлюють складні та поведінкові закономірності, але потребують більше даних і ресурсів та не завжди ефективні на довгих горизонтах чи малих вибірках. Гібридні моделі поєднують переваги обох підходів, підвищуючи точність і стійкість прогнозів, що підтверджується міжнародними та українськими дослідженнями.

Електричне навантаження має виражений циклічний характер: добові, тижневі, сезонні та довгострокові патерни формують регулярні піки та спади споживання. Їх необхідно враховувати в моделях прогнозування, інакше похибки стають

систематичними. Класичні методи роблять це явно: у SARIMA сезонність задається через сезонне диференціювання та авторегресію, у моделях експоненційного згладжування – через параметри сезонності, а в регресіях – через календарні змінні (дні тижня, місяці, години доби), як показано в українських дослідженнях [27].

ML-моделі можуть автоматично виявляти цикли, проте часто також використовують календарні ознаки (наприклад, номер години чи день тижня), що полегшує навчання RNN та LSTM. Ансамблеві моделі також ефективно працюють з такими предикторами. Особливе значення мають добові піки, пов'язані з поведінкою користувачів: ранковий та особливо вечірній максимум у житловому секторі. Неврахування піків робить модель непрактичною, тому в сучасних підходах застосовують окремі метрики для пікових значень або спеціальні компоненти для моделювання екстремумів.

Для зарядних станцій важливо також враховувати синхронність дій користувачів (наприклад, масовий початок заряджання після роботи), що створює агреговані піки навантаження. У таких випадках використовують групові профілі споживання або окремі моделі для різних сегментів користувачів.

Електроспоживання містить не лише регулярні цикли, а й значну випадковість: погода, поведінка користувачів, аварії та особливо заряджання EV створюють непередбачувані короткострокові коливання. У детерміністичних моделях стохастика часто залишається в «залишках», однак вони нерідко мають структуру й автокореляцію, що вказує на неохоплені фактори. Тому дедалі більше застосовують імовірнісне прогнозування: замість одного значення формують інтервали або сценарії, що дозволяє диспетчерам оцінювати ризики.

Поширені підходи включають Монте-Карло, квантильну регресію, моделі GARCH та байєсові нейромережі. Наприклад, LSTM-BNN дозволяє одночасно отримувати точний прогноз і довірчі інтервали завдяки стохастичному dropout [47]. Інтервальні прогнози (наприклад, 100-110 МВт замість 105 МВт) значно інформативніші для оперативного планування.

Стохастичність поведінки EV-користувачів також моделюють окремо – через пуассонівські процеси прибуття та випадкові тривалості зарядки. Такі мікромоделі допомагають враховувати рідкісні пікові сценарії та покращувати класичні прогнози.

Загалом перехід до імовірнісних методів підвищує надійність і гнучкість управління енергосистемою, особливо в умовах високої невизначеності попиту EV.

Попит, зумовлений заряджанням електромобілів, має інші закономірності, ніж традиційне споживання. Він набагато варіабельніший і визначається поведінкою користувачів: більшість приватних власників заряджають авто ввечері або вночі, тоді як публічні та робочі зарядки формують денні піки. Профілі суттєво залежать від типу локації, що підтверджують емпіричні дослідження.

EV-попит є гнучким та реагує на тарифи й механізми smart charging (інтелектуального заряджання): TOU-тарифи (Time-of-Use, тарифи, диференційовані за часом доби) у США та ЄС змістили значну частину зарядок із вечірніх годин на нічні. Це означає, що майбутній попит може змінюватися під впливом політик, тому доцільно застосовувати сценарний аналіз.

Характерною є й кластеризація поведінки: якщо багато водіїв починають заряджання в один і той самий час, виникає різкий локальний пік. Для його моделювання використовують стохастичні підходи (процеси прибуття, розподіли тривалості), що дозволяють оцінити можливі максимуми навантаження та черги на станціях.

Інфраструктура також формує поведінку: із розвитком мережі публічних зарядок в Україні частка денного заряджання зростає, а нові швидкі станції на магістралях створюють окремі піки вдень і ввечері [52].

Для врахування цих особливостей застосовують:

- окреме прогнозування EV-компоненти попиту;
- кластеризацію користувачів за поведінкою (нічні/денні/змішані зарядники);
- інтегровані транспортно-енергетичні моделі, що враховують графіки поїздок і трафік [53].

Поведінкові патерни різняться між країнами, тому моделі слід адаптувати до локальних умов. В Україні нічне заряджання, ймовірно, залишатиметься домінуючим, однак зростання комерційного EV-транспортного й публічних зарядок посилюватиме денний попит.

Отже, ефективне прогнозування електроспоживання в умовах зростання кількості електромобілів потребує поєднання класичних статистичних підходів та сучасних AI/ML-методів. Статистичні моделі забезпечують інтерпретовану базу, тоді як нейронні мережі, ансамблі та гібриди дають змогу врахувати складні поведінкові та стохастичні особливості попиту. Окрему увагу слід приділяти добовим і сезонним циклам, невизначеності та специфіці заряджання EV, що формує нові патерни навантаження. Література показує відсутність універсального рішення; найбільш дієвими є адаптивні комбіновані моделі. Узагальнення в цьому підрозділі формує теоретичну основу для подальшого моделювання поведінки користувачів зарядних станцій у наступних розділах.

1.3. Теоретичні основи процесів розподілу заявок у часі та систем масового обслуговування

Ефективне функціонування мережі зарядних станцій електротранспорту тісно пов'язане з процесами чергоутворення, тому актуальним є використання апарату теорії систем масового обслуговування (СМО) для її моделювання. Черга електромобілів на зарядку можна розглядати як класичну систему обслуговування, де вимоги – це прибуття електромобілів, прилади обслуговування – зарядні пристрої, а вихід – завершення заряджання і від'їзд транспортного засобу (рис. 1.1).

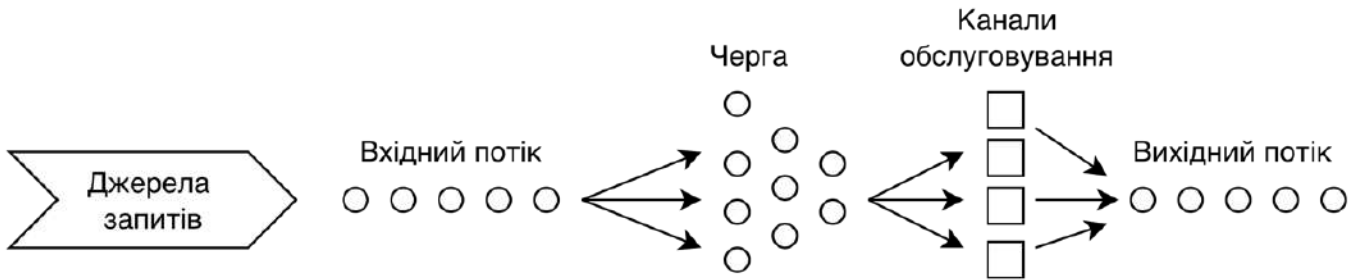


Рисунок 1.1 – Структура системи масового обслуговування

Джерело: [7]

Такий підхід дозволяє аналітично оцінити показники роботи зарядної інфраструктури (ступінь завантаження, імовірність очікування, середній час простою тощо) і тим самим обґрунтувати рішення щодо кількості зарядних пристроїв, режимів їх роботи і економічної доцільності розвитку мережі. Застосування СМО до моделювання діяльності зарядних станцій набуває популярності, адже дає змогу врахувати випадковий характер прибуття електромобілів та різну тривалість їх заряджання, що властиво реальним умовам експлуатації EVSE (Electric Vehicle Supply Equipment). У результаті, черги на станціях можна досліджувати з позицій теорії ймовірностей та стохастичних процесів, що підвищує обґрунтованість управлінських рішень у цій сфері.

Найбільш розповсюдженим припущенням щодо процесу прибуття вимог у СМО є пуассонівський потік (також званий найпростішим потоком). Він характеризується тим, що кількість подій (заявок) за будь-який фіксований проміжок часу підпорядковується закону Пуассона:

$$P\{N(t) = n\} = \frac{(\lambda t)^n e^{-\lambda t}}{n!}, \quad (1.1)$$

де $\lambda > 0$ – інтенсивність (параметр) потоку.

Іншими словами, ймовірність того, що за час t надійде рівно n заявок, визначається формулою Пуассона (1.1) й зображена на рисунку 1.2.

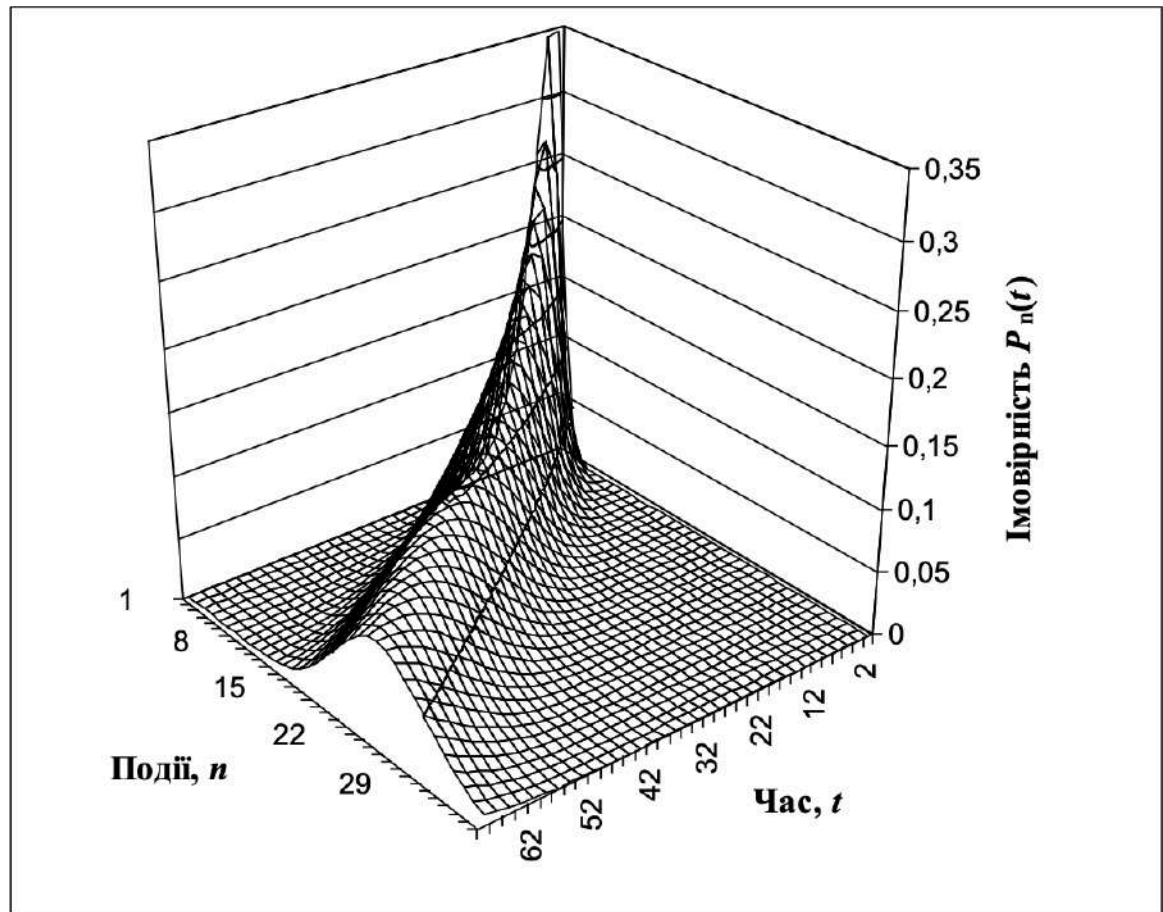


Рисунок 1.2 – Функція Пуассона

Джерело: [19]

Пуассонівський (найпростіший) потік є стаціонарним, ординарним і не має післядії. Стаціонарність означає, що статистика надходження заявок залежить лише від тривалості інтервалу, а не від його розташування в часі. Ординарність означає практично нульову ймовірність появи двох і більше подій одночасно. А властивість відсутності післядії (також відома як незалежність перебігу процесу на неперекривних інтервалах) полягає в тому, що кількість заявок за наступний проміжок часу t не залежить від того, скільки заявок надійшло раніше; інакше кажучи, потік не “пам’ятає” своєї передісторії. Сукупність цих властивостей зручна для моделювання, оскільки дає змогу математично строго описати випадкові надходження заявок. Для стаціонарного пуассонівського потоку інтенсивність λ збігається з середньою

кількістю заявок за одиницю часу, а часові інтервали між послідовними прибуттями мають експоненційний розподіл [7].

Нехай η_k – тривалість обслуговування n -го запиту. Передбачається, що η_k ($n = 1, 2, \dots$) – незалежні однаково розподілені випадкові величини з функцією розподілу $B(t) = P\{\eta_n < t\}$. Функція $B(t)$ називається розподілом тривалості обслуговування. Припускаємо, що існує щільність імовірності $b(t) = B'(t)$. Як і для опису вхідних потоків запитів у теорії масового обслуговування використовують обмежений набір законів розподілу для опису часу обслуговування. Найпоширенішим є експоненційний закон розподілу з функцією розподілу $B(t) = 1 - \exp(-\mu t)$. Параметр μ інтерпретується як інтенсивність обслуговування. Середній час обслуговування дорівнює $1/\mu$. Крім експоненційного розподілу, використовують ерлангівський і гіперекспоненційний розподілу, які отримують шляхом перетворення експоненційного закону [7].

З практичної точки зору, експоненційне припущення для часу заряджання може бути наближенням (оскільки реальні часи зарядки залежать від батареї, потужності тощо), проте в рамках теорії черг воно дає змогу отримати аналітичні формули для показників системи. Зокрема, поєднання пуассонівського потоку прибуття та експоненційного часу обслуговування робить процес зміни кількості заявок у системі марківським, тобто таким, що повністю визначається поточним станом (числом заявок) і не залежить від попередньої історії. У термінах теорії ймовірностей це так званий процес народження та загибелі, для якого можуть бути складені балансні рівняння станів і знайдений стаціонарний розподіл. Марковська природа моделей з експоненційними часами забезпечує існування сталої характеристики черги за умови, що середня інтенсивність обслуговування перевищує інтенсивність надходження заявок $\mu > \lambda$ – в протилежному випадку система буде перенавантажена і черга зростатиме необмежено.

Дисципліни обслуговування визначають правила, за якими запити (вимоги) обираються для обслуговування в межах СМО. Загалом ці дисципліни поділяють на

дві основні групи: безпріоритетні та пріоритетні. Кожна з них, у свою чергу, має кілька підвидів.

Безпріоритетні дисципліни включають:

- обслуговування у порядку надходження (FIFO – First In, First Out), що є найбільш розповсюдженим підходом, зокрема в операційних системах;
- обслуговування у зворотному порядку надходження (LIFO – Last In, First Out), яке застосовується, наприклад, при обробці переривань;
- випадковий вибір запиту з черги;
- циклічне обслуговування, актуальне при поділі часу в комп'ютерних системах.

Пріоритетні дисципліни передбачають обслуговування насамперед заявок з вищим рівнем пріоритету. Розрізняють фіксовані та динамічні пріоритети. У системах з абсолютним пріоритетом обслуговування новий запит з вищим пріоритетом може перервати поточне обслуговування. За відносного пріоритету – переривання не допускається. У динамічних підходах значення пріоритету може змінюватися залежно від зовнішніх параметрів, наприклад, часу очікування запиту.

Класифікація СМО може ґрунтуватися на таких критеріях:

1. За кількістю вимог, що надходять за одиницю часу, розрізняють системи з ординарним і неординарним потоком. Ординарними вважаються ті, де ймовірність одночасного надходження кількох вимог прямує до нуля, тоді як неординарні потоки допускають надходження кількох запитів одночасно.

2. За зв'язком між вимогами СМО поділяються на системи без післядії і з післядією. У першому випадку надходження нових запитів не залежить від попередніх подій, у другому – процес надходження пов'язаний із попередніми станами системи.

3. За реакцією на зайнятість каналів виділяють системи з відмовами та з очікуванням. У системах з відмовами вимоги залишають систему, якщо всі канали зайняті. У системах з очікуванням вимоги потрапляють у чергу.

4. За обсягом черги СМО бувають з обмеженим або необмеженим очікуванням. У першому випадку при досягненні максимальної довжини черги нові вимоги залишають систему; у другому – допускається будь-яке накопичення вимог.

5. За способом вибору вимог на обслуговування виділяють системи з пріоритетами, за порядком надходження, з випадковим вибором та з вибором останньої вимоги.

6. За характером часу обслуговування системи класифікують на ті, де тривалість обслуговування є сталою (детермінованою), та ті, де вона змінюється випадковим чином (стохастичною).

7. За кількістю каналів обслуговування СМО поділяються на одноканальні, коли використовується один ресурс для обслуговування, та багатоканальні, в яких одночасно працює декілька каналів.

8. За кількістю етапів обслуговування розрізняють однофазні системи, в яких виконуються дії одного типу, та багатофазні – де запити проходять послідовну обробку на кількох стадіях.

9. За однорідністю вимог СМО бувають з однорідними потоками, якщо всі запити мають однакові характеристики, та з неоднорідними – якщо запити відрізняються, наприклад, за обсягом або пріоритетністю.

10. За способом завантаження каналів розрізняють впорядковані системи, в яких кожна вимога спрямовується до чітко визначеного каналу (наприклад, із найменшим номером), і невпорядковані – де вибір каналу здійснюється випадковим чином серед усіх вільних.

У теорії черг для класифікації СМО використовується нотація Кендалла $A/S/c$, де A – розподіл прибуття (Arrival), S – розподіл обслуговування (Service), а c – кількість каналів обслуговування. Літера M (від Markovian) в позначенні моделі означає пуассонівський потік (для прибуття) або експоненційний закон (для обслуговування) – тобто процес без післядії. Таким чином, $M/M/1$ описує систему з найпростішим потоком заявок, експоненційним часом обслуговування та одним

каналом (приладом) обслуговування. Це одноканальна черга з необмеженою довжиною, яка є найпростішою і водночас однією з найдослідженіших моделей СМО. Як зазначається в літературі, «це одна з найдослідженіших СМО, для якої отримано в скінчених виразах майже всі характеристики» [7]. М/М/1-модель добре підходить для опису окремої зарядної станції з одним портом (наприклад, одиночна зарядна колонка): електромобілі прибувають випадково (потік прибуття моделюється як Poisson) і стають на зарядку по черзі. Якщо на момент прибуття нової машини зарядний пристрій вільний, обслуговування починається негайно; якщо ж пристрій зайнятий іншим авто, нова заявка чекає в черзі до звільнення порту. В такій системі можливі переходи лише між сусідніми станами: збільшення кількості вимог на 1 (прибуття нового авто, інтенсивність λ) або зменшення на 1 (завершення заряджання, інтенсивність μ). Для сталого режиму (при $\mu > \lambda$) стаціонарний розподіл ймовірностей станів можна отримати, розв'язавши систему балансних рівнянь або скориставшись відомими формулами для М/М/1.

Модель М/М/с є узагальненням на випадок, коли на станції встановлено s паралельних пристроїв для заряджання (тобто s каналів обслуговування). У такій системі можуть одночасно обслуговуватися до s електромобілів; якщо на момент прибуття чергової машини всі s пристроїв зайняті, заявка змушена чекати в черзі. Припущення щодо пуассонівського потоку і експоненційного часу зарядки зберігаються, отже процес кількості зайнятих зарядних портів також є марківським. Стан системи можна описати числом i активних заявок (в обслуговуванні або очікуванні). Якщо $i < s$, частина приладів простоює; якщо $i \geq s$, то одночасно зайняті всі s пристроїв, а $i - s$ автомобілів стоять у черзі. У позначенні Кендалла така модель з необмеженою чергою записується як М/М/с/∞, а за наявності максимум m місць очікування – як М/М/с/м. Математичний аналіз багатоканальної системи дещо складніший: стаціонарні ймовірності станів виражаються через розподіл Пуассона та відповідні нормувальні константи (формули Ерланга). Зокрема, для М/М/с/∞

інтенсивність обслуговування становить μc при заповнених каналах, а коефіцієнт завантаження всієї системи (формула 1.2):

$$\rho = \frac{\lambda}{c\mu}, \quad (1.2)$$

де λ – інтенсивність прибуття заявок; c – кількість зарядних портів у системі; μ – інтенсивність обслуговування.

Відомо, що стаціонарний режим існує при $\rho < 1$, тобто середня сумарна швидкість обслуговування перевищує середню швидкість надходження заявок. Модель М/М/с адекватно описує зарядну станцію з декількома однаковими портами, коли прибулі водії займають будь-який вільний порт без переваг.

Наприклад, станцію з чотирма зарядними постами можна представити як М/М/4: потік прибуття електромобілів найпростіший, час зарядки експоненційний, чотири незалежні канали працюють паралельно. Така модель дозволяє оцінити, скажімо, середню довжину черги, якщо інтенсивність прибуття машин λ відома, а середній час заряджання $1/\mu$ – фіксований. На практиці результати М/М/с використовуються для розрахунку потрібної кількості зарядних пристроїв: наприклад, якщо вимоги до якості обслуговування передбачають невеликий середній час очікування, за допомогою моделі можна підібрати мінімальне c , що його забезпечить [7].

До ключових характеристик роботи СМО належать: коефіцієнт завантаження ρ , середній час очікування в черзі W_q , середня довжина черги L_q та середній повний час перебування заявки в системі W (очікування + обслуговування). Коефіцієнт завантаження ρ визначається як відношення середньої інтенсивності вхідного потоку до інтенсивності обслуговування. Показник ρ відображає рівень використання потужностей: при $\rho < 1$ система встигає обслуговувати заявки і черга не зростає, тоді як при ρ близькому до 1 спостерігаються часті затори (система працює на межі можливостей). З економічної точки зору, низький ρ означає недовантаження обладнання (капітальні вкладення використовуються неефективно), а надто високий ρ

– ризик погіршення якості сервісу через довге очікування клієнтів. Оптимуму досягають за такого завантаження, яке забезпечує баланс між витратами на простоючу інфраструктуру і втратами від незадоволеного попиту та черг.

Середній час очікування в черзі W_q – це математичне сподівання затримки заявки перед початком обслуговування. Для стаціонарної М/М/1 він дорівнює (формула 1.3):

$$W_q = \frac{\rho}{\mu(1 - \rho)}, \quad (1.3)$$

тобто зростає при наближенні ρ до 1 (коли система перевантажена, $W_q \rightarrow \infty$). Відповідно до формули Літтла, пов'язаної з теорією масового обслуговування, середня довжина черги L_q пов'язана з часом очікування співвідношенням (формула 1.4):

$$L_q = \lambda W_q, \quad (1.4)$$

Таким чином, знаючи λ та W_q , можна оцінити, скільки автомобілів у середньому простоє в черзі на зарядку. Кількісно L_q характеризує конгестію на станції: велике значення вказує на необхідність виділення місця під майданчик очікування та потенційні втрати клієнтів (деякі водії, побачивши довгу чергу, можуть відмовитися від заряджання). Нарешті, середній час перебування в системі W (час від прибуття електромобіля до завершення його обслуговування) є сумою очікування і часу заряджання (формула 1.5):

$$W = W_q + \frac{1}{\mu}, \quad (1.5)$$

Цей показник характеризує загальну тривалість циклу обслуговування клієнта. З погляду користувача, W відображає рівень сервісу (час, який він витрачає на зарядку свого авто включно з чеканням). З точки зору оператора станції, W пов'язаний з пропускною спроможністю: чим менший середній час перебування, тим більше клієнтів можна обслужити за добу, отже – вищий потенційний виторг. У той же час, скорочення W (наприклад, шляхом збільшення числа зарядних пристроїв або підвищення їх потужності, що зменшує $1/\mu$) потребує інвестицій. Таким чином, аналіз

показників W_q , L_q , W та ρ дає змогу оцінити компроміс між якістю обслуговування і витратами на інфраструктуру [7].

Моделі теорії масового обслуговування, зокрема $M/M/1$ та $M/M/c$, є важливим інструментом для аналізу та підвищення ефективності зарядної інфраструктури електротранспорту. Вони дозволяють прогнозувати поведінкові патерни користувачів (наприклад, характер прибуття на зарядку), оцінювати ймовірність утворення черг та середній час простою автомобілів, а також визначати оптимальні параметри системи. Так, на основі СМО можна обґрунтовано підібрати кількість зарядних пристроїв на станції, щоб досягти бажаного рівня сервісу (обмежити середній час очікування чи довжину черги) при мінімально необхідних капіталовкладеннях. Аналогічно, оцінюючи коефіцієнт завантаження ρ і змінюючи інтенсивність потоку (наприклад, через динамічне ціноутворення або управління попитом), оператори можуть уникнути як недовикористання станцій, так і їх перевантаження. У підсумку, застосування теоретичних моделей СМО до зарядних станцій електромобілів дає змогу кількісно виміряти показники ефективності роботи інфраструктури та науково обґрунтувати рішення щодо її розвитку і оптимізації.

Висновки до першого розділу

У першому розділі було досліджено, що розвиток електромобільного транспорту формує нову парадигму управління енергетичними і транспортними системами, де ключову роль відіграє поведінка користувачів зарядних станцій. Попит, зумовлений заряджанням електромобілів, не може бути описаний виключно технічними або економічними параметрами – він визначається звичками, емоціями, когнітивними викривленнями, сприйняттям ризику та соціальним контекстом. Ці чинники зумовлюють відхилення від раціональних сценаріїв, що робить традиційні моделі попиту неповними без інтеграції поведінкових компонентів.

Розгляд теоретичних основ поведінкової економіки показав, що обмежена раціональність, евристики, ефект втрати, статус-кво та інші когнітивні механізми

суттєво впливають на рішення водіїв щодо часу та місця зарядки. Саме поведінкові мотиви визначають пікові навантаження та нерівномірність споживання, а отже – потребують урахування при прогнозуванні та плануванні інфраструктури. Так само важливими є соціальні та психологічні фактори, які формують сталі патерни заряджання та впливають на реакцію на тарифи, черги чи «зарядку про запас».

Аналіз моделей прогнозування електроспоживання демонструє, що класичні методи (ARIMA, регресії, типові профілі) залишаються базовими інструментами для стабільних умов, однак недостатньо відображають поведінкову мінливість. Сучасні AI/ML-підходи – нейронні мережі, ансамблеві моделі, гібридні конструкції – краще вловлюють нелінійні та поведінкові закономірності, проте потребують великих даних і складні у поясненні. Найвищу ефективність демонструють гібридні моделі, які поєднують інтерпретованість класичних методів із гнучкістю ML-підходів.

Особливу увагу приділено стохастичному характеру попиту, пов'язаному з випадковими прибуттями на зарядку, різною тривалістю сеансів та високою індивідуальною варіабельністю поведінки користувачів. Імовірнісні підходи – Монте-Карло моделювання, квантильна регресія, байєсові мережі – дозволяють краще оцінювати ризики піків та забезпечують більш надійні сценарії управління енергосистемою.

Розглянуто ключові поняття теорії черг, зокрема пуассонівський потік заявок, експоненційний розподіл тривалості обслуговування, марковські властивості та структуру класичних моделей M/M/1 та M/M/c. Саме ці моделі дозволяють описувати роботу зарядних станцій як багатоканальних систем, у яких час очікування, стан зайнятості портів та ймовірність утворення черг залежать від взаємодії інтенсивності прибуття користувачів та інтенсивності обслуговування.

Узагальнюючи, перший розділ формує теоретико-методичний фундамент для подальшого дослідження: моделювання систем масового обслуговування, сегментації поведінкових патернів та аналізу ефективності зарядної інфраструктури. Інтеграція поведінкових аспектів у аналітичні моделі є необхідною умовою для точного

прогнозування попиту, оптимального планування мережі та підвищення якості функціонування енергетичної системи в умовах зростання електромобільності.

2 ЕКОНОМІЧНА АНАЛІТИКА ПОВЕДІНКОВИХ ПАТЕРНІВ КОРИСТУВАЧІВ ЗАРЯДНИХ СТАНЦІЙ

2.1. Дескриптивний аналіз ринку електромобільності та інфраструктури зарядних станцій

Для оцінки економічного середовища, у якому функціонує підприємство та формується поведінка користувачів зарядних станцій електротранспорту, доцільно виділити низку ключових показників. Саме вони найбільшою мірою відображають умови розвитку ринку електромобільності та здатні пояснити відмінності у споживчих патернах. У межах даного дослідження основна увага приділяється таким індикаторам:

- індикатор економічних настроїв (ІЕН) – показує загальні очікування бізнесу та населення щодо розвитку економіки та готовності до витрат;
- індикатор споживчої впевненості (ІСВ) – характеризує фінансові очікування домогосподарств і рівень їх схильності до здійснення додаткових витрат;
- індекс ділового середовища (очікуваних змін) (ІДС) – відображає стан і перспективи бізнес-клімату, зокрема у сфері розвитку інфраструктури;
- індекси цін, зокрема на енергоносії та електроенергію (ІЦ) – мають безпосередній вплив на поведінку користувачів, адже формують структуру тарифів.

Аналіз зазначених показників дозволив комплексно оцінити зовнішнє середовище функціонування підприємства, визначити фактори, що формують попит на зарядні послуги, та пояснити відмінності у поведінці користувачів залежно від економічної ситуації.

Було проаналізовано індикатор економічних настроїв за 2020-2025 рр., який є узагальненим показником очікувань бізнесу та домогосподарств щодо економічної ситуації в країні. Динаміка значень демонструє суттєві коливання, що відображають як внутрішні, так і зовнішні виклики для економіки України. У 2020 році індикатор мав значення понад 110 пунктів на початку року, але вже в другому кварталі знизився

до 86, що було пов'язано з кризовими явищами та наслідками пандемії. Наступного року спостерігалось зростання показника до рівня 106-107 пунктів, що свідчило про певне відновлення ділової активності та покращення очікувань.

Найбільш різкий спад зафіксовано у 2022 році, коли індикатор у другому кварталі знизився до 73,2 пунктів (рис. 2.1). Це пояснюється початком повномасштабної війни, що спричинило різке падіння довіри та високий рівень песимізму серед економічних агентів. Хоча у другій половині року спостерігалось поступове зростання значень, вони все ще залишалися нижчими за 100, що вказувало на нестабільність та невпевненість у майбутньому. Уже у 2023 році ситуація суттєво змінилася: індикатор повернувся вище 100 пунктів і протягом року коливався біля позначки 105, що свідчило про адаптацію населення й бізнесу до нових умов. У 2024-2025 рр. значення залишалися стабільними на рівні 102-110, що свідчить про формування більш позитивних очікувань та відновлення економічної впевненості.

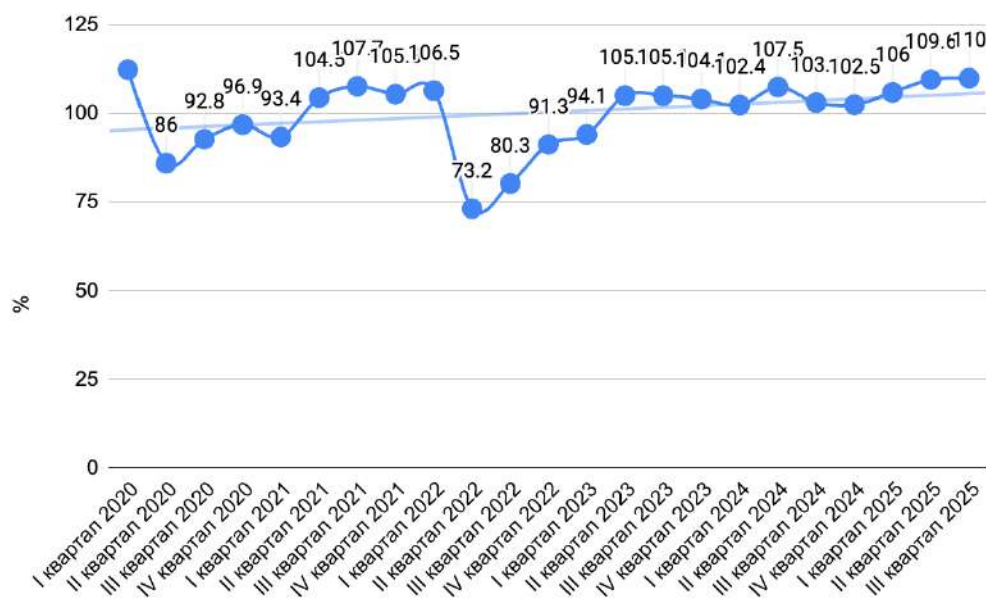


Рисунок 2.1 – Індикатор економічних настроїв на 2020-2025 рр.

Джерело: [14]

Значення індикатора споживчої впевненості протягом усього періоду залишалися від'ємними, що є типовим для української економіки, адже споживачі традиційно демонструють обережність у фінансових рішеннях. Водночас рівень

негативних настроїв мав виразні коливання, що свідчить про різну готовність домогосподарств витратити кошти в умовах змін зовнішнього середовища.

У 2020 році ІСВ коливався від -6,7 у першому кварталі до майже -40 наприкінці року, що відображало вплив пандемії та економічної невизначеності. У 2021 році ситуація дещо стабілізувалася: значення піднялися до рівня -24,7 у другому кварталі, хоча в окремі періоди знову опускалися нижче -30. Різкий стрибок спостерігався у другому кварталі 2022 року, коли індикатор піднявся до -16,5, але вже наступного кварталу знову знизився до -35,4. Це пояснюється початковим шоком від війни та подальшою адаптацією споживачів до нових умов. У 2023-2024 роках значення переважно трималися в діапазоні -25...-33, а у 2025 році зафіксовано поступове покращення – до -28,6 у третьому кварталі (рис. 2.2).

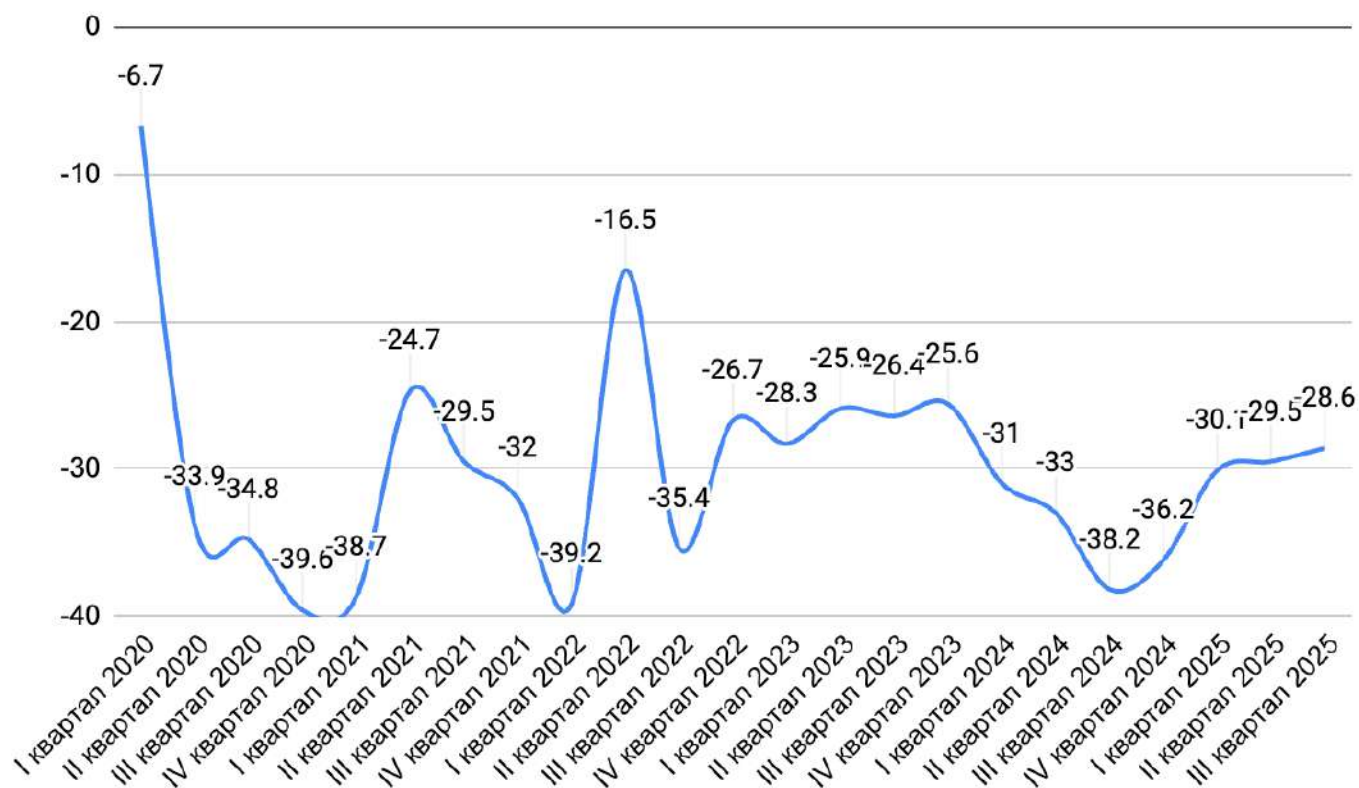


Рисунок 2.2 – Індикатор споживчої впевненості на 2020-2025 рр.

Джерело: [14]

Аналіз індикаторів ділової впевненості показує суттєву різницю між секторами економіки. Найбільш стабільною протягом досліджуваного періоду залишалася переробна промисловість, де показники переважно коливалися в межах -10...-5 пунктів після різкого падіння у 2022 році (-15,3). Це свідчить про поступову адаптацію виробництва до нових економічних умов. У будівництві ситуація була більш нестабільною – у 2022 році індикатор впав до -69,8 пунктів, але згодом відновився до рівня близько -30, що демонструє обережне відновлення галузі.

У роздрібній торгівлі динаміка мала більш оптимістичний характер: після глибокого падіння в 2022 році показники повернулися до позитивних значень (близько +10 пунктів у 2024-2025 рр.), що свідчить про пожвавлення споживчого попиту. У сфері послуг індикатор залишався переважно від'ємним, коливаючись у межах -20...-7 пунктів, однак у 2025 році зафіксовано помірне покращення. Загалом, відновлення ділової впевненості у більшості секторів економіки після 2022 року свідчить про поступове поліпшення бізнес-клімату в Україні (рис. 2.3).

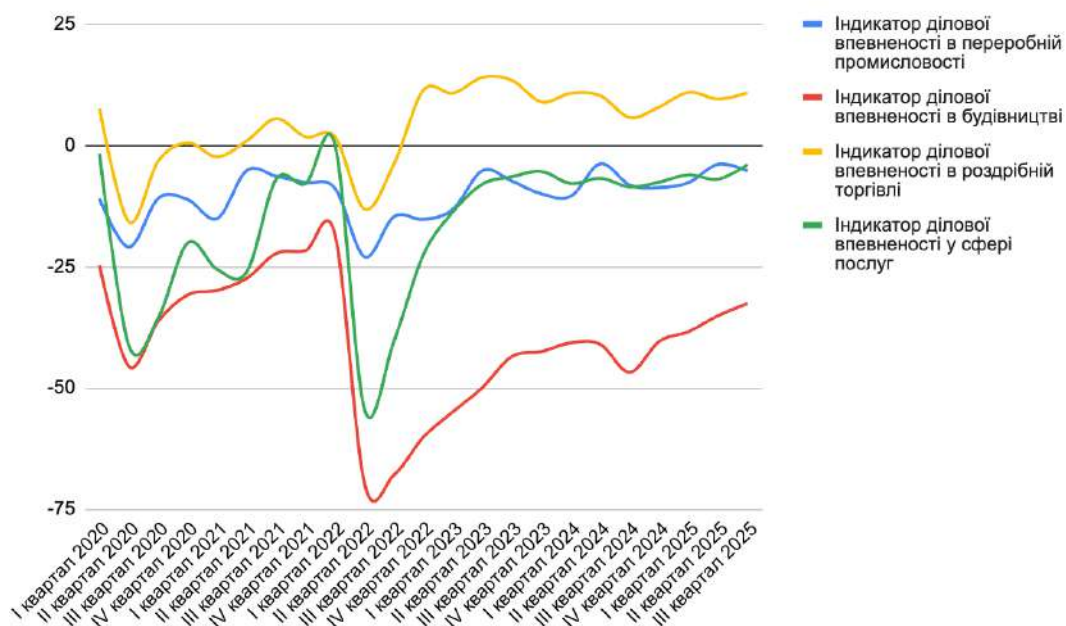


Рисунок 2.3 – Індикатори ділової впевненості на 2020-2025 рр.

Джерело: [14]

Було проаналізовано індекси споживчих та виробничих цін, які безпосередньо впливають на тарифи електрозарядних станцій і формування поведінки користувачів. Загальний індекс споживчих цін демонструє поступове зростання у 2020-2023 роках (з 103,2% до 126%), що відображає загальну інфляційну динаміку в країні. У 2024 році спостерігалось короткострокове зниження до 104,7%, однак у 2025 році індекс знову зріс до 112,9%, що свідчить про збереження інфляційного тиску.

Найбільш показовим для аналізу є індекс цін на електроенергію. Його динаміка має хвилюватись характер: після різкого зростання у 2021 році (136,6%) відбулося зниження у 2022 році (92,6%), що може бути пов'язане з тимчасовим державним регулюванням тарифів. У наступні роки зафіксовано стрімке зростання – до 169,7% у 2024 році (рис. 2.4), що суттєво вплинуло на структуру тарифів зарядних станцій та стимулювало користувачів переходити на економні режими зарядки (нічні сесії, заряджання на станціях змінного струму – Alternating Current (далі – АС)). Водночас ціни на паливо та мастила, хоч і демонстрували значну волатильність (від 95% у 2021 до 162% у 2023 році), залишалися більш нестабільними порівняно з електроенергією. Це підтверджує, що навіть за зростання тарифів, електрозаряд залишається відносно вигіднішим варіантом для користувачів електротранспорту.



Рисунок 2.4 – Індекси споживчих цін за 2020-2025 рр.

Джерело: [14]

Динаміка індексу цін виробників у секторі «Постачання електроенергії, газу, пари та кондиційованого повітря» також свідчить про суттєві коливання, що зображено на рисунку 2.5. Якщо у 2021 році спостерігалось рекордне зростання – 285,4% до попереднього року, то у 2022 році він знизився до 137,5%, а у 2024 знову піднявся до 141,4%. Такі коливання вказують на високу чутливість галузі до зовнішніх факторів (енергетичні кризи, зміни в собівартості постачання), що безпосередньо відображається на вартості зарядних послуг для кінцевих споживачів.

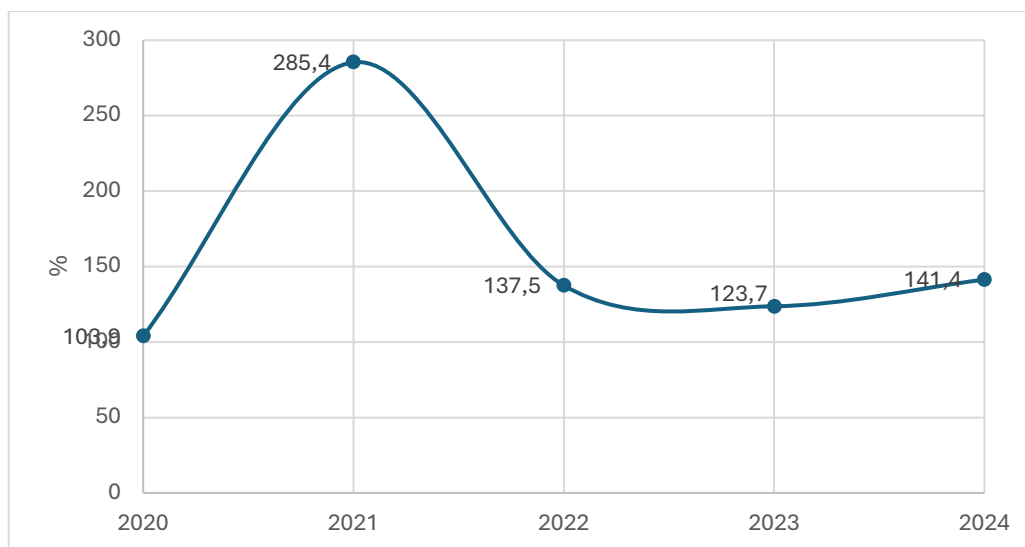


Рисунок 2.5 – Індекс цін виробників у секторі «Постачання електроенергії, газу, пари та кондиційованого повітря» за 2020-2024 рр.

Джерело: [14]

Таким чином, аналіз індексів споживчих і виробничих цін підтверджує, що енергетична складова є ключовим фактором формування попиту на зарядні станції. Зростання вартості електроенергії стимулює користувачів до оптимізації поведінки – переходу на дешевші режими зарядки, ретельнішого вибору часу та місця заряджання, що створює базу для подальшої поведінкової сегментації.

Проведений аналіз індикаторів економічних настроїв, споживчої впевненості та ділової активності показав поступове відновлення економічної стабільності після різких спадів 2022 року. Попри те, що показники залишаються чутливими до політичних та енергетичних факторів, спостерігається зростання оптимізму серед

підприємств і споживачів, що створює сприятливі умови для розвитку інноваційних галузей, зокрема ринку електромобільності.

Аналіз індексів споживчих і виробничих цін засвідчив значне зростання вартості енергоносіїв, особливо палива та мастил. Це посилює економічні стимули до переходу на електротранспорт, оскільки навіть за підвищених тарифів на електроенергію витрати на заряджання залишаються нижчими, ніж витрати на пальне. У таких умовах розвиток мережі зарядних станцій стає стратегічно важливим для підвищення енергоефективності, енергетичної незалежності та підтримки сталого міського транспорту.

Для порівняння кількості зареєстрованих електромобілів та гібридних авто з автомобілями з ДВЗ, було побудовано графік, що представлений на рисунку 2.6.

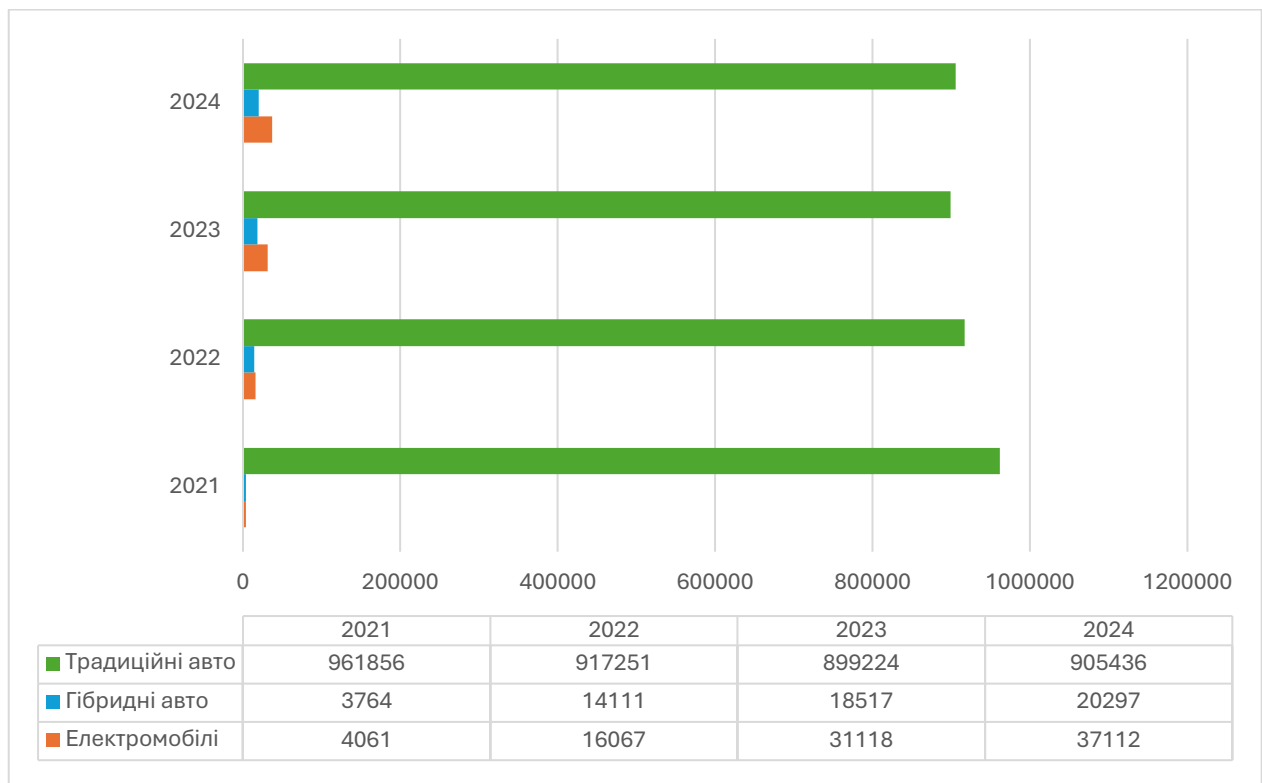


Рисунок 2.6 – Кількість зареєстрованих електромобілів та гібридних авто за 2021-2024 рр.

Джерело: [14]

Дані показують стійке зростання кількості електромобілів у 9 разів із 2021 до 2024 року, тоді як авто з ДВЗ втратили частку ринку. Ці зміни відображають перехід до екологічного транспорту.

Для проведення економічного аналізу використаємо два основні набори даних – зарядні сесії та станції, які відображають реальну роботу мережі зарядної інфраструктури. Дані про зарядні сесії містять 35 247 записів, кожен з яких відповідає окремому випадку заряджання електромобіля.

Основні змінні:

- `_id`, `idTag`, `station`, `connectorId` – ідентифікатори користувача, станції та конектора;
- `startAt`, `stopAt`, `duration` – часові параметри сесії;
- `energy`, `power` – обсяг переданої енергії (кВт·год) та середня потужність (кВт);
- `priceKW`, `priceTotal`, `earnings` – фінансові показники;
- `socStart`, `socStop` – рівень заряду батареї на початку та в кінці процесу;
- додаткові поля, що описують режим запуску (`startOptions.mode`, `startOptions.value`), тип користувача (`type`), статус завершення (`stopReason`).

Дані про зарядні станції охоплюють 60 об'єктів і містять адміністративні, технічні та просторові характеристики:

- `_id`, `identity`, `city`, `address`, `business` – ідентифікаційні дані;
- `location.coordinates[0-1]` – географічні координати;
- додаткові змінні, що описують конфігурацію конекторів, телеметрію та стан станцій.

Перевіримо пропуски та типи полів: дати (`startAt`, `stopAt`) буде приведено до `datetime`, числові поля (`duration`, `energy`, `power`, `priceKW`, `priceTotal`) – до числових типів. За результатами конвертації: `startAt` та числові поля конвертуються коректно; `stopAt` має 111 пропусків (NaN).

За результатами перевірки дублікатів за `_id` сесій отримали результат в 0 дублікатів. Перевіримо аномалії. Зафіксовано:

- $\text{duration} \leq 0$ – 5 480 випадків;
- $\text{energy} \leq 0$ – 7 830 випадків;
- порушення хронології $\text{stopAt} < \text{startAt}$ – 50 випадків (рис. 2.7).

```

◆ Кількість пропущених значень (top 15):
card                35004
socStop             18771
socStart            17429
idTag               205
reservedEnergy      128
holdAmount          128
stopReason          112
meterStop           112
stopAt              111
rentPriceKW         100
startOptions.value   0
startOptions.mode    0
meterStart           0
businessTransactionComplete 0
_id                 0
dtype: int64

Всього пропущених значень: 72100 у 35247 записах

✓ startAt перетворено у datetime, некоректних значень: 0
✓ stopAt перетворено у datetime, некоректних значень: 111
✓ duration числове поле, некоректних значень: 0
✓ energy числове поле, некоректних значень: 0
✓ power числове поле, некоректних значень: 0
✓ priceKW числове поле, некоректних значень: 0
✓ priceTotal числове поле, некоректних значень: 0

◆ Кількість дублікатів за _id: 0

◆ Перевірка аномалій:
⚠ duration <= 1 у 5480 записах
⚠ energy <= 0 у 7830 записах
⚠ stopAt < startAt у 50 записах

✓ Перевірка завершена.

```

Рисунок 2.7 – Результат аналізу якості вхідних даних

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Частина записів одночасно потрапляє в кілька категорій аномалій, тому сумарно вилучені рядки менші за просте додавання цих цифр. Враховуючи предмет

дослідження (реальні поведінкові патерни), не будемо імпутувати час/енергію – такі записи з високим ризиком викривлення аналітики вилучаємо. Застосуємо правила:

- видалити сесії з відсутнім stopAt;
- видалити $\text{duration} \leq 0$ та $\text{energy} \leq 0$;
- видалити записи із $\text{stopAt} < \text{startAt}$;
- видалити службові/тестові сесії ($\text{type} = \text{'staff'}$, тощо).

Отримано результат: з 35 247 початкових рядків залишено 25 657 валідних сесій (вилучено 9 590, тобто 27,21%).

Це забезпечує чисту вибірку для інтерпретації людської поведінки (без технічних/тестових артефактів і нереалістичних значень).

Для поведінкової сегментації побудуємо такі ознаки і збережемо результат у фінальний датасет `sessions_features`:

- `hour_start` – година початку заряджання (із `startAt`);
- `duration_h` – тривалість у годинах (нормалізована з `duration`);
- `weekday` і `is_weekend` – індикатор вихідного дня;
- `avg_power` = $\text{energy} / \text{duration_h}$ – середня потужність (кВт);
- `price_per_kWh` = $\text{priceTotal} / \text{energy}$ – ефективна ціна кВт·год;
- `city` – локальний контекст (із довідника);
- `station_type` – класифікація AC/DC на основі `connector_type` (CCS/CHAdeMO → Direct Current (далі – DC); Type2/J1772 → Alternating Current (AC));
- `segment` – порожня колонка-заготовка для подальшої кластеризації.

2.2. Діагностична поведінкова аналітика та сегментація користувачів зарядних станцій

У цьому підрозділі було проведено побудову моделі поведінкової сегментації користувачів, що дало змогу виокремити однорідні групи за схожими характеристиками користування зарядними станціями. Метою моделювання було

визначити типові профілі користувачів на основі часових, технічних та економічних показників зарядних сесій, а також оцінити якість сформованих кластерів.

Було використано сукупність ознак, що відображають ключові аспекти поведінки: час початку зарядки (`hour_start`), тривалість (`duration_h`), спожиту енергію (`energy_kWh`), середню потужність (`avg_power`), вартість 1 кВт·год (`price_per_kWh_fixed`), індикатор вихідного дня (`is_weekend`) та тип станції (`station_type`). Гіпотеза дослідження полягає в тому, що користувачі формують окремі поведінкові сегменти за часовими, технічними та економічними характеристиками заряджання, що відображає різні сценарії використання інфраструктури.

На етапі підготовки даних було здійснено відбір лише релевантних змінних, що безпосередньо характеризують поведінкові та технічні аспекти процесу заряджання. Для забезпечення коректної роботи алгоритму кластеризації числові змінні (`hour_start`, `duration_h`, `energy_kWh`, `avg_power`, `price_per_kWh_fixed`) було нормалізовано за допомогою методу `StandardScaler`, що привело їх до єдиного масштабу. Категоріальні змінні (`station_type`, `is_weekend`) були перетворені у числовий формат методом `One-Hot Encoding`, що дозволило уникнути викривлення міжкластерних відстаней. Додатково перевірено відсутність пропусків і аномалій, а також усунуто викиди за ціновим показником (вище 99.5 перцентиля). Після стандартизації сформовано матрицю ознак `X_features`, придатну для подальшого моделювання, та збережено підготовлений набір даних у файл.

Для моделювання поведінкової сегментації було застосовано алгоритм `k-means clustering`, який дозволяє поділити користувачів зарядних станцій на групи за схожими характеристиками використання. Оптимальну кількість кластерів визначено за допомогою двох підходів – методу ліктя (`Elbow Method`) та коефіцієнта силуету (`Silhouette Score`).

Згідно з отриманими результатами (рис. 2.8, рис. 2.9), найвищий коефіцієнт силуету спостерігався при $k = 4$ (`silhouette = 0.247`), що свідчить про відносно чітку

роздільність між групами при збереженні внутрішньої однорідності. Графік методу ліктя також демонструє точку зламу поблизу $k = 4$, що підтверджує коректність вибору.

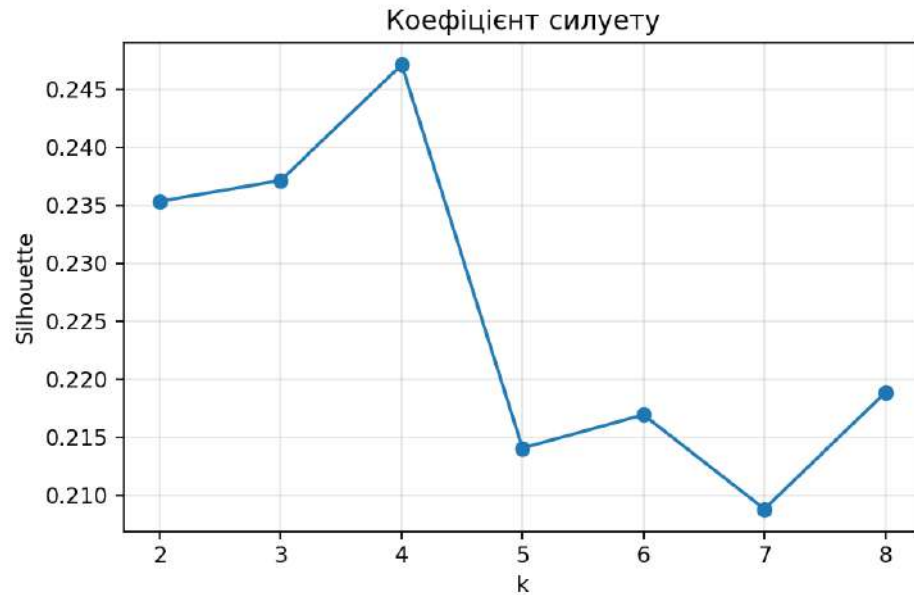


Рисунок 2.8 – Результат розрахунку коефіцієнту силуету

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

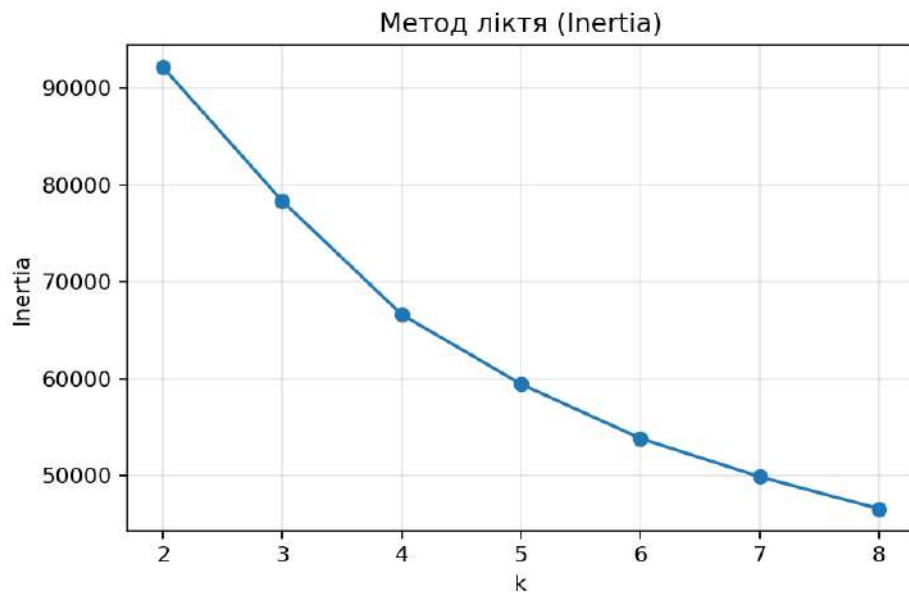


Рисунок 2.9 – Результат розрахунку за методом ліктя

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для візуалізації кластерів застосовано метод головних компонент (PCA), який знизив розмірність простору ознак до двох головних компонент (PC1, PC2). На рис. 2.10 видно, що кожен кластер формує відносно компактну область, з незначним перекриттям, що є типовим для поведінкових даних з багатовимірною кореляцією.

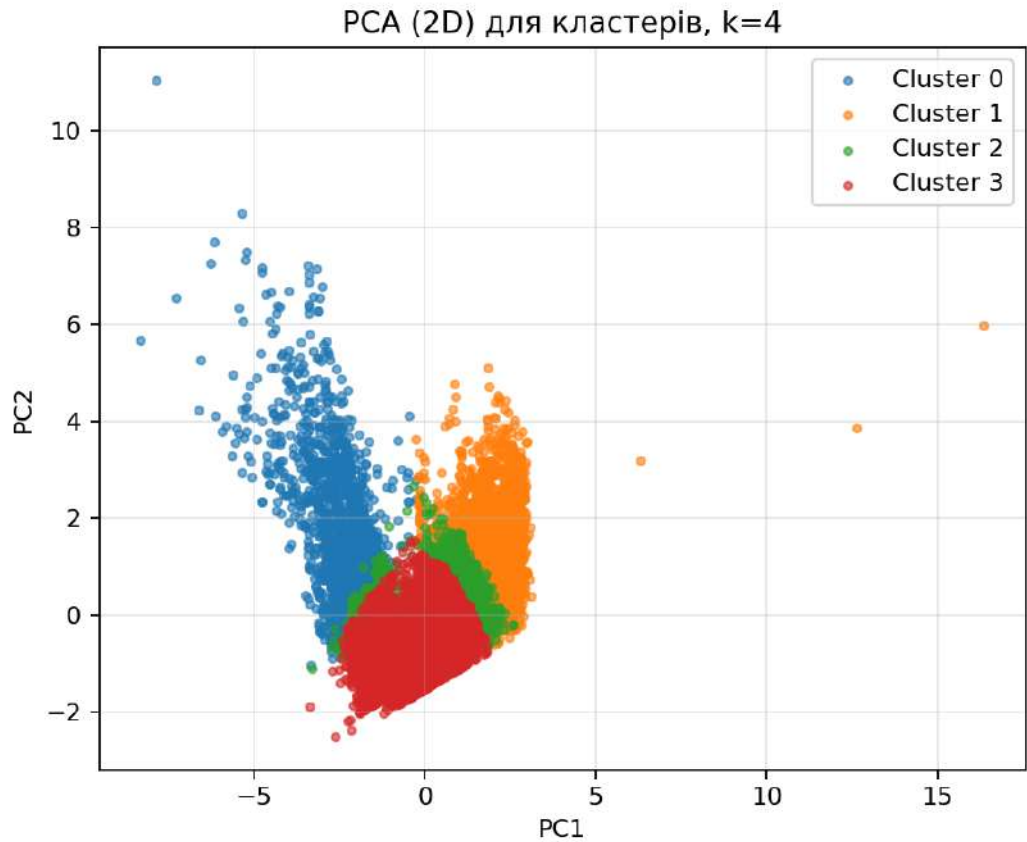


Рисунок 2.10 – Візуалізація кластерів за методом головних компонентів

Джерело: складено автором на основі власних розрахунків

Отримані результати свідчать, що чотири кластери адекватно відображають різні сценарії використання зарядних станцій та дозволяють перейти до інтерпретації поведінкових патернів.

Для кожного кластеру обчислено середні значення ключових ознак (табл. 2.1): годину початку зарядки (hour_start), тривалість (duration_h), спожиту енергію (energy_kWh), середню потужність (avg_power), середню вартість 1 кВт·год (price_per_kWh_fixed), а також частки використання AC/DC станцій.

Таблиця 2.1 – Профілі кластерів (середні)

Кластер	hour_station	duration_h	energy_kWh	avg_power	price_per_kWh_fixed	share_AC	share_DC
0	13.97	5.47	28.44	5 626 Вт	11.96 ₴	0.98	0.02
1	12.09	0.65	34.37	61 367 Вт	14.59 ₴	0.00	0.99
2	13.04	0.78	13.58	24 752 Вт	12.88 ₴	0.18	0.82
3	12.82	0.72	11.81	23 010 Вт	12.83 ₴	0.20	0.80

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

На основі цих характеристик можна виділити такі типові поведінкові сегменти користувачів:

– Сегмент 0 – “Тривалі денні зарядки (AC)”

Характеризуються значною тривалістю (понад 5 годин) при низькій потужності, що вказує на переважне використання повільних АС-станцій – ймовірно, вдома або на парковках офісів.

Основний поведінковий мотив – зручність і стабільність: користувачі обирають зарядку, коли авто стоїть без руху тривалий час, щоб уникнути додаткових поїздок і забезпечити повний заряд без поспіху. Такий тип поведінки притаманний працівникам офісів або власникам домашніх АС-станцій.

– Сегмент 1 – “Швидкі денні зарядки (DC)”

Має високу середню потужність (≈ 61 кВт) і коротку тривалість (≈ 0.6 год), що відповідає швидкісним DC-станціям у комерційних локаціях або на трасах.

Головний мотив користувачів цього сегмента – економія часу та мобільність. Це водії, які часто перебувають у русі (службові, бізнесові поїздки), тому заряджають авто швидко, поки виконують інші справи. Висока готовність платити за швидкість свідчить про раціональну, цілеспрямовану поведінку.

– Сегмент 2 – “Короткі денні зарядки (DC)”

Сесії тривають менш ніж годину при середній потужності ≈ 25 кВт. Ймовірно, це короткі “підзарядки по дорозі” у міському режимі.

Основний мотив – забезпечення запасу енергії для найближчих поїздок, тобто поведінка, орієнтована на підтримання комфорту та впевненість у маршруті. Такі

користувачі не прагнуть повного заряду, а лише відновлюють енергію на потрібний відрізок шляху, діючи ситуативно.

– Сегмент 3 – “Регулярні короткі зарядки (DC)”

Характеризуються стабільними показниками потужності та часу початку (≈ 12 -13 год), типовими для повторюваних щоденних сценаріїв заряджання службових або корпоративних авто. Поведінковий мотив цього сегмента – звичка та передбачуваність. Користувачі дотримуються сталого графіку заряджання, що свідчить про плановість і контроль над ресурсом. Такі сесії найчастіше пов’язані з корпоративним або флотним використанням електротранспорту. Узагальнені результати сегментування представлені у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Порівняльна таблиця типових поведінкових сегментів користувачів

Сегмент	Тип зарядки	Типова тривалість	Потужність	Місце / контекст	Головний мотив	Тип користувача
0 – Тривалі денні зарядки (AC)	Повільна (AC)	4-6 год і більше	≈ 5 -7 кВт	Дім, офіс, паркінг	Зручність, стабільність – зарядити “до повного”, поки авто стоїть	Домашній або офісний користувач
1 – Швидкі денні зарядки (DC)	Швидкісна (DC)	30-60 хв	≈ 60 кВт	Комерційні точки, траси	Економія часу, мобільність – швидко зарядити і рушити далі	Бізнес, комерційні користувачі, водії у русі
2 – Короткі денні зарядки (DC)	Швидкісна (DC)	< 1 год	≈ 25 кВт	Міські зони, короткі зупинки	Готовність і впевненість – “підзарядка по дорозі”, ситуативна поведінка	Приватні міські водії
3 – Регулярні короткі зарядки (DC)	Швидкісна (DC)	≈ 1 год	≈ 20 -25 кВт	Службові авто, флот	Рутинна, контроль – стабільна звичка заряджатися щодня у той самий час	Корпоративні користувачі, таксопарки, сервіси доставки

Джерело: складено автором на основі власних розрахунків

Отже, модель виявила чотири основні сценарії поведінки користувачів: тривалі планові зарядки (AC), швидкі комерційні зарядки (DC), короткі денні підзарядки та регулярні робочі сеанси.

Для оцінки якості побудованої моделі поведінкової сегментації було використано три основні метрики: коефіцієнт силуету (Silhouette Score), індекс Калінського-Харабаша (Calinski-Harabasz Index) та індекс Девіса-Боулдіна (Davies-Bouldin Index).

Отримані значення становили відповідно 0.219, 3587.31 та 1.364, що є типовими для поведінкових даних з частковим перекриттям між групами.

Silhouette Score свідчить про помірну, але стабільну роздільність між сегментами, індекс Калінського-Харабаша демонструє достатню міжкластерну дисперсію, а низьке значення індексу Девіса-Боулдіна підтверджує відносну компактність кластерів (рис. 2.11).

```

♦ Метрики якості кластеризації (k=4):
Silhouette Score:      0.219
Calinski-Harabasz Index: 3587.31
Davies-Bouldin Index:  1.364

```

Рисунок 2.11 – Результати розрахунку метрик якості кластеризації

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для перевірки стійкості моделі проведено п'ять повторів кластеризації з різними початковими умовами (random_state = 1, 42, 123, 999, 2025). Значення коефіцієнта силуету залишалися незмінними (0.219 ± 0.000), що свідчить про високу стабільність моделі.

Додатково перевірено робастність до складу ознак: вилучення змінної price_per_kWh_fixed не знизило якість кластеризації, а навпаки дещо підвищило коефіцієнт силуету до 0.280, що вказує на обмежений вплив цінового чинника на структуру поведінкових сегментів (рис. 2.12).

```

Стійкість (Silhouette при різних random_state):
seed=1 → silhouette=0.219
seed=42 → silhouette=0.219
seed=123 → silhouette=0.219
seed=999 → silhouette=0.219
seed=2025 → silhouette=0.219
Середнє: 0.219 | std=0.000

Silhouette без ознаки 'price_per_kWh_fixed': 0.280

```

Рисунок 2.12 – Результати розрахунку стійкості моделі

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для додаткової перевірки стійкості результатів кластеризації виконано додатковий аналіз методом DBSCAN. Отримано підтвердження наявності чотирьох щільних груп користувачів, виділених також методом k-means, а також виявлено невелику групу нетипових (аномальних) спостережень, що не належать жодному кластеру (рис. 2.13). Порівняння отриманих кластерів представлено у таблиці 2.3.

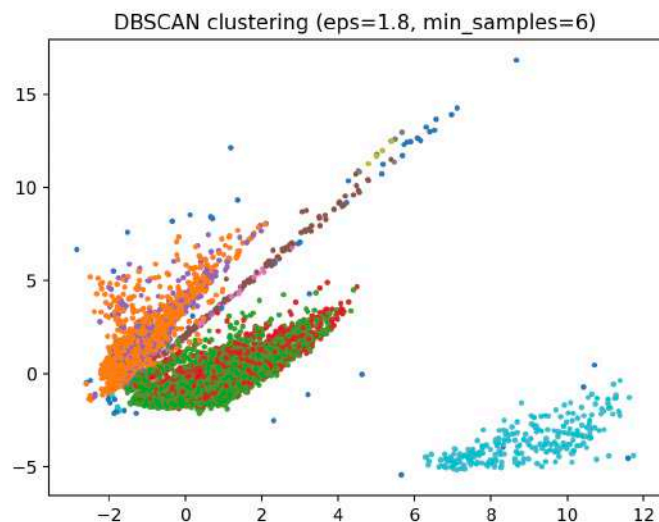


Рисунок 2.13 – Візуалізація кластерів за методом DBSCAN

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Таблиця 2.3 – Поведінкова сегментація користувачів зарядних станцій за результатами кластеризації DBSCAN

Кластер	Розмір групи	Типове споживання / параметри	Поведінковий стиль	Ймовірний мотив / закономірність
-1 (noise)	58	Дуже високі: 7.7-40 год, 39-1329 кВт·год, потужність ~28-73 кВт	Аномальні та нетипові сесії	Некоректні дані, технічні збої або комерційне інтенсивне використання
0	13	Короткі: ~1.1 год, енергія ~2.4 кВт·год, потужність ~3.4 кВт	Швидка «підзарядка»	Потреба додати трохи енергії, транзитні зупинки
1	3562	Середні: ~2.9 год, 15-18 кВт·год, потужність ~5.7 кВт	Стандартне домашнє заряджання	Регулярне заряджання на ніч або після поїздки
2	9470	Дуже короткі: ~0.6 год, енергія 16-17 кВт·год, потужність ~33 кВт	Швидкі високопотужні сесії	DC-зарядки або звичка швидко дозарядити авто перед дорогою
3	3832	Короткі: ~0.6 год, 18-24 кВт·год, потужність ~32 кВт	Інтенсивне коротке заряджання	Висока потреба в енергії за короткий час, можливо пікове використання
4	1149	Середні: ~3 год, 15-18 кВт·год, потужність ~5.7 кВт	Стабільна середня сесія	Типовий «вечірній» стиль користування
5	261	Середні–довгі: 2.6 год, 16-21 кВт·год, потужність ~7.3 кВт	Регулярні довші зарядження	Робочі локації або денні поїздки з повільнішим зарядом
6	60	Довгі: ~1.9 год, 14 кВт·год, потужність ~7.5 кВт	Рідкісні, але стабільні сесії	Власники з менш передбачуваною поведінкою
7	6	Дуже довгі: ~10.3 год, 60 кВт·год, потужність ~6.0 кВт	Залишають авто «на цілий день»	Нічне або робочодобове заряджання
8	5	Вкрай довгі: ~10.6 год, 59-60 кВт·год, ~5.6 кВт	Повне зарядження великих батарей	Великі авто або робота від зарядки цілий день
9	5	Коротко і мало: ~0.82 год, 0.01 кВт·год	Нетипові короткі нульові сесії	Помилки даних або тестові включення
10	261	Середні: ~0.31 год, енергія 21-22 кВт·год, потужність ~72 кВт	Дуже швидкі сесії на високих потужностях	DC ultra-fast зарядки, швидкі поїздки

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Отже, результати кластеризації користувачів методом DBSCAN підтвердили поведінкові закономірності, виявлені раніше за допомогою k-means. Обидва методи виокремили масові та стабільні групи користувачів, що формують «ядро» попиту на зарядну інфраструктуру: регулярні домашні або офісні зарядження середньої тривалості, швидкі міські підзарядки та високопотужні денні сесії на DC-станціях. В

обох випадках ці сегменти характеризуються передбачуваними сценаріями поведінки – нічними або вечірніми тривалими зарядженнями, короткими “міськими” зупинками, а також швидкими комерційними сесіями на маршрутах руху. Таким чином, k-means і DBSCAN узгоджено відтворюють основні поведінкові патерни та підтверджують наявність стійких груп користувачів із характерними мотивами: стабільність, економія часу, дозарядка в дорозі та щоденна рутинна.

Водночас метод DBSCAN виявив важливі особливості, які залишаються «невидимими» для k-means. Завдяки здатності працювати з кластерами довільної форми та виділяти шуми, DBSCAN дозволив ідентифікувати рідкісні та аномальні стилі поведінки: надтривалі зарядження, екстремально високі обсяги споживання енергії, нестандартні короткі нульові сесії та потенційні технічні відхилення. Такі групи не формують масових сегментів, проте суттєво впливають на пікове навантаження, пропускну спроможність станцій і бізнес-ризик мережі. Саме DBSCAN дозволяє виявити поведінкові аномалії, пов’язані з активністю комерційних користувачів, залишенням авто на станції на цілу добу чи нетиповим використанням зарядок. Таким чином, поєднання двох методів дає цілісне бачення поведінкових мотивів: k-means структурує основні сегменти, а DBSCAN виділяє критично важливі відхилення, що мають значний операційний та економічний вплив на функціонування зарядної мережі.

У результаті моделювання поведінкової сегментації користувачів зарядних станцій було виокремлено чотири стійкі сегменти, що відображають різні сценарії заряджання електромобілів. До них належать: тривалі денні зарядки (AC), швидкі денні комерційні зарядки (DC), короткі міські підзарядки (DC) та регулярні робочі зарядки (DC). Кожен сегмент характеризується власною комбінацією тривалості, потужності, часу доби та вартості зарядки, що свідчить про різну мотивацію та контекст використання інфраструктури.

Отримані результати демонструють наявність чітких поведінкових відмінностей між користувачами: переважання денних сесій, короткі цикли заряджання у більшості

кластерів і виразна диференціація за типом станції (AC/DC). Побудована модель дозволяє не лише описати структуру попиту, але й може бути використана для прогнозування навантаження мережі, планування тарифної політики та оптимізації розміщення зарядних станцій у подальших етапах економіко-аналітичного моделювання.

2.3. Моделювання систем масового обслуговування та параметризація потоків заявок у зарядних станціях електромобілів

Для кількісного опису динаміки попиту на зарядні станції використано підхід стохастичного моделювання потоків подій.

Кожна зарядна сесія розглядається як заявка на обслуговування, а часові моменти її початку – як реалізації випадкового процесу прибуття.

Мета цього підрозділу – дослідити стохастичні закономірності подання заявок, перевірити гіпотезу про пуассонівський характер потоку та визначити параметри інтенсивності надходження заявок λ й інтенсивності обслуговування μ для подальшої побудови моделі системи масового обслуговування.

Джерелом інформації слугує база даних зарядних сесій комерційної мережі зарядних станцій. Вихідний масив включає часові позначки початку (startAt) і завершення (stopAt) зарядок, ідентифікатор станції (station), географічні координати (lat, lon) та приналежність кожної сесії до поведінкового кластеру користувача (cluster).

Дані попередньо очищено від технічно некоректних записів – сесій із відсутнім часом, дубльованими записами або від’ємною тривалістю. Для уніфікації аналізу всі часові позначки переведено до єдиної часової зони – Coordinated Universal Time (далі – UTC), після чого здійснено сортування подій у хронологічному порядку (табл. 2.4).

Таблиця 2.4 – Приклад вхідних даних

Поле	Зміст	Одиниці виміру	Приклад
startAt	Час початку зарядки	datetime (UTC)	2024-03-15 18:47:00
stopAt	Час завершення зарядки	datetime (UTC)	2024-03-15 20:25:00
station	Ідентифікатор станції	–	2143
lat, lon	Географічні координати станції	градуси	50.453, 30.512
cluster	Поведінковий кластер користувача	–	“Регулярні міські”

Джерело: складено автором

Для кожної станції та кожного поведінкового кластеру сформовано окремий часовий ряд, що відображає послідовність моментів початку зарядних сесій. У межах кожного ряду визначено міжприходові інтервали (формула 2.1):

$$\Delta t_i = t_{i+1} - t_i, \quad \Delta t_i > 0, \quad (2.1)$$

де t_i – час початку i -ої сесії, а Δt_i – проміжок між двома послідовними подіями.

На основі цих інтервалів розраховано середнє значення $\overline{\Delta t}$, медіану, стандартне відхилення та коефіцієнт варіації, Coefficient of variation (далі– CV), що дозволяє оцінити стабільність потоку заявок.

Для кожного кластеру поведінки користувачів обчислено інтенсивність прибуття заявок, яка характеризує середню кількість нових сесій, що починаються за годину, за методом максимальної правдоподібності (Maximum Likelihood Estimation, далі MLE) і для експоненційного розподілу розраховується за формулою 2.2.

$$\hat{\lambda} = \frac{1}{\overline{\Delta t}} \left[\frac{\text{заявок}}{\text{год}} \right], \quad (2.2)$$

Параметр λ далі використовується як базовий вхід до моделі системи масового обслуговування. Для кожного з виділених кластерів користувачів було розраховано основні статистичні характеристики міжприходових інтервалів, що відображають стохастичну природу попиту на заряджання (табл. 2.5).

Таблиця 2.5 – Статистичні характеристики міжприходових інтервалів для виділених поведінкових сегментів користувачів

Кластер користувачів	Кількість інтервалів, n	Середній інтервал $\Delta \bar{t}$ (год)	Медіана Δt (год)	Середньоквадратичне відхилення (год)	Інтенсивність прибуття λ (1/год)	Коефіцієнт варіації (CV)
Довгі денні (АС)	1 879	10.15	6.88	18.47	0.099	1.82
Планові вихідні	3 937	5.30	0.71	22.61	0.189	4.27
Регулярні міські	9 430	2.28	0.69	7.92	0.438	3.47
Швидкі денні (ДС)	2 436	8.08	3.63	19.74	0.124	2.44

Джерело: складено автором на основі власних розрахунків

Результати свідчать, що найкоротші середні проміжки між послідовними сесіями ($\approx 2,3$ год) спостерігаються в кластері “Регулярні міські”, який охоплює користувачів, що заряджають транспорт регулярно протягом дня – здебільшого на міських АС-станціях. Найбільші інтервали (понад 10 год) властиві кластеру “Довгі денні (АС)”, що відповідає сценаріям денного користування зі значною тривалістю стоянки (наприклад, офісні або комерційні локації, де авто заряджається протягом робочого дня).

Інтенсивність потоку заявок змінюється від 0.099 заявок/год для «Довгих денних» до 0.438 заявок/год для «Регулярних міських». Це означає, що для типового міського користувача одна нова зарядка починається приблизно кожні 2,3 години, тоді як на денних станціях – лише одна заявка на 10 годин. Отже, кластер “Регулярні міські” є найбільш активним сегментом, що створює основне навантаження на мережу станцій.

Коефіцієнт варіації ($CV > 1$ для всіх кластерів) свідчить про високу стохастичність процесу надходження заявок — тобто інтервали між подіями змінюються випадково, без чіткої регулярності. Найвищий CV спостерігається у “Планових вихідних” (4.27), що відображає нерівномірність вихідного попиту: у певні дні тижня активність може різко зростати, тоді як у будні – спадати.

Аналіз підтверджує, що потік заявок у різних поведінкових сегментах користувачів є неоднорідним за інтенсивністю та варіативністю.

При цьому в усіх кластерах спостерігається стохастична природа подій ($CV > 1$), що підтверджує доцільність подальшого використання експоненційно-пуассонівських моделей для оцінки навантаження системи.

Для перевірки стохастичної природи потоку міжприходові інтервали Δt зіставлено з теоретичним експоненційним розподілом, який описується щільністю (формула 2.3):

$$f(t) = \hat{\lambda} e^{-\hat{\lambda} t}, \quad (2.3)$$

Наведено гістограму Δt для кластеру “Регулярні міські” із накладеною теоретичною кривою експоненти (рис. 2.14). Спостерігається задовільна відповідність емпіричної та теоретичної форм – більшість інтервалів концентруються поблизу нуля, а частка довгих пауз спадає експоненційно.

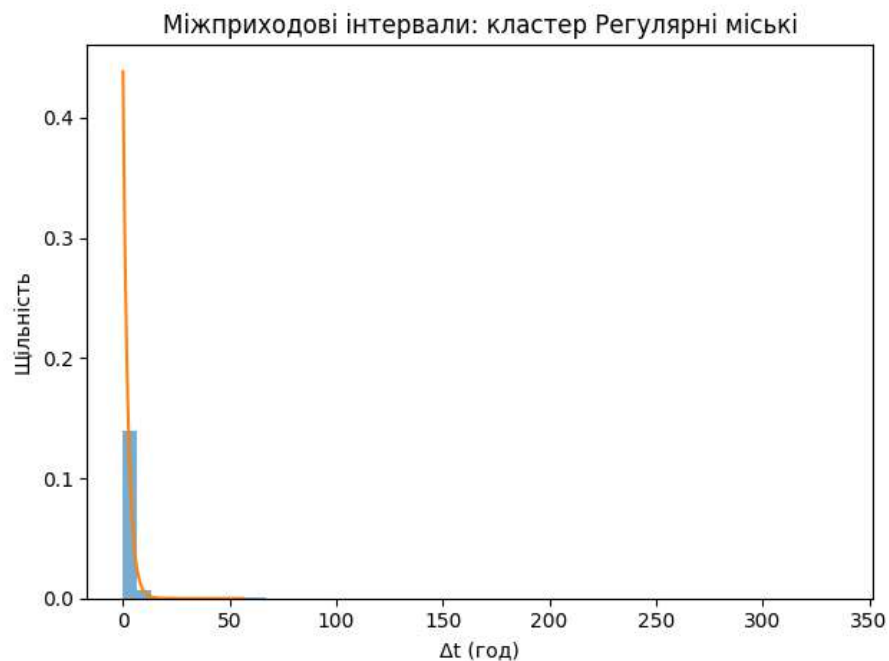


Рисунок 2.14 – Міжприходові інтервали для кластеру «Регулярні міські»

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для кількісного підтвердження проведено зіставлення емпіричної функції розподілу (Empirical Cumulative Distribution Function, далі – ECDF) з теоретичною експоненційною функцією за формулою (2.4):

$$F(t) = 1 - e^{-\hat{\lambda}t}, \quad (2.4)$$

Як видно з рисунку 2.15, криві практично збігаються, що підтверджує адекватність експоненційної моделі.

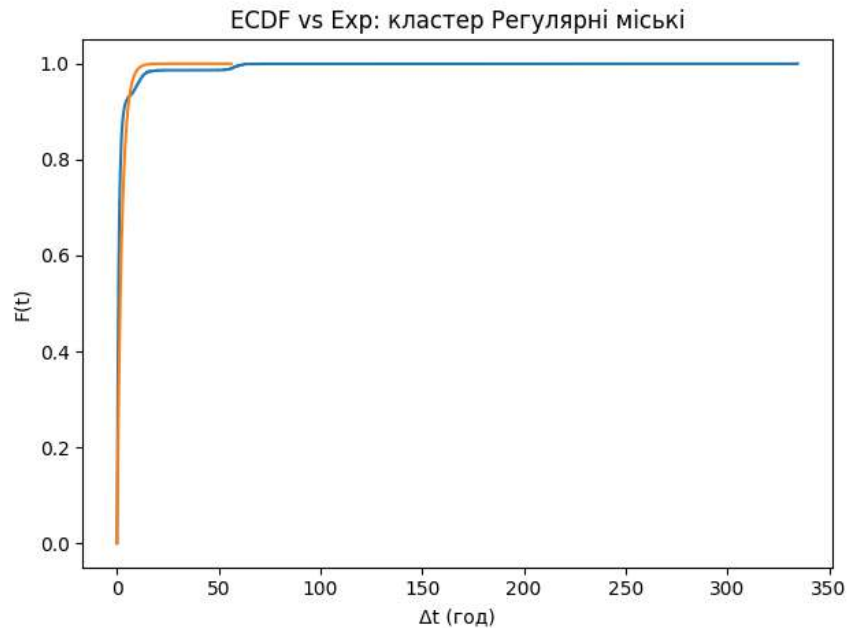


Рисунок 2.15 – Порівняння емпіричної функції розподілу (ECDF) з експоненційною моделлю для кластера «Регулярні міські»

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Аналогічний характер розподілів спостерігається і для кластерів “Швидкі денні”, «Довгі денні» та “Планові вихідні”, що підтверджує стабільність експоненційного припущення для всієї сукупності користувачів.

Така форма розподілу свідчить, що процес надходження заявок можна описати як пуассонівський або неоднорідний пуассонівський процес (Non-Homogeneous Poisson Process, далі – NHPP), у якому часові інтервали є незалежними випадковими величинами з експоненційним розподілом.

Для виявлення періодичних закономірностей потік заявок агреговано в часові інтервали по одній годині. Отримана функція $\lambda(t)$ показує, як змінюється інтенсивність надходження заявок упродовж часу.

Рисунок 2.16 відображає динаміку $\lambda(t)$ на мережевому рівні. Видно циклічні коливання інтенсивності, зокрема добові та тижневі піки активності користувачів. У періоди найвищого навантаження інтенсивність сягала 10-11 заявок за годину, у спокійні періоди – 2-3 заявки/год.

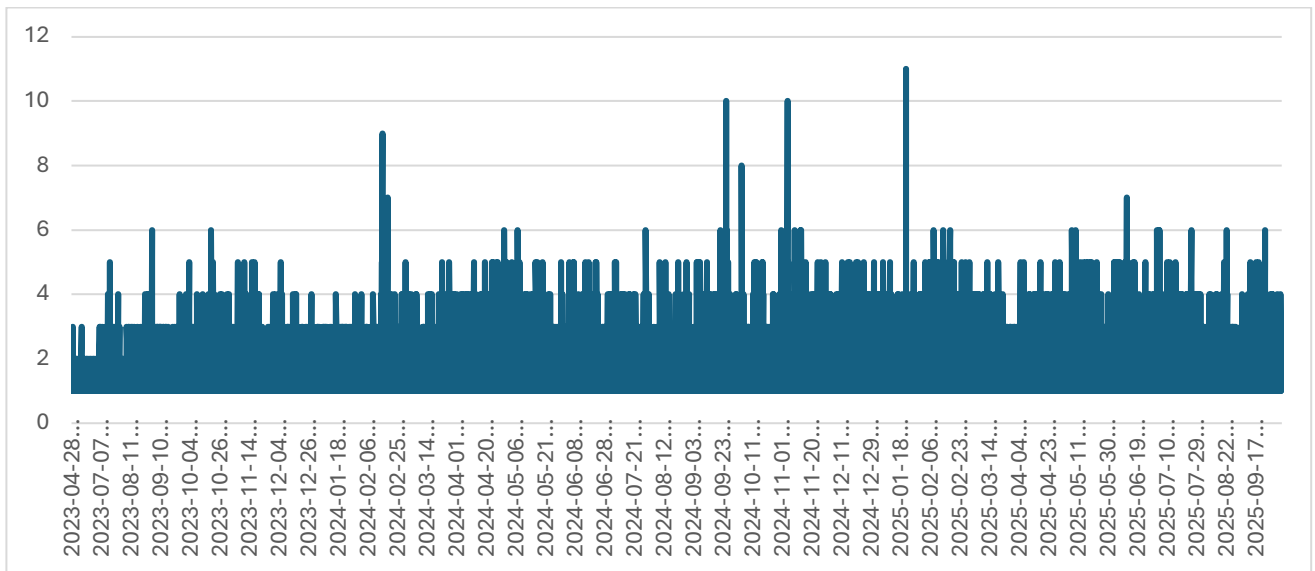


Рисунок 2.16 – Динаміка інтенсивності надходження заявок за 2023-2025 рр.

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Такі коливання свідчать, що потік є неоднорідним у часі, але при цьому зберігає випадкову структуру в межах кожної години. Це підтверджує необхідність подальшого використання неоднорідної стохастичної моделі для оцінки завантаження системи.

Також для кожної години доби було обчислено середню кількість нових зарядних сесій, що починалися протягом спостережуваного періоду. Розрахунок виконувався за формулою (2.4):

$$\lambda(t_h) = \frac{1}{N_d} \sum_{i=1}^{N_d} n_{i,h}, \quad (2.4)$$

де $n_{i,h}$ – кількість сесій, що почалися в годину h протягом дня i , а N_d – кількість днів спостереження.

Результати показали (рис. 2.17) виражену добову періодичність потоку:

- У проміжках 07:00-10:00 спостерігається зростання інтенсивності заявок, що відповідає заряджанню перед початком робочого дня.
- Другий пік формується о 16:00-19:00 – період завершення робочого дня, коли користувачі повертаються додому.
- Нічний інтервал (00:00-05:00) характеризується мінімальною активністю (<1.2 заявок/год).

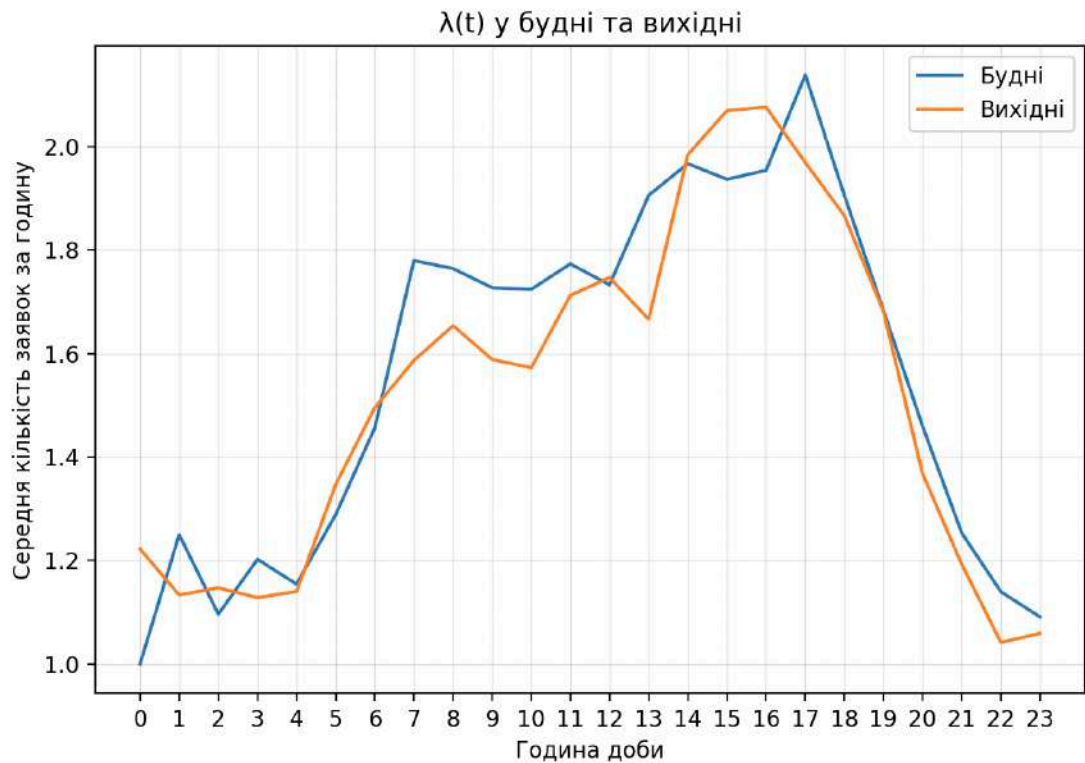


Рисунок 2.17 – Динаміка інтенсивності потоку заявок $\lambda(t)$ у будні та вихідні дні

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Розділення даних за ознакою будні/вихідні виявило суттєві відмінності в часовому профілі $\lambda(t)$. На буднях характерними є два різко виражені піки активності, що збігаються з типовим робочим графіком користувачів. У вихідні дні інтенсивність залишається більш рівномірною протягом дня, із максимумом у проміжку 12:00-17:00, що відображає дозвіллієві або поїздові мотиви зарядки (торгові центри, візити тощо).

Це підтверджує, що поведінковий чинник має ключовий вплив на часову структуру попиту, і потік заявок доцільно описувати як неоднорідний пуассонівський процес із параметром $\lambda(t)$, що змінюється залежно від доби та типу дня.

Для комплексної оцінки часової активності побудовано теплову карту $\lambda(t)$ у просторі «день тижня $\times$ година доби» (рис. 2.18). Ця візуалізація дає змогу ідентифікувати періоди з найбільшим навантаженням на інфраструктуру (жовті зони) та години низького попиту (сині ділянки).

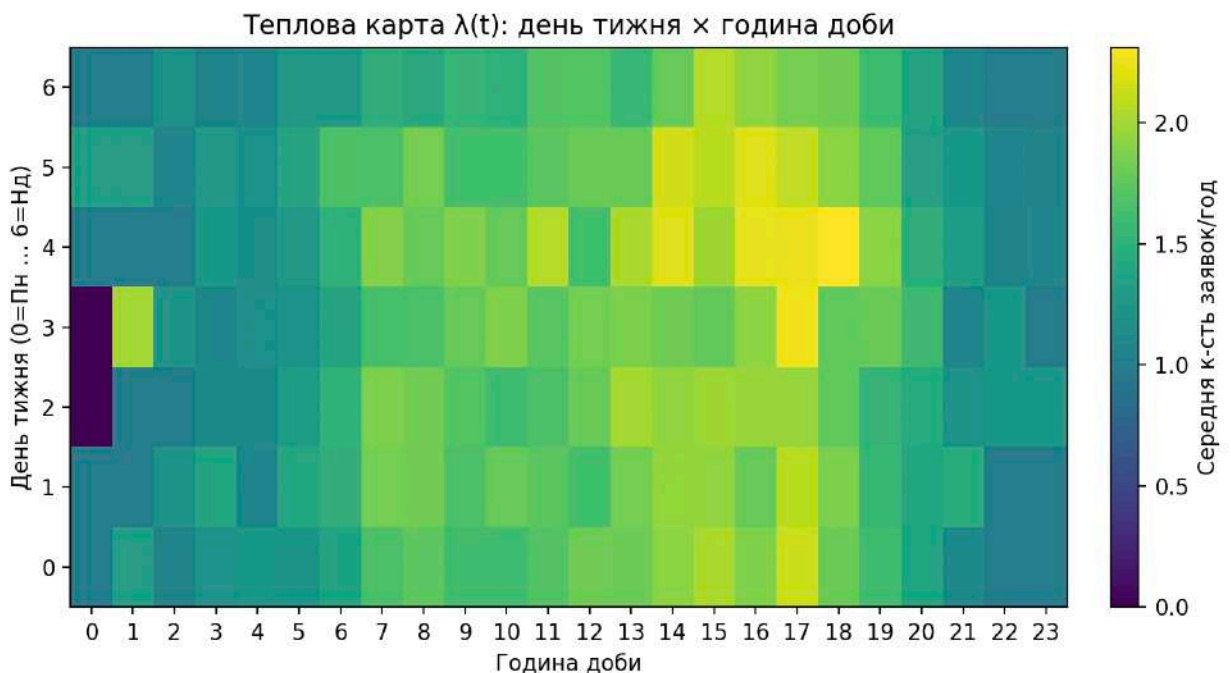


Рисунок 2.18 – Теплова карта інтенсивності потоку заявок $\lambda(t)$: день тижня $\times$ година доби

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

З аналізу видно, що:

- піки активності переважно припадають на робочі дні, особливо середу та четвер,
- вихідні дні мають нижчу і стабільнішу інтенсивність,
- у нічний час (00:00-05:00) активність залишається незначною незалежно від дня тижня.

Для виявлення інтенсивності обслуговування обчислимо для кожної зарядної сесії тривалість у годинах, після чого визначимо середній час зарядки для кожного кластеру (формула 2.5).

$$\bar{T}_{charge} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_{stop,i} - t_{start,i}), \quad (2.5)$$

де $\bar{T}_{charge}$ – середня тривалість зарядної сесії; N – кількість спостережених зарядних сесій у кластері; $t_{stop,i}$ – час завершення i -тої зарядної сесії; $t_{start,i}$ – час початку i -тої зарядної сесії.

Інтенсивність обслуговування визначено як (формула 2.6):

$$\hat{\mu} = \frac{1}{\bar{T}_{charge}}, \quad (2.6)$$

Після визначення тривалостей усіх зарядних сесій у кожному кластері було обчислено середній час зарядки $\bar{T}_{charge}$, на основі якого визначається інтенсивність обслуговування. Отримані результати для кожного поведінкового сегмента наведено у таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 – Середня тривалість зарядки та інтенсивність обслуговування для поведінкових кластерів користувачів

Кластер користувачів	Середня тривалість зарядки, год	Інтенсивність обслуговування $\hat{\mu}$ (1/год)
Довгі денні (АС)	5.47	0.183
Планові вихідні	0.78	1.285
Регулярні міські	0.72	1.386
Швидкі денні (DC)	0.65	1.533

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Найдовші середні сесії спостерігаються у кластері “Довгі денні (АС)” – приблизно 5,5 години. Такі користувачі, як правило, заряджають електромобіль протягом робочого дня або під час тривалих стоянок (наприклад, біля офісів чи ТРЦ).

Найкоротші сесії ($\approx 0,65-0,78$ год) характерні для кластерів “Швидкі денні (DC)” та “Планові вихідні”, де заряджання є короткочасним і спрямованим на поповнення запасу енергії перед поїздкою.

Показник $\hat{\mu}$ характеризує середню кількість користувачів, яких система може обслуговувати за годину. Як бачимо, швидкі станції DC мають найвищу інтенсивність – 1.53/год, тобто одна станція здатна завершувати в середньому понад 1,5 зарядки за годину.

Для порівняння, повільні АС-станції (“Довгі денні”) обслуговують лише 0.18 зарядок/год, тобто один цикл зарядки триває в середньому понад 5 годин.

Зі збільшенням середньої тривалості зарядки $\hat{\mu}$ зменшується, що підтверджує обернену залежність між швидкістю обслуговування та тривалістю сеансу:

На основі отриманих параметрів визначено коефіцієнт завантаження системи (формула 2.7):

$$\rho = \frac{\hat{\lambda}}{\hat{\mu}}, \quad (2.7)$$

де $\hat{\lambda}$ – оцінена інтенсивність прибуття заявок (середня кількість користувачів, що прибувають за одиницю часу); $\hat{\mu}$ – оцінена інтенсивність обслуговування (середня кількість користувачів, яких система може обслужити за одиницю часу).

Коефіцієнт завантаження системи показує частку часу, протягом якого станція зайнята обслуговуванням користувачів. Результати розрахунків інтенсивності потоку заявок, інтенсивності обслуговування та коефіцієнту завантаження системи для кожного кластеру представлені у таблиці 2.7.

Таблиця 2.7 – Параметри інтенсивності прибуття, інтенсивності обслуговування та завантаження для поведінкових кластерів користувачів

Кластер	$\hat{\lambda}$ (1/год)	$\hat{\mu}$ (1/год)	ρ	Характер навантаження
Довгі денні (АС)	0.10	0.18	0.54	Середнє навантаження, стабільна робота без черг
Планові вихідні	0.19	1.28	0.15	Низьке навантаження, значні перерви між сесіями
Регулярні міські	0.44	1.39	0.32	Помірне навантаження, періодичні піки активності
Швидкі денні (DC)	0.12	1.53	0.08	Дуже низьке навантаження, висока пропускна здатність

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Аналіз отриманих параметрів інтенсивності прибуття заявок ($\hat{\lambda}$) та обслуговування ($\hat{\mu}$) засвідчив, що рівень завантаження зарядних станцій суттєво відрізняється між поведінковими кластерами користувачів. Найвищий коефіцієнт завантаження ($\rho = 0.54$) характерний для кластера «Довгі денні (АС)», де сесії тривають у середньому понад 5 годин, а інтенсивність обслуговування низька. Це свідчить про стабільне, але повільне використання станцій із мінімальним ризиком чергування. Натомість кластери «Планові вихідні» та «Швидкі денні (DC)» мають низькі значення ρ (0.15 та 0.08 відповідно), що вказує на епізодичний або короткотривалий характер заряджання й значні резерви пропускну здатності мережі.

Користувачі з кластера «Регулярні міські» демонструють помірний рівень завантаження ($\rho = 0.32$) та найвищу інтенсивність прибуття заявок ($\hat{\lambda} = 0.44/\text{год}$). Це свідчить про динамічну, але контрольовану активність, характерну для міських користувачів, які здійснюють короткі зарядки протягом робочого дня. Таким чином, цей кластер формує основне навантаження на інфраструктуру, визначаючи її експлуатаційну ритміку.

Загальна тенденція вказує на чітку обернену залежність між швидкістю обслуговування ($\hat{\mu}$) та рівнем завантаження (ρ). Повільні АС-станції працюють у стабільному, проте менш ефективному режимі, тоді як швидкі DC-станції забезпечують високу пропускну здатність і можуть компенсувати пікові навантаження

у системі. Це створює умови для балансування мережі та підвищення її операційної стійкості.

Отже, усі розглянуті кластери працюють у зоні стійкої ефективності ($\rho < 0.7$), що свідчить про відсутність критичного перевантаження. Отримані результати підтверджують стохастичний характер попиту на зарядні послуги та дозволяють перейти до побудови економіко-аналітичної моделі системи масового обслуговування у наступному розділі, де параметри $\hat{\lambda}$, $\hat{\mu}$ та ρ будуть використані для оптимізації роботи зарядної інфраструктури.

Висновки до другого розділу

У другому розділі проведено комплексну економічну та поведінкову аналітику ринку електромобільності, яка дала змогу сформуванню цілісного уявлення про зовнішні умови функціонування зарядної інфраструктури та внутрішні закономірності її використання споживачами. Результати дослідження підтверджують, що поведінка користувачів зарядних станцій є похідною не лише від технічних характеристик обладнання, але й від ширшого економічного контексту: динаміки цін на енергоносії, споживчих настроїв, бізнес-клімату та структури попиту на електротранспорт.

Дескриптивний аналіз макроекономічних показників за 2020-2025 рр. показав, що розвиток електромобільності в Україні відбувається в умовах значних економічних коливань. Попри кризові періоди, спричинені пандемією та повномасштабною війною, індикатори економічних очікувань у 2023-2025 рр. засвідчили поступове відновлення оптимізму серед бізнесу та споживачів. Підвищення цін на традиційні енергоносії та стабільне зростання індексу цін на електроенергію стимулювали перехід до електротранспорту, а також формували передумови для раціоналізації поведінки користувачів – зокрема переходу на дешевші режими заряджання та оптимізації часу сесій. Одночасно з цим статистика реєстрацій електромобілів підтвердила стрімке зростання ринку, що створює новий тиск на зарядну інфраструктуру та потребує глибшого аналітичного підходу до її масштабування.

У межах поведінкової аналітики здійснено сегментацію користувачів на основі даних понад 25 тис. валідних зарядних сесій. Формування чотирьох стійких кластерів – тривалі денні зарядки (AC), швидкі денні зарядки (DC), короткі міські підзарядки, регулярні робочі зарядки – показало, що структура попиту є гетерогенною та значною мірою визначається мотивацією, контекстом використання транспорту та часовими обмеженнями користувачів. Отримані профілі сегментів демонструють різну природу використання інфраструктури: від планового денного заряджання до швидкісних комерційних сесій та рутинних міських підзарядок. Це підтверджує, що поведінкові патерни мають критичне значення для планування локацій, вибору типу станцій, визначення тарифів і моделювання навантаження мережі.

Оцінка якості моделі (Silhouette Score, Calinski–Harabasz, Davies–Bouldin) та перевірка стійкості кластеризації показали, що отримані сегменти є статистично обґрунтованими, стабільними та інтерпретованими. Додатковий аналіз методом DBSCAN підтвердив наявність тих самих груп та виявив невелику частку аномальних спостережень, що свідчить про високу достовірність кластерної структури. Це дозволяє використовувати сегментацію як інструмент подальшої аналітики, зокрема для прогнозування попиту, побудови таргетованих тарифних моделей та оптимізації операційної роботи станцій.

Стохастичне моделювання дало можливість перейти від описової поведінки до математичного оцінювання потоків заявок у системі. Аналіз міжприходових інтервалів довів, що для всіх поведінкових сегментів характерна висока варіативність ($CV > 1$), а розподіл інтервалів є близьким до експоненційного. Це підтверджує гіпотезу про те, що потік заявок можна описувати як пуассонівський або неоднорідний пуассонівський процес, де інтенсивність λ змінюється залежно від часу доби та типу дня. Виявлені добові та тижневі цикли активності – ранкові та вечірні піки у будні дні, більш рівномірний характер вихідних – засвідчують суттєву поведінкову залежність, яка має враховуватися під час моделювання навантаження та розробки алгоритмів управління мережею.

Отримані значення інтенсивності прибуття λ та обслуговування μ дозволили оцінити коефіцієнт завантаження ρ для кожного сегмента. Встановлено, що всі групи працюють у зоні стійкої ефективності ($\rho < 0.7$), однак рівень навантаження суттєво різниться: найбільше навантаження створюють регулярні міські користувачі, тоді як швидкі DC-сесії мають високу пропускну здатність та низький рівень зайнятості. Це демонструє можливість стратегічного балансування мережі шляхом оптимального розподілу AC/DC станцій залежно від поведінкової структури попиту.

Узагальнюючи, другий розділ формує аналітичний каркас для подальшого економіко-математичного моделювання. Поєднання макроекономічного аналізу, кластеризації реальних даних та стохастичної параметризації потоків заявок дозволяє створити глибоке розуміння поведінки користувачів, закономірностей навантаження та ризиків роботи зарядної інфраструктури. Отримані результати забезпечують основу для побудови моделей систем масового обслуговування у третьому розділі, де параметри λ , μ та ρ будуть використані для оцінки ефективності, пропускну здатності та економічної оптимізації мережі зарядних станцій.

3 ПРОГНОСТИЧНА ТА РЕКОМЕНДАЦІЙНА ЕКОНОМІЧНА АНАЛІТИКА БІЗНЕСУ ЗАРЯДНОЇ ІНФРАСТРУКТУРИ

3.1 Аналітична модель систем масового обслуговування для оцінювання роботи зарядної мережі

Метою моделювання є кількісна оцінка показників ефективності системи – рівня завантаження станцій, середнього часу очікування, імовірності утворення черги та середньої кількості користувачів у системі. Було побудовано аналітичну модель функціонування зарядної інфраструктури електромобілів із використанням апарату теорії масового обслуговування.

У межах моделювання важливо розрізняти сценарії та стратегії функціонування зарядної інфраструктури. Сценарії описують окремі можливі стани системи – наприклад, різні рівні інтенсивності попиту, структури поведінкових сегментів, конфігурації кількості станцій або параметрів обслуговування. Кожен сценарій відображає конкретну ситуацію, яку може згенерувати стохастичний попит.

Стратегії, у свою чергу, формуються як комбінації кількох сценаріїв, що представляють потенційні управлінські рішення або варіанти розвитку інфраструктури. Стратегія дозволяє оцінити, як поєднання змін у попиті, пропускній здатності, поведінковій структурі користувачів та параметрах роботи станцій впливає на загальну ефективність мережі. Було порівняно не лише окремі сценарії, а й стратегічні їх комбінації, що забезпечує можливість сформулювати обґрунтовані рекомендації щодо оптимізації зарядної інфраструктури.

Зарядна інфраструктура електромобілів являє собою множину локацій, на кожній з яких може бути встановлено одну або кілька станцій із різними типами конекторів. Кожна локація L – це окремий просторовий вузол, у якому відбувається подання заявок на зарядку. Користувачі, що прибувають до цієї локації, формують випадковий потік заявок, інтенсивність якого визначається за даними фактичних зарядних сесій.

Оскільки зарядна станція може мати кілька портів, здатних працювати паралельно, або ж порти, що є взаємовиключними (наприклад, CCS і CHAdeMO, які підключені до одного силового модуля), кількість каналів обслуговування на локації не завжди дорівнює кількості фізичних роз'ємів.

Тому для кожної локації L та типу конектора k (наприклад, Type 2, CCS, GB/T, CHAdeMO) формується окремий пул обслуговування – підсистема, у межах якої всі порти є взаємозамінними для певного типу запиту.

Ключові параметри такої підсистеми мають вигляд:

- L – локація (ідентифікується координатами або ID з бази даних);
- k – тип конектора, який визначає клас користувачів (сумісні автомобілі);
- $c_{L,k}$ – ефективна кількість каналів обслуговування цього типу у локації L ;
- $\lambda_{L,k}$ – інтенсивність прибуття заявок (середня кількість початків зарядних сесій за годину);
- $\mu_{L,k}$ – інтенсивність обслуговування (зворотна до середньої тривалості зарядки).

Таким чином, кожна пара (L, k) моделюється як система масового обслуговування типу М/М/с, де потік прибуття є пуассонівським, а час обслуговування має експоненційний розподіл.

Для стаціонарного стану системи використовуються такі ключові формули:

1. Ефективна кількість каналів обслуговування $c_{L,k}$ (формула 3.1)

$$c_{L,k} = \begin{cases} \text{кількість конекторів типу } k, \text{ якщо всі можуть працювати одночасно;} \\ 1, & \text{якщо порти взаємовиключні.} \end{cases}, \quad (3.1)$$

Тобто, якщо два порти CCS і CHAdeMO підключені до одного силового модуля, то для моделі це один канал обслуговування ($c_{L,k} = 1$).

2. Інтенсивність прибуття заявок $\lambda_{L,k}$ (формула 3.2)

$$\lambda_{L,k} = \frac{N_{L,k}}{T_{obs}}, \quad (3.2)$$

де $N_{L,k}$ – кількість зарядних сесій типу k у локації L за період спостереження, а T_{obs} – тривалість цього періоду у годинах.

Якщо дані мають часову деталізацію, інтенсивність може бути представлена як функція часу $\lambda_{L,k}(t)$, що відображає добові та тижневі коливання попиту.

3. Інтенсивність обслуговування $\mu_{L,k}$ (формула 3.3)

$$\mu_{L,k} = \frac{1}{\bar{T}_{L,k}}, \quad (3.3)$$

де $\bar{T}_{L,k}$ – середня тривалість зарядки для цього типу конектора в межах локації L .

Цей показник відображає середню пропускну здатність одного каналу обслуговування.

Формально система моделюється як стохастичний процес $N(t)$, що описує кількість заявок у системі (у черзі та на обслуговуванні) в момент часу t .

Множина можливих станів має вигляд (формула 3.4):

$$S = \{0, 1, 2, \dots\}, \quad (3.4)$$

де стан $n \in S$ означає, що у системі одночасно перебуває n користувачів.

Число зайнятих конекторів у стані n визначається як $\min(n, c)$.

Процес $N(t)$ є марковським процесом типу «народження-смерть». Переходи відбуваються лише між сусідніми станами:

- перехід $n \rightarrow n + 1$ (прибуття нового користувача) з інтенсивністю λ ;
- перехід $n \rightarrow n - 1$ (прибуття нового користувача) з інтенсивністю μ_n (формула 3.5):

$$\mu_n = \min(n, c) \mu, \quad (3.5)$$

Така структура відповідає класичній моделі М/М/с із нескінченною чергою.

Динаміка ймовірностей перебування системи у стані n описується рівняннями Чемпена-Колмогорова (формула 3.6):

$$\frac{dP_n(t)}{dt} = \lambda P_{n-1}(t) - (\lambda + \mu_n)P_n(t) + \mu_{n+1}P_{n+1}(t), \quad n \geq 0, \quad (3.6)$$

На основі параметрів $\lambda_{L,k}$, $\mu_{L,k}$ і $c_{L,k}$ можна обчислити ключові характеристики роботи системи, які є базою для подальшого сценарного моделювання та вибору оптимальних стратегій управління.

1. Коефіцієнт завантаження системи $\rho_{L,k}$ (формула 3.7)

$$\rho_{L,k} = \frac{\lambda_{L,k}}{c_{L,k}\mu_{L,k}}, \quad (3.7)$$

що показує, яку частку часу канали типу k у локації L залишаються зайнятими. Якщо $\rho_{L,k} < 1$, то система працює стабільно; якщо $\rho_{L,k} \rightarrow 1$, виникають черги.

2. Ймовірність простою $P_{0,L,k}$ (формула 3.8)

$$P_{0,L,k} = \left[\sum_{n=0}^{c_{L,k}-1} \frac{\left(\frac{\lambda_{L,k}}{\mu_{L,k}}\right)^n}{n!} + \frac{\left(\frac{\lambda_{L,k}}{\mu_{L,k}}\right)^{c_{L,k}}}{c_{L,k}! \left(1 - \frac{\rho_{L,k}}{c_{L,k}}\right)} \right]^{-1}, \quad (3.8)$$

3. Ймовірність очікування у черзі $P_{wait,L,k}$ (формула 3.9)

$$P_{wait,L,k} = \frac{\left(\frac{\lambda_{L,k}}{\mu_{L,k}}\right)^{c_{L,k}}}{c_{L,k}! \left(1 - \frac{\rho_{L,k}}{c_{L,k}}\right)} P_{0,L,k}, \quad (3.9)$$

4. Середня довжина черги $L_{q,L,k}$ (формула 3.10)

$$L_{q,L,k} = \frac{P_{wait,L,k} * \rho_{L,k}}{\left(1 - \frac{\rho_{L,k}}{c_{L,k}}\right)}, \quad (3.10)$$

5. Середній час очікування у черзі P_{wait} (формула 3.11)

$$P_{wait} = \frac{\left(\frac{\lambda_{L,k}}{\mu_{L,k}}\right)^{c_{L,k}}}{c_{L,k}! \left(1 - \frac{\rho_{L,k}}{c_{L,k}}\right)} P_{0,L,k}, \quad (3.11)$$

6. Середній час очікування у черзі $W_{q,L,k}$ (формула 3.12)

$$W_{q,L,k} = \frac{L_{q,L,k}}{\lambda_{L,k}}, \quad (3.12)$$

7. Середній час перебування заявки в системі $W_{L,k}$ (формула 3.13)

$$W_{L,k} = W_{q,L,k} + \frac{1}{\mu_{L,k}}, \quad (3.13)$$

8. Середня кількість користувачів у системі $L_{L,k}$ (формула 3.14)

$$L_{L,k} = \lambda_{L,k} W_{L,k}, \quad (3.14)$$

Отримані параметри роботи СМО – інтенсивність прибуття заявок λ , інтенсивність обслуговування μ , коефіцієнт завантаження ρ , а також показники черги W_q , L_q та імовірність очікування P_{wait} (див. формули 3.10-3.12) – дозволяють перейти до формальної постановки задачі оптимального керування. У випадку зарядної інфраструктури оператор може впливати на певні параметри СМО, зокрема на кількість каналів обслуговування s та ефективну швидкість обслуговування μ (що змінюється внаслідок обмеження або розподілу потужності). Зміна цих параметрів безпосередньо впливає на значення W_q , L_q та P_{wait} , а відтак – і на економічні показники роботи мережі.

Економічний результат роботи зарядної мережі описується функцією:

$$\Pi = R - C_e - C_{wait} - C_{loss} - C_{idle}, \quad (3.15)$$

де R – валовий дохід станції, C_{wait} – витрати, пов'язані з надмірним очікуванням, C_{loss} – втрати від відмови частини користувачів через черги, а C_{idle} – витрати простою обладнання. Усі три компоненти безпосередньо залежать від величин W_q , P_{wait} та ρ , наведених у попередніх формулах.

Відповідно, задачу оптимального керування СМО можна сформулювати як пошук таких значень керувальних параметрів s та μ , які мінімізують затримки та втрати і водночас максимізують економічний результат. У загальному вигляді многокритеріальна задача має форму:

$$\left\{ \begin{array}{l} W_q(c, \mu) \rightarrow \min, \\ P_{wait}(c, \mu) \rightarrow \min, \\ C_{wait}(c, \mu) + C_{loss}(c, \mu) + C_{idle}(c, \mu) \rightarrow \min, \\ \Pi(c, \mu) = R(c, \mu) - C_e(c, \mu) - C_{wait}(c, \mu) - C_{loss}(c, \mu) - C_{idle}(c, \mu) \rightarrow \max, \end{array} \right. \quad (3.16)$$

за умов забезпечення стійкості системи:

$$\rho(c, \mu) = \frac{\lambda}{c\mu} < 1, \quad (3.17)$$

а також технологічних обмежень щодо кількості каналів та діапазону можливих значень швидкості обслуговування:

$$c \in \mathbb{N}, \mu_{\min} \leq \mu \leq \mu_{\max}, \quad (3.18)$$

Таким чином, формальні залежності задають основу для подальшого аналізу фактичних режимів роботи зарядної інфраструктури. У наступних підрозділах розраховані параметри λ , μ та ρ застосовуються до різних сегментів користувачів, що дозволяє оцінити характерні рівні завантаженості, черг та економічних втрат для кожної групи. Це, у свою чергу, створює підґрунтя для сценарного аналізу ефективності мережі та визначення оптимальних стратегій управління.

На основі даних зарядних сесій було проведено обчислення характеристик моделі М/М/(с) для кожної комбінації «локація-тип конектора-поведінковий сегмент». Розрахунки виконано для п'яти локацій, у кожній із яких присутні різні типи конекторів, а також для чотирьох поведінкових сегментів, що були попередньо визначені:

- «Довгі денні (AC)» – тривалі денні сесії на станціях змінного струму;
- «Планові вихідні» – регулярні планові заряджання у передбачувані години;
- «Регулярні міські» – короткі буденні сесії зі стабільною повторюваністю;
- «Швидкі денні (DC)» – короткі високопотужні сесії на станціях постійного струму.в користувачів.

Для кожної групи визначалися інтенсивність надходження заявок ($\lambda_{L,k}$), швидкість обслуговування ($\mu_{L,k}$), кількість паралельних каналів ($c_{L,k}$), а також показники черги P_{wait} , L_q , W_q , W та L .

Подальший аналіз спрямовано на виявлення локацій і сегментів, які формують підвищене навантаження на інфраструктуру. Для цього було побудовано теплову карту середнього часу очікування у черзі (W_q), що дозволяє візуально оцінити інтенсивність черг у розрізі локацій (Рис. 3.1).

SUM of W_q Location		segment			
		Довгі денні (AC)	Планові вихідні	Регулярні міські	Швидкі денні (DC)
	1	0.105	0.012	0.025	0.042
	2	0.150	0.044	0.102	0.036
	3	3.348	0.035	0.058	0.000
	4	0.020	0.014	0.028	0.001
	5	0.011	0.011	0.015	0.000

Рисунок 3.1 – Теплова карта середнього часу очікування у черзі

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

На тепловій карті чітко простежується, що для сегмента «Довгі денні (AC)» на локації 3 спостерігаються аномально високі значення W_q , які суттєво перевищують показники інших сегментів і локацій. Зокрема, значення середнього часу очікування для цього сегмента досягає понад трьох годин, тоді як на інших локаціях воно близьке до нуля. Це свідчить про нерівномірний розподіл попиту: частина користувачів цього сегмента концентрується саме на локації 3, що створює суттєве навантаження на відповідний тип конектора. Водночас для інших сегментів – зокрема «Планові вихідні», «Регулярні міські» та особливо «Швидкі денні (DC)» – показники W_q залишаються низькими на всіх локаціях, що вказує на відсутність системних черг та достатню пропускну здатність.

Доповненням до цього аналізу є порівняння сегментів за ймовірністю очікування P_{wait} , подане на рис. 3.2.

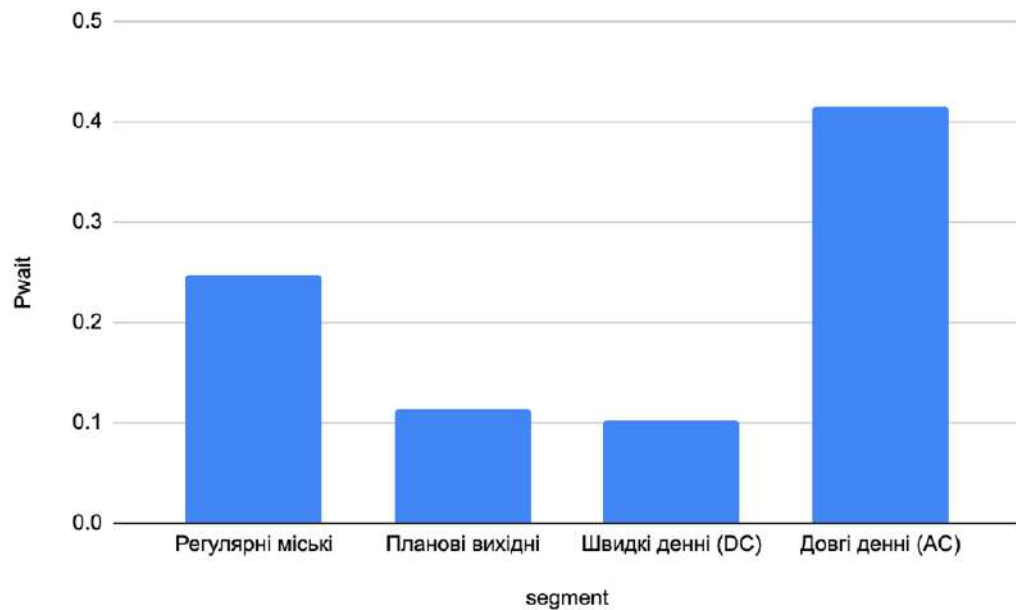


Рисунок 3.2 – Порівняння сегментів за ймовірністю очікування P_{wait}

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

На відміну від середнього часу очікування, ця метрика характеризує не тривалість, а сам факт появи черги. Графік демонструє, що сегмент «Довгі денні (АС)» демонструє найвищі значення P_{wait} , тобто найчастіше потрапляє у стан утворення черги. Це відображає структурне, а не випадкове навантаження: незалежно від локації користувачі цього сегмента створюють найбільший тиск на пропускну здатність мережі. Основні причини – тривалі сесії, що знижують швидкість обслуговування та збільшують імовірність накладання у часі, а також підвищена інтенсивність прибуття на окремих АС-локаціях.

Інші сегменти демонструють іншу поведінку. «Швидкі денні (DC)» практично не формують черг завдяки високій швидкості зарядки та меншому ризику «вузьких місць» на DC-станціях. «Планові вихідні» та «Регулярні міські» мають помірні та відносно стабільні значення P_{wait} , що свідчить про більш рівномірний розподіл їхніх сесій без різких піків активності.

У підсумку саме сегмент «Довгі денні (АС)» є головним джерелом потенційних затримок і визначає критичні точки навантаження мережі, що робить його пріоритетним об'єктом для подальшої оптимізації в рамках економічної моделі.

Поглиблений аналіз поведінкових сегментів доцільно доповнити розглядом базових інтенсивнісних характеристик моделі М/М/с, що визначають форму та масштаби навантаження на інфраструктуру. На рис. 3.3 подано порівняння сегментів за трьома ключовими параметрами: інтенсивністю надходження заявок (λ), швидкістю обслуговування (μ) та коефіцієнтом завантаження (ρ). Ці показники дозволяють встановити структурні відмінності між групами користувачів, що впливають на формування черг і ступінь зайнятості конекторів.

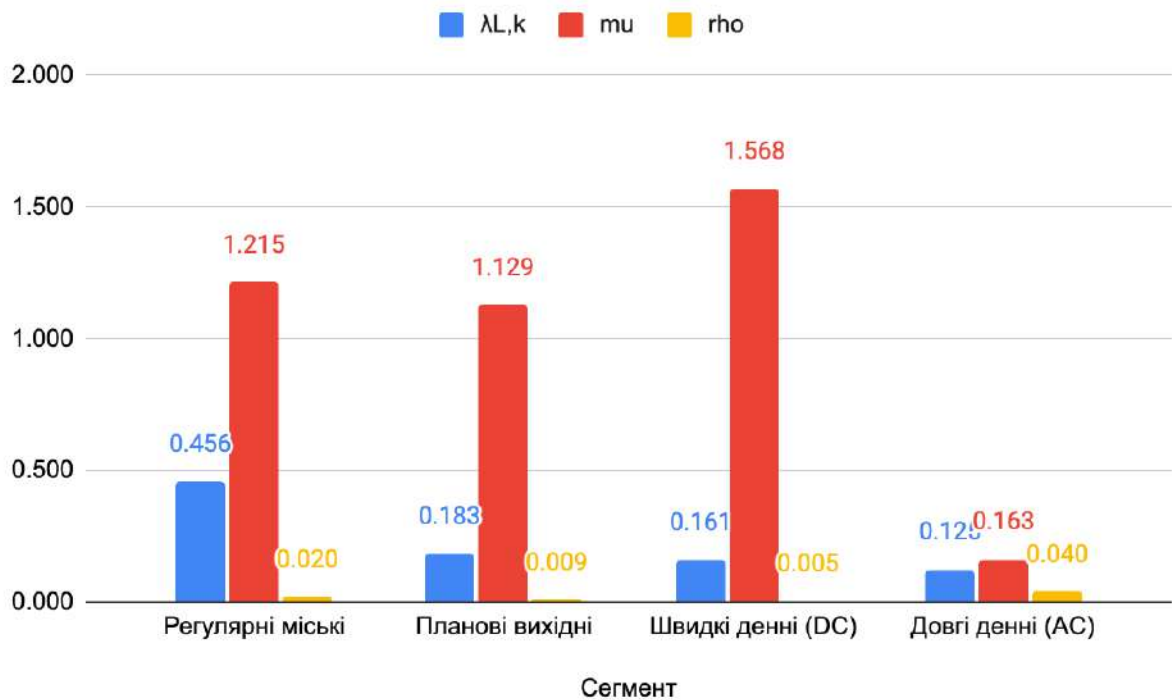


Рисунок 3.3 – Порівняння сегментів за λ , μ та ρ

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Отримані результати демонструють, що сегмент «Регулярні міські» характеризується найвищою інтенсивністю λ , що відображає регулярний щоденний попит на зарядку. Водночас завдяки відносно високій швидкості обслуговування ($\mu \approx 1.2 \text{ год}^{-1}$) коефіцієнт завантаження цього сегмента залишається низьким ($\rho \approx 0.02$),

що узгоджується з раніше проаналізованими низькими значеннями W_q та P_{wait} . Подібний профіль демонструє сегмент «Планові вихідні»: хоча інтенсивність λ є суттєво нижчою, швидкість обслуговування залишається відносно високою, що приводить до найнижчого серед усіх сегментів рівня ρ .

Іншу поведінку демонструє сегмент «Швидкі денні (ДС)». Для цього сегмента інтенсивність потоків λ також незначна, однак саме швидкість обслуговування ($\mu \approx 1.57 \text{ год}^{-1}$) забезпечує найменше $\rho \approx 0.005$. Це відповідає функціональним особливостям ДС-станцій, на яких заряджання триває в кілька разів швидше за АС, і пояснює практично відсутній час очікування, що узгоджується з попередніми висновками за W_q та P_{wait} .

Найбільш контрастну динаміку має сегмент «Довгі денні (АС)». Попри відносно низьку інтенсивність λ , швидкість обслуговування μ є найменшою серед усіх груп ($\approx 0.16 \text{ год}^{-1}$), що призводить до суттєво підвищеного коефіцієнта завантаження ($\rho \approx 0.04$). Саме цей структурний дисбаланс – низька швидкість обслуговування за умов наявності потоків λ – пояснює переважну частину чергових затримок у цьому сегменті, що було підтверджено результатами як теплової карти W_q , так і аналізу P_{wait} .

Подальший аналіз взаємозв'язку між коефіцієнтом завантаження та фактичним часом очікування здійснено за допомогою діаграми розсіювання (Рис. 3.4), де кожна точка відображає окрему комбінацію «локація-конектор-сегмент». На графіку чітко простежується, що значення W_q залишаються близькими до нуля для більшості точок при низьких значеннях ρ , тоді як поодинокі підвищення W_q виникають саме в межах сегмента «Довгі денні (АС)» за умов зростання завантаження. Це підтверджує класичну властивість моделей М/М/с: непропорційне зростання часу очікування при наближенні ρ до області помірного навантаження навіть за відносно невеликих потоків λ . На відміну від інших сегментів, де W_q майже не корелює з ρ , саме для довготривалих АС-сесій така залежність проявляється найвиразніше, що

узгоджується з попередніми висновками про їхню високу чутливість до накладання в часі.

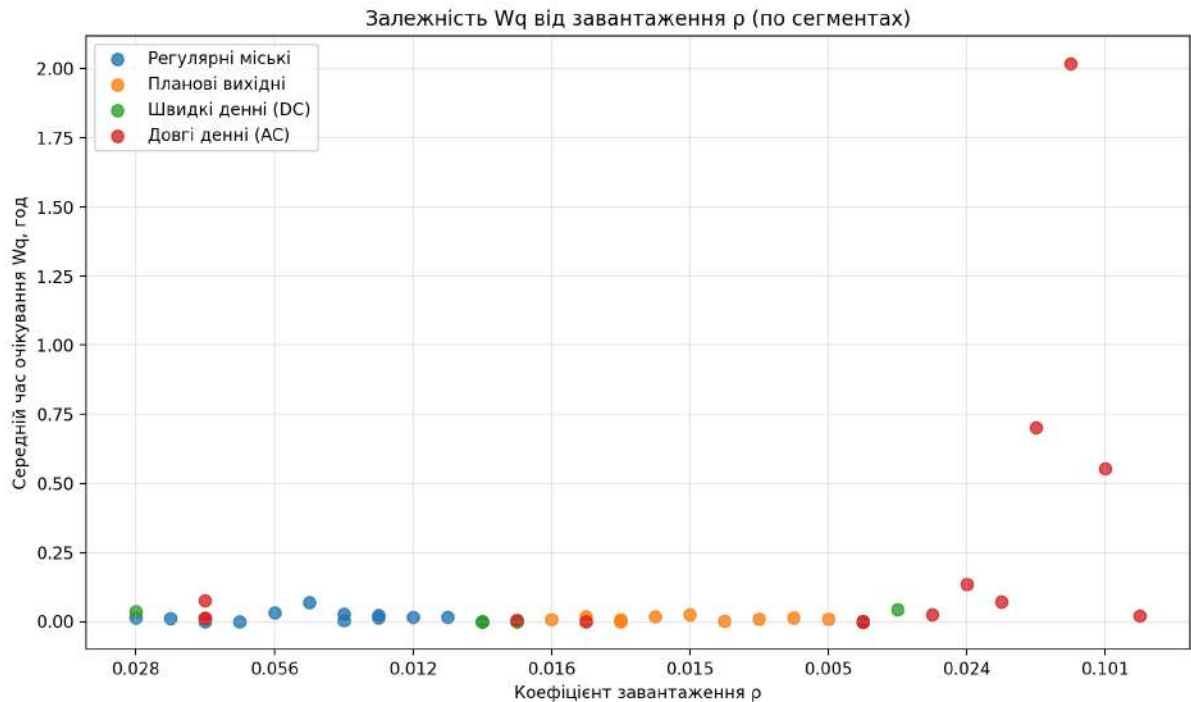


Рисунок 3.4 – Залежність між коефіцієнтом завантаження та фактичним часом очікування

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для формалізації цієї закономірності додатково було проаналізовано розподіл W_q у розрізі сегментів за допомогою boxplot-графіка (рис. 3.5). Він показав, що сегменти «Регулярні міські», «Планові вихідні» та «Швидкі денні (DC)» мають компактні інтерквартильні інтервали та практично відсутні викиди, що вказує на стабільність часу очікування незалежно від локації. Натомість сегмент «Довгі денні (AC)» демонструє широкий розмах та наявність значних викидів – до понад двох годин. Це додатково підтверджує, що саме ця група користувачів формує основні пікові навантаження та систематично створює нерівномірність у розподілі потоків.

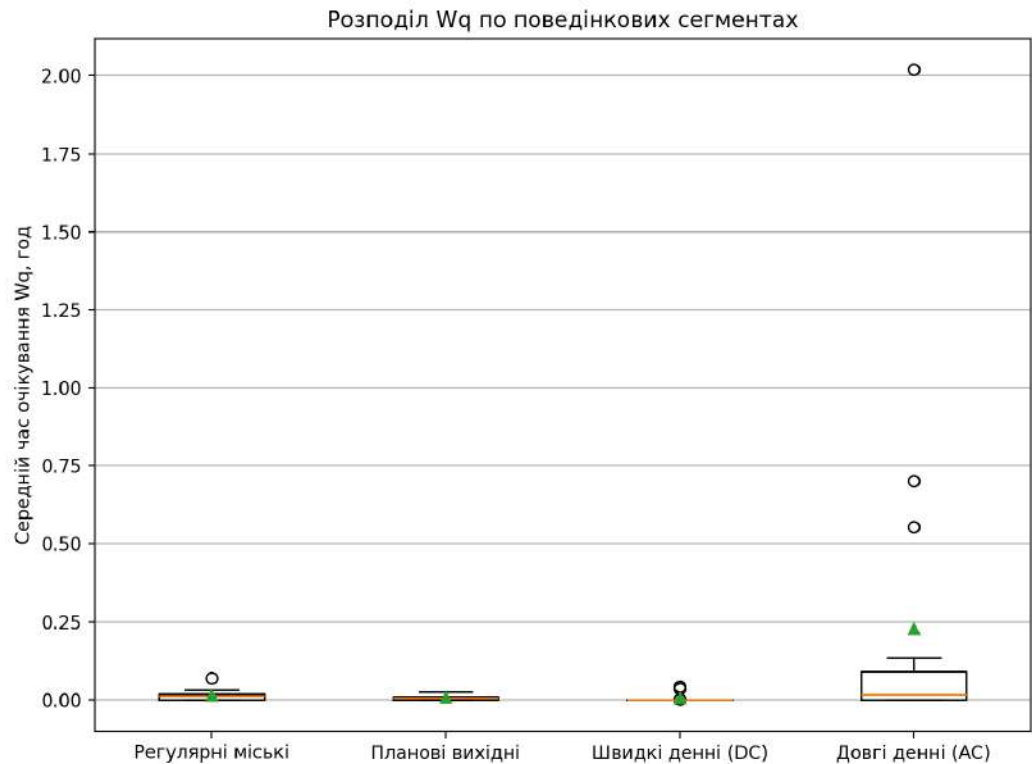


Рисунок 3.5 – Розподіл часу очікування у розрізі сегментів

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Щоб дослідити локаційний аспект навантаження, було побудовано stacked bar-графік, який відображає структуру завантаження (ρ) на кожній із локацій у розрізі сегментів (рис. 3.6). Виявлено, що хоча базове навантаження формується переважно сегментами «Регулярні міські» та «Планові вихідні», саме сегмент «Довгі денні (AC)» визначає критичні відмінності між локаціями. Зокрема, Локація 3 має значно вищий внесок цього сегмента, що цілком узгоджується з результатами теплової карти W_q , де саме для цієї локації було зафіксовано аномально високі показники часу очікування. Така локалізована концентрація тривалих АС-сесій створює системне перевантаження, що не спостерігається на інших локаціях.

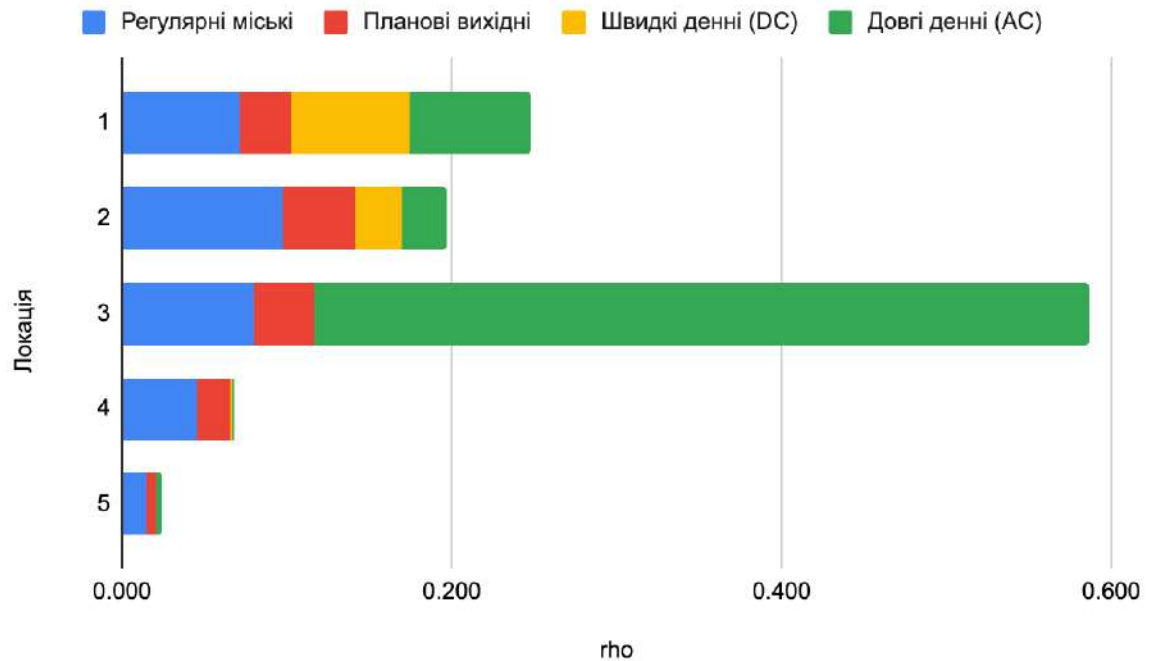


Рисунок 3.6 – Структура завантаження на кожній локації у розрізі сегментів
Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Для емпіричної перевірки коректності теоретичної моделі $M/M/c$, було проведено дискретно-подієву симуляцію, що відтворює роботу зарядної інфраструктури за реальними параметрами поведінкових сегментів. Симуляція дозволяє оцінити, наскільки формула Ерланга-С адекватно відображає фактичну динаміку черг у системі з випадковим надходженням заявок та стохастичними часами обслуговування.

Симуляція була реалізована на основі власного програмного коду, який відтворює роботу системи $M/M/c$ у вигляді процесу надходження заявок відповідно до пуасонівського потоку з інтенсивністю λ та експоненційних тривалостей обслуговування з параметром μ . Для кожної конфігурації «локація–тип конектора–сегмент» система моделювалася протягом заданого часового горизонту, після чого обчислювалися емпіричні значення ключових показників: ймовірності очікування, середнього часу очікування в черзі, середнього часу перебування заявки у системі та середньої кількості заявок у системі.

Було змодельовано роботу сегмента «Довгі денні (АС)», який у попередньому аналізі виявився найбільш навантаженим та створював найвищі значення очікування. Для симуляції використано параметри, агреговані у режимі пулу (тобто зі складанням потоків і серверів усіх локацій), що дозволяє розглядати сегмент як єдину систему обслуговування. Згідно з реальними даними, сумарна інтенсивність надходження заявок для сегмента становить $\lambda = 3.634$ заявок/год, а еквівалентна швидкість обслуговування, отримана шляхом гармонізованої агрегації тривалостей зарядних сесій, дорівнює $\mu = 1.040$ год⁻¹.

Сумарна кількість доступних АС-конекторів для цього сегмента становить ($c = 5$). Таким чином, інтенсивність завантаження системи дорівнює $\rho = \frac{\lambda}{c\mu} \approx 0.699$, що відповідає стабільній, але досить напруженій системі зі значною ймовірністю формування черги.

Подальше порівняння теоретичних та симуляційних показників дозволяє оцінити точність моделі. За формулою Ерланга-С теоретична ймовірність очікування для сегмента становить $P_{wait}^{theor} = 0.376$, тоді як симуляція дала $P_{wait}^{sim} = 0.392$. Відхилення становить менше 4%, що є цілком прийнятним результатом для стохастичної моделі з випадковими коливаннями потоку.

Середня довжина черги, обчислена теоретично $L_q^{theor} = 0.873$, також продемонструвала близькість до симуляційного значення $L_q^{sim} = 0.955$. Аналогічно, середній час очікування в черзі склав 0.240 год у теоретичному випадку та 0.263 год за результатами симуляції, що підтверджує узгодженість моделей. Важливо підкреслити, що показники, які є інтегральними за своєю природою, такі як середній час перебування заявки у системі W та середня кількість заявок у системі L , практично збігаються:

$$W^{theor} = 1.201 \text{ проти } W^{sim} = 1.224$$

$$L^{theor} = 4.367 \text{ проти } L^{sim} = 4.449$$

Результати розрахунків показників та симуляції зображені на Рисунку 3.7.

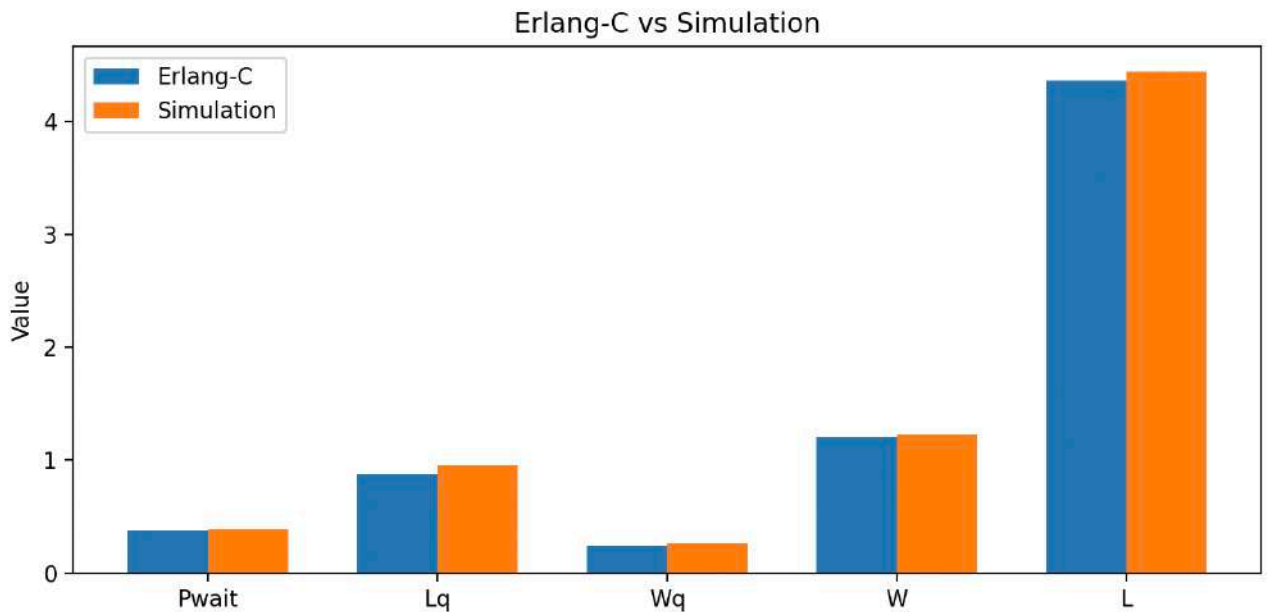


Рисунок 3.7 – Порівняння розрахунків показників та симуляції

Джерело: складено автором на основі власних розрахунків

Такий рівень збіжності свідчить про стабільність і передбачуваність системи навіть за умов інтенсивного навантаження.

Проведений у підрозділі аналіз показав, що різні поведінкові сегменти користувачів створюють нерівномірне навантаження на інфраструктуру, що відображається у різних значеннях інтенсивності прибуття, швидкості обслуговування та коефіцієнта завантаження. Найпроблемнішим виявився сегмент «Довгі денні (АС)», для якого характерні тривалі сесії, низька швидкість обслуговування та підвищений рівень зайнятості конекторів. Саме ця група формує більшість черг та істотно підвищує імовірність появи відмов. Інші сегменти – «Планові вихідні», «Швидкі денні (DC)», «Регулярні міські» – демонструють значно стабільнішу поведінку та вносять набагато менший вклад у формування затримок. Таким чином, ми ідентифікували не лише поточний стан роботи мережі, а й ключові джерела її перевантаження.

Отримані результати підтверджують можливість використання моделі М/М/(с) для подальшого економіко-управлінського аналізу, зокрема для сценарного

моделювання, економічної оцінки та розроблення тактичних рішень щодо оптимізації локацій з підвищеним навантаженням.

3.2 Економічний аналіз ефективності зарядної інфраструктури в умовах різних сценаріїв

Для оцінювання економічних показників роботи зарядної станції було використано підхід, заснований на аналізі середнього доходу, собівартості електроенергії та поведінкових втрат користувачів. Було визначено середній дохід від однієї зарядної сесії, який обчислювався як добуток тарифу за 1 кВт·год та середнього обсягу спожитої енергії (формула 3.19):

$$R_{sess} = p * \bar{E}, \quad (3.19)$$

де p – тариф за 1 кВт·год для користувача (грн/кВт·год), $\bar{E}$ – середня спожита енергія за одну сесію (кВт·год).

Ефективна інтенсивність «успішних» сесій (тих, що завершилися заряджанням) визначили за формулою (3.20):

$$\lambda_{ef} = \lambda(1 - \theta), \quad (3.20)$$

де λ – загальна інтенсивність прибуття користувачів (усіх спроб заряджання, включно з перерваними); θ – частка клієнтів, які відмовляються від заряджання через надто довге очікування (0-1).

Валовий дохід станції за годину при заданому тарифі був визначений за формулою (3.21):

$$R = \lambda_{ef} R_{sess} = \lambda(1 - \theta)p\bar{E}, \quad (3.21)$$

Оскільки в даних були присутні лише успішні зарядні сесії, інтенсивність ефективного попиту визначалася як інтенсивність фактично завершених заряджання.

Собівартість електроенергії для оператора визначалася як (формула 3.22):

$$C_e = \lambda_{ef} p_e \bar{E} = \lambda(1 - \theta)p_e \bar{E}, \quad (3.22)$$

де p_e – собівартість електроенергії для оператора (грн/кВт·год).

Тоді валовий прибуток від продажу електроенергії (без урахування простоїв та черг) обчислювався як різниця між доходом та собівартістю (формула 3.23):

$$G = R - C_e = \lambda(1 - \theta)(p - p_e)\bar{E}, \quad (3.23)$$

Потік втрачених клієнтів тоді розраховується за формулою (3.24):

$$\lambda_{loss} = \lambda\theta, \quad (3.24)$$

де λ – інтенсивність прибуття заявок.

Тоді упущена вигода розраховується як (формула 3.25):

$$C_{loss} = \lambda_{loss}(p - p_e)\bar{E} = \lambda\theta(p - p_e)\bar{E}, \quad (3.25)$$

За законом Літтла вартість очікування у черзі становить (формула 3.26):

$$L_q = \lambda_{ef} * W_q, \quad (3.26)$$

Тоді економічна вартість очікування (формула 3.27):

$$C_{wait} = v * L_q = v\lambda(1 - \theta)W_q, \quad (3.27)$$

де v – вартість однієї години очікування користувача.

Середня частка часу, коли конектори зайняті, дорівнює ρ . Тоді частка простою – $1 - \rho$. Якщо фіксовані витрати на утримання інфраструктури за годину становлять F грн, то витрати простою (формула 3.28):

$$C_{idle} = F(1 - \rho), \quad (3.28)$$

Економічну ефективність станції за одиницю часу можна записати як очікуваний прибуток (формула 3.29):

$$\Pi = G - C_{idle} - C_{wait} - C_{loss} = \lambda(1 - \theta)(p - p_e)\bar{E} - F(1 - \rho) - v\lambda(1 - \theta)W_q - \lambda\theta(p - p_e)\bar{E}, \quad (3.29)$$

Для практичного управління попитом були визначені ті параметри системи, значення яких оператор зарядної інфраструктури міг цілеспрямовано змінювати. Такі параметри використовувалися для формування тактичних рішень у короткостроковому періоді (доба-тиждень) та безпосередньо впливали на ключові елементи моделі: інтенсивність попиту λ , частку відмов θ та середній час очікування W_q . Усі керовані параметри були згруповані у три категорії.

1. Тарифні параметри

До тарифних інструментів належали базовий тариф p , його диференціація за часом доби та тимчасові надбавки у періоди пікового навантаження.

Зміна базового тарифу впливала на маржу $(p - p_e)$ та безпосередньо визначала дохід оператора. Підвищення тарифу могло збільшувати дохід у розрахунку на одну сесію, але водночас зменшувати λ через часткове переорієнтування користувачів на альтернативні локації, що збільшувало ймовірність відмов θ . Зниження тарифу, навпаки, стимулювало попит, зменшувало θ та сприяло розподілу звернень у часі.

Диференціація тарифів за періодами доби (денний, вечірній, нічний тариф) дозволяла впливати на поведінку користувачів і зміщувати частину попиту у менш завантажені інтервали. Зниження нічного тарифу стимулювало заряджання у години низького навантаження, тоді як підвищені пікові тарифи стримували надлишковий попит у години підвищеної активності, зменшуючи черги та W_q .

2. Часові та поведінково-маркетингові стимули

До цієї групи належали програми лояльності, кешбек, акційні знижки, рекомендації системи управління зарядними станціями (Charge Point Management System, далі – CPMS) та інші стимули, спрямовані на зміну поведінки користувачів. Такі інструменти використовувалися для перенесення частини зарядних сесій у періоди нижчого навантаження або для підвищення задоволеності сервісом і зменшення відмов через незручність та довге очікування.

Наприклад, надання бонусів за заряджання у нічні години зменшувало пікову інтенсивність λ у завантажені періоди та відповідно знижувало середній час очікування W_q . Натомість кешбек або постійні знижки могли зменшувати схильність до відмов, що знижувало θ . Інформаційні повідомлення CPMS про «вікна меншого навантаження» також впливали на структуру попиту в часі, перерозподіляючи $\lambda(t)$ між локаціями.

3. Параметри пропускної здатності станцій

Пропускна здатність зарядної станції визначалася кількістю активних конекторів c , середньою інтенсивністю обслуговування μ та режимом роботи локації.

Зміна кількості доступних конекторів, обмеження тривалості сесій або введення пріоритезації AC/DC-портів впливали на середній час перебування у системі та ймовірність черг.

Збільшення кількості активних конекторів знижувало завантаженість ρ , зменшувало W_q і відповідно знижувало як втрати від черг C_{loss} , так і поведінкові втрати C_{wait} . Застосування лімітів тривалості сесій або механізмів «плати за простій (idle fee)» скорочувало середню тривалість заряджання, збільшуючи μ і таким чином підвищуючи пропускну здатність без фізичного розширення інфраструктури. Пріоритезація доступу до DC-портів для сегментів із короткими сесіями (наприклад, щоденні користувачі) дозволяла зменшувати черги для чутливих до часу груп.

Побудова сценарного аналізу ґрунтувалася на зміні ключових параметрів моделі – інтенсивності попиту λ , частки відмов θ та середнього часу очікування W_q . Значення цих параметрів у кожному зі сценаріїв були визначені на основі поведінкових особливостей користувачів, характеру навантаження зарядної інфраструктури в Україні та впливу керованих інструментів моделі. Нижче наведено логіку формування параметрів для всіх чотирьох сценаріїв.

1. Базовий сценарій (Сценарій 1)

У базовому зимовому режимі енергопостачання інфраструктура працює стабільно, а попит формується відповідно до типового добового ритму. Дані реальної операторської статистики містили лише успішні завершені зарядні сесії, тому на етапі очищення були вилучені транзакції з нульовим споживанням. Це означає, що спостережувана інтенсивність попиту фактично відповідала ефективній інтенсивності λ_{ef} , а явні відмови користувачів були відсутні.

Саме тому в базовому сценарії було прийнято значення $\theta_1 = 0$, а середній час очікування залишався низьким ($W_{q1} \approx 0.05$ год). Даний сценарій відображає нормальні умови функціонування станції без додаткових керованих впливів.

2. Планові відключення («вікна світла», Сценарій 2)

У періоди планових відключень електроенергії попит на заряджання стає сильніше сконцентрованим у короткі інтервали наявності електропостачання. Через це формується пікоутворювальна поведінка користувачів, що збільшує черги та навантаження на інфраструктуру.

Оскільки у цьому сценарії відсутні додаткові тарифи, які могли б розподілити попит у часі, та не застосовується поведінкова стимуляція (знижки, рекомендації CPMS, перенаправлення на менш завантажені локації), то:

- частка відмов зростає до $\theta_2 = 0.15$;
- середній час очікування збільшується до $W_{q2} \approx 0.30$ год;
- інтенсивність λ_2 фіксує різке підвищення звернень у доступні «вікна світла».

Таким чином, сценарій 2 відображає природне перевантаження системи без застосування механізмів згладжування попиту.

3. Аварійний сценарій після блекауту (Сценарій 3)

Після масштабних аварійних відключень відбувається накопичення відкладеного попиту: користувачі пріоритетно намагаються зарядити транспорт за першої можливості. Цей стрибок проявляється як короткочасний, але дуже інтенсивний масовий наплив.

У відсутність тарифних стримувальних механізмів, маркетингових стимулів та обмежень тривалості сесій система зазнає найвищого рівня перевантаження:

- інтенсивність λ_3 суттєво зростає (майже у три рази відносно базового значення),
- частка відмов досягає $\theta_3 = 0.30$,
- середній час очікування збільшується до $W_{q3} \approx 0.67$ год.

У цьому сценарії черги та поведінкові втрати максимальні, що зумовлює негативний економічний результат. Сценарій 3 слугує граничним прикладом роботи інфраструктури без жодних інструментів керування попитом у кризових умовах.

4. Нічний період низького попиту (Сценарій 4)

У цьому режимі моделюється ситуація, коли інтенсивність попиту знижується до мінімальних значень, що відповідає нічним годинам (після 23:00). У цей період черги відсутні, звернень мало, а поведінкові відмови не виникають. Система працює у стані практично повної доступності, тому середній час очікування W_q прямує до нуля.

Також нічний режим відображає «фоновий» рівень навантаження, коли втрати часу, відмови та економічні витрати мінімальні.

Для моделювання прийнято:

$$- \lambda_4 \approx 0.05,$$

$$- \theta_4 = 0,$$

$$- W_{q4} \approx 0.01 \text{ год.}$$

Сценарій 4 використовується як нижня межа навантаження та для оцінки потенційного ефекту нічних стимулів.

5. Поведінкове перевантаження (Сценарій 5)

У цьому сценарії зростання попиту спричинене не технічними факторами, а масовою поведінковою реакцією користувачів – інформаційними хвилями, повідомленнями у соцмережах, чутками про можливі відключення чи страхом залишитися без заряду. На відміну від пікових або нічних режимів, такі стрибки не прив'язані до конкретного часу доби й можуть виникнути будь-коли, створюючи нерівномірне, непередбачуване навантаження на станції.

Вхідні параметри для моделювання поведінкового перевантаження відображають цю особливість: інтенсивність звернень дещо підвищена ($\lambda_5 \approx 0.25 - 0.30$), але частка відмов зростає непропорційно сильно ($\theta_5 \approx 0.20 - 0.30$), що свідчить про «надлишковий», емоційно зумовлений попит. Середній час очікування також підвищується ($W_{q5} \approx 0.25 - 0.35$ год), хоча технічна пропускна здатність мережі достатня. У підсумку система демонструє черги та втрату сервісної якості не через брак ресурсів, а через синхронні, поведінкові рішення користувачів.

Порівняння побудованих сценаріїв представлено у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Характеристика сценаріїв попиту, ключових показників і керованих рішень моделі

№	Назва сценарію	Коротка легенда (умова)	Поведінка попиту $\lambda(t)$	Ключові показники (що відбувається)	Економічні наслідки	Керовані параметри моделі*
1	Базовий зимовий робочий день	Стабільне енергопостачання, типовий добовий ритм	Хвилеподібна форма (ранок–вечір)	Невеликі черги; середнє W_q ; низьке θ	Збалансовані C_{idle} та C_{loss}	p базове, стандартний графік c, μ
2	Планові відключення («вікна світла»)	Чергування періодів наявності й відсутності електрики	Пилкоподібне $\lambda(t)$: $0 \rightarrow \text{пік} \rightarrow 0$	Різке зростання W_q у «вікнах»; високе θ	Значні C_{loss} та C_{wait} через пікові черги	Часові тарифи $p(t)$, обмеження сесій, пріоритизація DC
3	Аварійний: атака $\rightarrow$ блекаут $\rightarrow$ відновлення	Тривалий збій подачі $\rightarrow$ накопичений попит $\rightarrow$ масовий наплив	Фаза А: $\lambda \approx 0$; Фаза В: $\lambda \uparrow \uparrow \uparrow \times 3-6$	Максимальні черги; пікове W_q ; дуже високе θ	Найвищі втрати C_{loss} ; потенційне перевантаження	Тимчасові тарифні корекції, обмеження часу сесії, маршрутизація
4	Нічний період низького попиту	Типові умови після 23:00, коли звернення мінімальні	$\lambda \rightarrow$ дуже низький, стабільний	Нульові черги, майже відсутні відмови; $W_q \rightarrow 0$	Мінімальні втрати C_{wait} та C_{loss} ; стабільна робота	Базовий нічний тариф; можливе застосування нічних стимулів
5	Поведінкове перевантаження	Раптове зростання попиту через інформаційні хвилі, чутки, новини, страх пропустити заряд	λ дещо підвищений, нестабільний	θ росте непропорційно (емоційний надлишковий попит); W_q підвищується	Поява черг не через технічні обмеження, а через поведінковий фактор	Легкі рекомендації в CPMS; push-повідомлення; нічні стимули для розосередження попиту

Джерело: складено автором

Сценарний аналіз здійснено для чотирьох визначених режимів функціонування інфраструктури. Для кожного сценарію було встановлено орієнтовні значення інтенсивності попиту λ , частки відмов θ та середнього часу очікування W_q , що

відображають характерні умови короткострокового планування у зимовий період в Україні.

Розрахунки проведено при незмінних технічних параметрах станції ($p, p_e, \bar{E}, F$), що дозволяє коректно порівнювати вплив саме зміни попиту та поведінкових характеристик системи. Вихідні значення λ, θ, W_q для базового сценарію визначено на основі фактичних даних операторської статистики, у той час як значення для сценаріїв відключень та аварійного відновлення сформовано відповідно до характерних поведінкових патернів користувачів електромобілів у періоди нестабільного енергопостачання. Результати розрахунків представлені у Таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Результати розрахунку параметрів моделі та прибутку

	Інтенсивність попиту (λ)	Частка відмов (θ)	Середній час очікування (W_q)	Ефективний попит ($\lambda_{\text{еф}}$)	Втрати від відмов (C_{loss})	Вартість очікування (C_{wait})	Витрати простою (C_{idle})	Прибуток
Сценарій 1 (базовий)	0.17	0.00	0.05	0.17	0.00	0.93	1.32	11.69
Сценарій 2 (вікна світла)	0.34	0.15	0.30	0.29	4.18	10.53	1.32	7.67
Сценарій 3 (після блекауту):	0.52	0.30	0.67	0.36	12.55	29.05	1.32	-13.64
Сценарій 4 (нічний)	0.05	0.00	0.01	0.05	0.00	0.06	1.32	2.67
Сценарій 5 (поведінкове перевантаження)	0.28	0.2	0.3	0.22	4.54	8.06	1.32	4.23

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Проведений сценарний аналіз показує, що базовий сценарій 1 забезпечує найкраще співвідношення між якістю сервісу та прибутковістю. За відсутності відмов і значних черг втрати C_{wait} і C_{loss} залишаються мінімальними, а прибуток становить близько 11,7 грн/год. У сценарії 2 («вікна світла») через пікові черги після відновлення електропостачання різко зростають витрати очікування та відмов, тому прибуток знижується до приблизно 7,7 грн/год, хоча й залишається додатним – система працює в режимі помірного перевантаження.

Сценарій 3 (після блекауту) є найбільш критичним: витрати очікування й відмов досягають максимальних значень, а прибуток стає від'ємним (близько –13,6 грн/год). Це означає, що без активного управління попитом масовий наплив користувачів робить експлуатацію інфраструктури економічно збитковою. Нічний сценарій 4, навпаки, характеризується дуже низькою інтенсивністю звернень, майже нульовими втратами C_{wait} і C_{loss} та невеликим, але стабільним прибутком (приблизно 2,7 грн/год), фактично виконуючи роль «фонового» режиму роботи мережі (рис. 3.8).

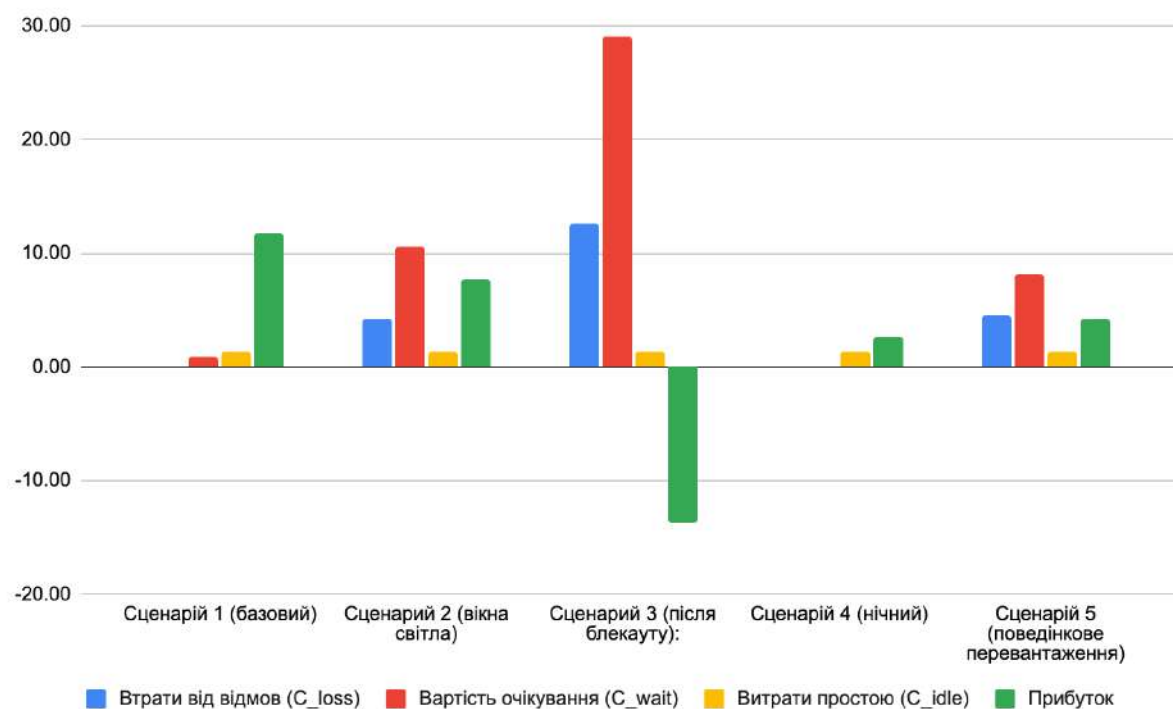


Рисунок 3.8 – Структура економічних втрат та прибутку в сценарному аналізі
Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Сценарій 5 із поведінковим перевантаженням займає проміжне положення між сценаріями 2 та 3. Попит дещо підвищений, однак частка відмов і витрати очікування зростають непропорційно, що веде до додаткових втрат C_{loss} і C_{wait} та зниження прибутку до близько 4,2 грн/год. Це демонструє, що неконтрольовані інформаційні хвилі, панічні заряджання чи «страх залишитися без заряду» можуть суттєво погіршувати економічні результати навіть без формального дефіциту потужності.

Для оцінювання стійкості економічної моделі було проведено аналіз чутливості щодо ключових параметрів попиту – інтенсивності звернень λ та частки відмов θ . Досліджено, як зміна цих параметрів впливає на очікуваний прибуток Π у базовому сценарії.

1. Зміна інтенсивності попиту на +10%.

При збільшенні λ з 0.17 до 0.187 (на 10%) очікуваний прибуток зростає з $\Pi_1 = 11.69$ грн/год до $\Pi' = 12.99$ грн/год. Таким чином,

$$\Delta\Pi_{\lambda} = +1.3 \text{ грн/год (+11\%)}$$

Отже, модель демонструє майже пропорційну залежність прибутку від зміни обсягу попиту.

2. Зростання частки відмов на +0.1.

Якщо частка відмов збільшується з $\theta = 0$ до $\theta = 0.1$, то ефективний попит зменшується, а втрати від відмов суттєво зростають. Прибуток знижується до $\Pi'' = 8.99$ грн/год, тобто:

$$\Delta\Pi_{\theta} = -2.69 \text{ грн/год (-23\%)}$$

Результати, що зібрані на рис. 3.9, свідчать, що економічна ефективність значно більш чутлива до збільшення відмов та черг, ніж до змін інтенсивності попиту.

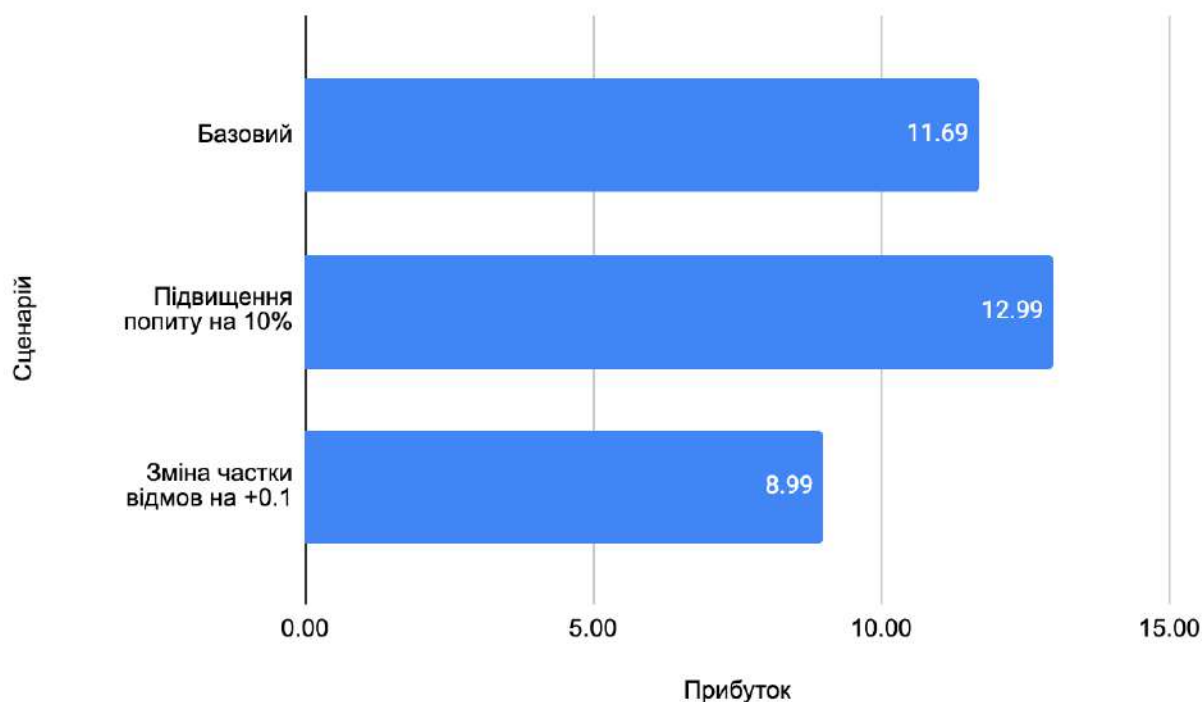


Рисунок 3.9 – Чутливість прибутку до змін інтенсивності попиту та частки відмов

Джерело: розраховано автором на основі власних розрахунків

Отже, було здійснено аналіз поведінкового попиту та його впливу на динаміку навантаження системи масового обслуговування. Виділення п'яти типових режимів дозволило показати, як різні поєднання інтенсивності прибуття, тривалості сесій та нерівномірності попиту можуть переводити систему від стійкого стану до напруженого чи передкризового. Такий підхід надає можливість оцінити, за яких поведінкових умов виникають затримки, черги та відмови, які, у свою чергу, мають прямі економічні наслідки для оператора.

Отримані результати демонструють, що поведінкові відмінності між сегментами користувачів формують відмінні рівні ризику економічних втрат: тривалі АС-сесії посилюють завантаження й зменшують пропускну спроможність, тоді як короткі або швидкі сесії таких ризиків майже не створюють. Це створює підґрунтя для переходу до здійснення оцінювання ефективності управлінських стратегій, спрямованих на

зниження затримок, балансування попиту та підвищення прибутковості зарядної інфраструктури.

3.3 Прогностичне моделювання та стратегічні рекомендації для розвитку бізнесу зарядної інфраструктури

Попередньо було проведено кількісний сценарний аналіз роботи зарядної інфраструктури, у межах якого для різних режимів енергопостачання були визначені ключові показники: інтенсивність попиту λ , середній час очікування W_q , частка відмов θ , рівень завантаження ρ , втрати від черг та відмов, а також прибутковість станції. Отримані результати дали можливість описати типові стани, у яких може перебувати зарядна станція протягом доби або тижня.

Надалі сценарії більше не розглядаються як окремі статичні умови, а виступають станами системи, що змінюються в часі залежно від реальної поведінки користувачів та зовнішніх факторів (графік відключень, аварійні ситуації, добовий ритм, особливості сегментів). Тому завданням подальшого аналізу є не повторення опису сценаріїв, а побудова стратегій управління, здатних адаптувати роботу станції до кожного стану системи.

У цьому контексті було розроблено:

- набір тактичних стратегій, що визначають, як оператор повинен реагувати на конкретний сценарій;
- уніфіковану динамічну стратегію, яка автоматично обирає відповідні дії залежно від фактичних значень $\lambda(t)$, $W_q(t)$, $\theta(t)$, $\rho(t)$;
- систему порогових правил, що визначає момент переходу між стратами.

Запропоновані стратегії ґрунтуються не на зміні фізичних можливостей станції (кількість портів, обладнання), а на динамічному регулюванні керованих параметрів моделі. Це:

- тарифні параметри (базовий тариф, нічні/пікові тарифи, тимчасові надбавки),

- часові та поведінкові стимули (нічні знижки, рекомендації, кешбек),
- параметри пропускної здатності (ліміти сесій, пріоритезація DC/AC портів).

Нижче подано п'ять стратегій, кожна з яких відповідає певному типу сценарію та оптимізує конкретні показники (λ , θ , W_q , прибуток, втрати часу).

Стратегія T1. «Стабілізація попиту» для базового сценарію

Мета цієї стратегії полягає в підтриманні стабільної роботи станції за умов низького або помірного навантаження. Вона застосовується тоді, коли інтенсивність попиту є невисокою, частка відмов практично відсутня, середній час очікування мінімальний, а рівень прибутку залишається стабільним. За таких умов оператор не використовує агресивних стимулів або диференціації тарифів: базовий тариф залишається незмінним, стимулювання попиту не проводиться, а головна увага зосереджується на підтриманні доступності станції та мінімізації простоїв.

Основне обґрунтування полягає в тому, що штучне збільшення попиту у стабільному сценарії не приносить додаткової економічної вигоди та може створити передумови для формування черг і збільшення частки відмов. Тому стратегія T1 забезпечує безпечну “базову лінію” роботи та використовується як контрольний режим.

Стратегія T2. «Згладжування піків» для сценарію з «вікнами світла»

Ця стратегія орієнтована на ситуації, коли після відновлення електропостачання спостерігається різкий сплеск попиту. Інтенсивність λ у такі моменти швидко зростає, середній час очікування збільшується, а частка відмов стає суттєвою. Мета стратегії – знизити пікові навантаження та вирівняти профіль попиту у перші години після появи світла.

Для досягнення цього оператор вводить тимчасову пікову надбавку, яка зменшує поведінковий надлишковий попит без втрати користувачів, що мають реальну потребу в заряджанні. Одночасно застосовується нічна знижка, що стимулює частину користувачів перенести заряджання на періоди із меншим навантаженням. Система рекомендацій інформує клієнтів про кращі часові вікна для заряджання, а легка

пріоритизація коротких сесій знижує блокування портів і додатково скорочує час очікування.

Застосування стратегії T2 дозволяє зменшити середній час очікування до 20-40%, знизити частку відмов та вирівняти $\lambda(t)$, роблячи попит більш передбачуваним.

Стратегія T3. «Антикризове керування» для аварійного сценарію (після блекауту)

Ця стратегія призначена для найскладніших ситуацій – масового напливу користувачів одразу після тривалих відключень електроенергії. У таких умовах λ наближається до максимально можливих значень, частка відмов стає високою, середній час очікування різко зростає, а економічні показники можуть бути негативними.

Метою стратегії є швидке розвантаження системи, скорочення черг і зменшення поведінкових відмов. Для цього тимчасово підвищується піковий тариф – лише в години критичного попиту, що дозволяє стримати непершочергові сесії. Одночасно вводяться жорсткі обмеження на тривалість заряджання (наприклад, 45 хв), що запобігає тривалому блокуванню портів. DC-порти пріоритезуються для коротких і термінових поїздок, а AC-порти використовуються для довших сесій.

Система активно інформує користувачів про черги та доступні альтернативні локації, а за можливості виконується перенаправлення частини транспортного потоку між станціями через CPMS. У результаті стратегія T3 суттєво знижує W_q і θ та швидко вирівнює навантаження між різними локаціями.

Стратегія T4. «Оптимізація тривалості заряджання»

Ця стратегія не прив'язана до конкретного сценарію та застосовується тоді, коли середня тривалість заряджання є надто великою, а користувачі залишають порт довше, ніж вимагає реальна потреба. Такі ситуації призводять до збільшення рівня зайнятості портів, підвищення завантаженості системи та формування зайвих черг.

Основний інструмент – коригування механізму оплати простою (idle fee), який стимулює користувачів завершувати заряджання та звільняти порт. У пікові години

тривалість сесій для АС-портів може коригуватись додатковими лімітами (наприклад, обмеженням у 1,5 години), а для швидшого звільнення пропонуються поведінкові стимули на кшталт кешбеку за несвоєчасне від'єднання.

Результатом є підвищення ефективності μ , зменшення завантаженості ρ , скорочення W_q без зростання попиту λ , а також значне покращення якості роботи станції у години підвищеного навантаження.

Стратегія Т5. «Нічна переорієнтація попиту»

Ця стратегія ефективна для міст або районів, де нічний попит є низьким, тоді як денні піки – надмірними. Її мета – перенести частину денних сесій на нічний період, щоб зменшити черги у пікові години та скоротити втрати від поведінкових відмов.

Для цього запроваджується спеціальний нічний тариф p_{night} , який робить заряджання після 23:00 економічно вигідним. Додатково може нараховуватися кешбек за нічні сесії, а рекомендації в додатку вказують на потенційну економію у порівнянні з денним заряджанням.

Очікуваний ефект – зменшення денних черг, скорочення θ завдяки меншій фрустрації користувачів та поступовий перехід $\lambda(t)$ до більш рівномірного профілю, що позитивно впливає як на якість сервісу, так і на економічні показники.

Стратегії узагальнено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Тактичні стратегії для реагування

Код стратегії	Назва стратегії	Основні інструменти управління	Мета
T1	Стабілізація	Базовий тариф p_0 ; мінімальні втручання	Підтримання нормальної роботи
T2	Згладжування піків	p_{peak} ; p_{night} ; короткі сесії; рекомендації	Зменшення черг та θ у піках
T3	Антикризова	p_{peak} ; ліміти сесій; idle fee; перенаправлення	Усунення перевантаження, критичних черг
T4	Оптимізація тривалості	Ліміти АС-сесій; idle fee; DC-пріоритезація	Підвищення μ , зменшення блокування портів
T5	Нічна переорієнтація	p_{night} ; кешбек; нічні рекомендації	Перенесення попиту з піку в ніч

Джерело: складено автором

Для побудови динамічної стратегії спочатку було формалізовано множину можливих поточних станів системи. У кожному стані по-різному поєднуються інтенсивність попиту, черги та частка відмов. У таблиці 3.4 наведено класифікацію режимів функціонування станції, що надалі використовуються як вхідні стани для вибору стратегії управління.

Таблиця 3.4 – Класифікація режимів роботи системи

Код режиму	Опис ситуації	Типові діапазони показників	Приклад
R1	Базовий стабільний режим	$\lambda \leq 0.20$; $\theta \approx 0$; $Wq \leq 0.10$ год	Звичайний день без відключень
R2	Нерівний попит через «вікна світла»	$0.20 < \lambda \leq 0.40$; $\theta \leq 0.15$; Wq до 0.40	Планові відключення
R3	Післяблекаутне перевантаження	$\lambda \geq 0.45$; $\theta \geq 0.25$; $Wq \geq 0.50$	Масовий наплив після блекауту
R4	Нічний період низького попиту	$\lambda < 0.10$; $Wq \rightarrow 0$; $\theta \rightarrow 0$	Ніч у будні
R5	Поведінкове перевантаження	$0.25 \leq \lambda \leq 0.30$; $0.20 \leq \theta \leq 0.30$; $0.25 \leq Wq \leq 0.35$ год	Новини про можливі відключення

Джерело: складено автором

Для кожного стану системи застосовуються певні керовані інструменти. У таблиці 3.5 наведено відповідність між інструментами управління, параметрами моделі, на які вони впливають, та очікуваним ефектом для користувачів і оператора.

Таблиця 3.5 – Керовані інструменти та їх цільовий вплив

Інструмент управління	Прямо змінюваний параметр	Опосередкований ефект на показники	Ефект для користувача	Ефект для оператора
Піковий тариф p_{peak}	$p(t)$	$\downarrow \lambda$ у пікові години, $\downarrow Wq$, $\downarrow \theta$	Менше черг, але дорожче в піку	Згладжування навантаження, стабільний П
Нічний тариф p_{night}	$p(t)$	$\uparrow \lambda$ вночі, $\downarrow \lambda$ удень, $\downarrow$ денний Wq	Можливість дешевшої зарядки	Краще використання потужності вночі
Idle fee після завершення зарядки	ефективна μ	$\downarrow$ середня тривалість сесії, $\downarrow Wq$	Менше випадків «зайнятий, але не заряджає»	$\uparrow$ пропускну здатності без нових портів
Ліміт тривалості АС-сесії	μ , розподіл часу сесій	$\downarrow$ блокування порта, $\downarrow Wq$, $\downarrow \theta$	Швидший доступ до порта	Зменшення втрат від черг

Продовження таблиці 3.5

Push-рекомендації (менш завантажена локація)	розподіл λ між локаціями	$\downarrow \theta$ локально, $\downarrow W_q$ на перевантаженій	Альтернатива без тривалої черги	Рівномірний розподіл навантаження
Кешбек/знижка за нічні заряджання	поведінка $\lambda(t)$	Перенесення частини попиту в ніч	Економія для гнучких користувачів	Зниження піків без втрати доходу
Пріоритезація DC-портів для критичних сегментів	μ_i для сегмента	$\downarrow W_{qi}, \downarrow \theta_i$	Кращий сервіс для «часочутливих» груп	Підтримка важливих клієнтських сегментів

Джерело: складено автором

Динамічна стратегія була формалізована у вигляді набору правил типу «умова-дія». Для кожного стану системи визначалися порогові значення показників, за перевищення яких активувалися ті чи інші інструменти управління. Узагальнена логіка прийняття рішень наведена в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Формалізовані правила IF -> THEN

№	Умова (IF)	Дія (THEN)	Вплив
1	$\lambda(t) \leq 0.20$ AND $W_q \leq 0.10$	Застосувати T1	Стабільність
2	$0.20 < \lambda(t) \leq 0.40$ AND $W_q \leq 0.40$	Застосувати T2	Плавне зниження навантаження
3	$\lambda(t) \geq 0.45$ OR $W_q \geq 0.50$ OR $\theta \geq 0.25$	Застосувати T3	Антикризове розвантаження
4	$\lambda(t) < 0.10$	Застосувати T5	Стимулювання нічного попиту
5	$\theta_i \geq 0.30$ у конкретного сегмента	Застосувати T4	Оптимізація тривалості
6	W_q росте швидше ніж λ	Увімкнути idle fee	Скорочення блокування
7	W_q локально високе	Надіслати push	Розподіл між локаціями
8	θ після дії $> \theta_{max}$	Посилити T3	Додаткове зниження відмов

Джерело: складено автором

Процес функціонування зарядної інфраструктури в умовах змінного попиту розглянемо як задачу оптимального керування стохастичною системою, стан якої в момент часу t описується вектором:

$$S(t) = \{\lambda(t), \mu(t), \rho(t), W_q(t), \theta_i\}, \quad (3.30)$$

Для кожного стану оператор може застосувати одну з тактичних дій T_j , перелічених у таблиці 3.6. Економічний результат від застосування певної дії визначається як:

$$\Pi(S(t)) = R(S(t)) - (C_e(S(t)) - C_{wait}(S(t)) + C_{loss}(S(t)) + C_{idle}(S(t))), \quad (3.31)$$

де прибуток R розраховується за формулою (3.21), а компоненти втрат – за формулами (3.22, 3.25, 3.27, 3.28).

Динамічна політика керування задається параметризованим відображенням:

$$D_{\omega}(S(t)): S(t) \rightarrow A, \quad (3.32)$$

де $S(t)$ – стан системи у момент часу t , що включає інтенсивність прибуття заявок, інтенсивність обслуговування, коефіцієнт завантаженості та середній час очікування в черзі; A – множина доступних тактичних дій (стратегій реагування), які може застосувати оператор; D_{ω} – параметризована порогова політика керування, що на основі поточного стану $S(t)$ обирає дію $T_j \in A$; ω – вектор порогових параметрів, що визначають умови активації відповідних дій залежно від значень $\lambda(t)$, $W_q(t)$ та $\rho(t)$.

Відповідно до сформованих порогових правил, динамічну політику можна подати у компактному аналітичному вигляді:

$$D_{\omega}(S(t)) = \begin{cases} T_1, \lambda(t) \leq 0.2 \wedge W_q(t) \leq 0.1, \\ T_2, 0.2 < \lambda(t) \leq 0.4 \wedge W_q(t) \leq 0.4, \\ T_3, \lambda(t) \geq 0.45 \vee W_q(t) \geq 0.5 \vee \theta_i \geq 0.25, \\ T_5, \lambda(t) < 0.1, \\ T_4, \theta_i \geq 0.3. \end{cases} \quad (3.33)$$

Нехай дія «Увімкнути idle fee» позначатиметься як $u_{idle}(t)$, «Надіслати push» – $u_{push}(t)$, а «Посилити ТЗ» – $u_{boost}(t)$. Тоді:

$$u_{idle}(t) = \begin{cases} 1, \frac{dW_q(t)}{dt} > \frac{d\lambda(t)}{dt}, \\ 0, \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.34)$$

$$u_{push}(t) = \begin{cases} 1, W_q^{loc}(t) > W_q^{crit}(t), \\ 0, \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.35)$$

$$u_{push}(t) = \begin{cases} 1, D_{\omega}(S(t)) = T_3 \wedge \theta_i > \theta_{\max}, \\ 0, \text{інакше.} \end{cases} \quad (3.36)$$

де $W_q^{\text{loc}}(t)$ – локальний рівень часу очікування в окремій локації, W_q^{crit} – порогове значення для «високого» навантаження, θ_{max} – допустима межа частки відмов у сегменті.

Таким чином, правила таблиці 3.6 можуть бути записані у вигляді порогової політики $D_\omega(S(t))$ (формула 3.33) з додатковими бінарними керувальними сигналами (формули 3.33-3.36). Кожна комбінація стану $S(t)$ однозначно визначає набір активних дій T_j та додаткових інструментів управління, що реалізує формальний алгоритм динамічної оптимізації.

Метою є максимізація сумарного прибутку протягом горизонту часу:

$$\max_{\omega} E \sum_{t=1}^T \Pi(S(t), D_\omega(S(t))), \quad (3.37)$$

де E – оператор математичного сподівання, що забезпечує усереднення прибутку з урахуванням стохастичних коливань параметрів системи у часі;

Таким чином, оптимізація спрямована на одночасне зменшення витрат очікування, відмов та простоїв, а також на підвищення доходу, що забезпечує економічну ефективність роботи зарядної інфраструктури.

Для оцінки стабільності політики параметри λ, μ, ρ визначалися разом із 95% інтервалами довіри. Дія T_j вважається оптимальною, якщо в межах цих інтервалів вона забезпечує невід’ємний приріст прибутку:

$$\Delta \Pi = \Pi(S(t), T_j) - \Pi(S(t), a') \geq 0, \quad (3.38)$$

для всіх альтернативних дій a' . Це гарантує, що рекомендація зберігає оптимальність навіть за стохастичних коливань попиту.

Отже, динамічна стратегія $D_\theta(S(t))$ – це правило прийняття рішень, яке у кожний момент часу аналізує поточний стан системи $S(t)$, представлений також у вигляді відповідного режиму R_i , та обирає тактичну дію $T_j \in A$. Режим R_i відображає агрегований стан системи, сформований на основі значень $\lambda(t)$, $\mu(t)$, $\rho(t)$ та $W_q(t)$, і дозволяє інтерпретувати безперервні параметри через дискретні сценарії роботи.

Обрана дія активує набір інструментів управління й визначає прогнозований вплив на подальшу динаміку системи та прибуток оператора. Застосування політики $D_{\theta}(S(t))$ забезпечує адаптивну, поведінково-орієнтовану й економічно обґрунтовану реакцію на зміни попиту, що дозволяє одночасно підвищувати якість сервісу та максимізувати економічний результат роботи зарядної інфраструктури.

Для демонстрації роботи підходу було створено інтерактивний інтерфейс (рис. 3.10), у який аналітик вводить фактичні параметри станції. Після натискання кнопки «Розрахувати» система:

1. визначає режим (R1-R4);
2. вибирає відповідну стратегію (T1-T5);
3. формує перелік управлінських дій;
4. виконує перерахунок показників «було $\rightarrow$ стало»;
5. будує порівняльні графіки якості сервісу та економіки.

Алгоритм працює в реальному часі: аналітик може змінювати вхідні параметри й миттєво отримувати рекомендації для оптимізації роботи станції.

Для ілюстрації можливостей системи розглянемо два детальних сценарії – помірне пікове навантаження (Сценарій 2) та серйозне післяпікове перевантаження (Сценарій 3).

Економічний аналітик ввів у систему значення помірно підвищеної інтенсивності попиту (0.32) та помітної частки відмов (0.15), що характерно для денних проміжків між раптовими відключеннями («вікна світла») (рис. 3.10). Динамічна модель класифікувала стан системи як режим R2 та автоматично обрала стратегію T2 – згладжування піків. Алгоритм визначив, що оптимальною реакцією буде застосування пікового тарифу, зниження нічного тарифу та стимулювання перенесення частини зарядних сесій у години нижчого завантаження.

λ (інтенсивність попиту)

θ (частка відмов)

Wq (год)

☐ Сегментоване перевантаження

Розрахувати

Показати графік

✂ Вхідні дані:

- $\lambda = 0.32$
- $\theta = 0.15$
- $Wq = 0.23$ год

📌 Визначений режим: R2 – «вікна світла»

📌 Стратегія: T2 – згладжування піків

✂ Управлінські дії:

- Піковий тариф p_{peak}
- Знизити p_{night}
- Стимулювати перенесення попиту

📌 Результати (було → стало):

- θ : 0.15 → 0.1
- Wq : 0.23 → 0.12

💰 Економічні показники:

- C_{wait} : 7.51 → 4.15
- C_{loss} : 3.89 → 2.59
- C_{idle} : 1.32 → 1.32
- Прибуток: 9.31 → 15.26

Рисунок 3.10 – Робота динамічної моделі: визначення режиму системи та оптимальної стратегії за умов Сценарію 2

Джерело: складено автором

Після застосування запропонованих заходів спостерігалось покращення ключових сервісних показників. Частка відмов зменшилася з 0.15 до 0.10, а середній час очікування – з 0.23 до 0.12 год. Це підтверджує, що користувачі справді перерозподілили попит у зручніші часові інтервали.

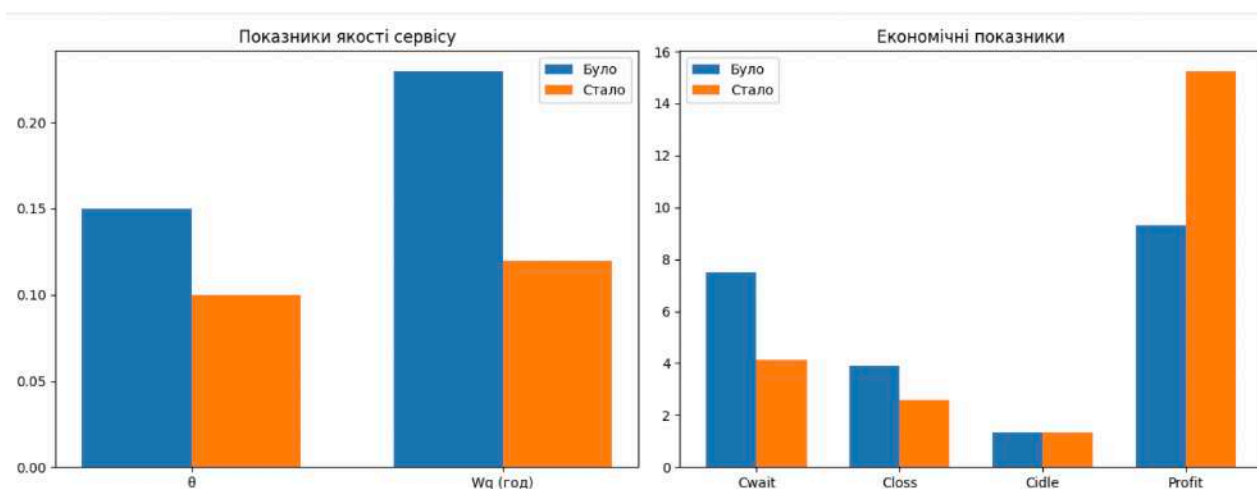


Рисунок 3.11 – Зміна сервісних та економічних показників після впровадження розробленої стратегії управління попитом

Джерело: складено автором

З рис. 3.11 видно, що економічні результати також демонструють позитивний ефект. Втрати від очікування зменшилися з 7.51 до 4.15, витрати від відмов – з 3.89 до 2.59. Прибуток оператора збільшився з 9.31 до 15.26, що означає підвищення маржинальності завдяки рівномірнішому завантаженню станцій та зменшенню неефективних витрат.

Сценарій 3 (післяблекаутне перевантаження) відповідає піковому стрибку попиту одразу після відновлення електропостачання. Аналітик ввів значення різко підвищеної інтенсивності λ , великої частки відмов θ та високого часу очікування, що характерно для «масового напливу» користувачів. Динамічна модель ідентифікувала режим R3 і автоматично обрала стратегію T3 – антикризове керування. Система запропонувала комплекс заходів: введення idle fee для швидшої ротації користувачів, обмеження тривалості сесій, максимальне підвищення пікового тарифу та перенаправлення частини попиту на альтернативні точки (рис. 3.12).

λ (інтенсивність попиту)

θ (частка відмов)

Wq (год)

☐ Сегментоване перевантаження

✂ Вхідні дані:

- $\lambda = 0.52$
- $\theta = 0.3$
- $Wq = 0.67$ год

🚨 Визначений режим: R3 – післяблекаутне перевантаження

🚨 Стратегія: T3 – антикризова стратегія

🔧 Управлінські дії:

- Idle fee
- Ліміти сесій
- Перенаправлення
- Максимальний p_peak

📈 Результати (було → стало):

- θ : 0.3 → 0.2
- Wq : 0.67 → 0.1

💰 Економічні показники:

- $Cwait$: 29.27 → 4.99
- $Closs$: 12.63 → 8.42
- $Cidle$: 1.32 → 1.32
- Прибуток: -13.74 → 18.95

Рисунок 3.12 – Робота динамічної моделі: визначення режиму системи та оптимальної стратегії за умов Сценарію 3

Джерело: складено автором

Результати моделювання показують різке покращення сервісних метрик. Частка відмов знизилася з 0.30 до 0.20, а час очікування – з 0.67 до 0.10 год. Фактично система перейшла від перевантаженого стану до контрольованого режиму з прийнятним рівнем доступності (рис. 3.13).

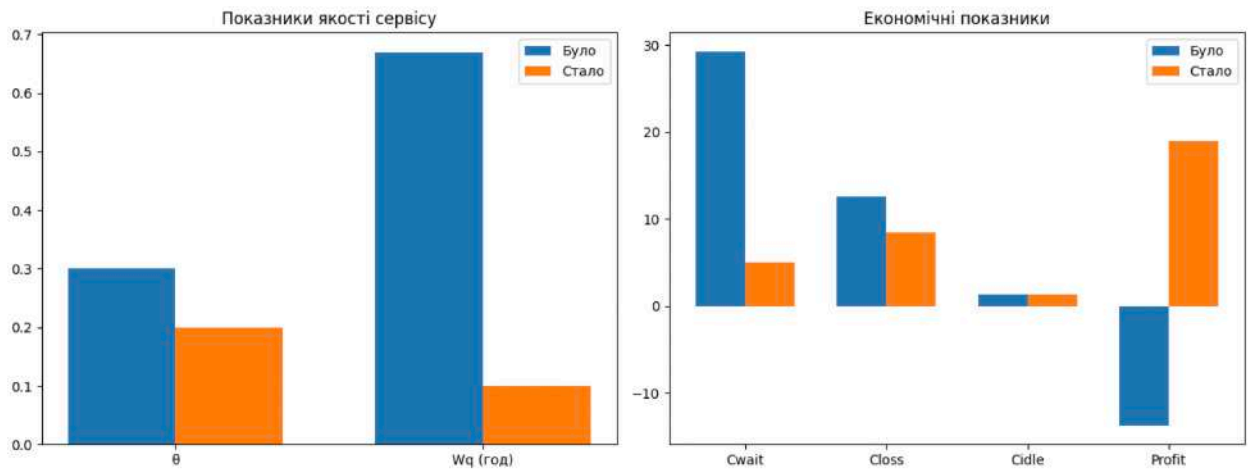


Рисунок 3.13 – Зміна сервісних та економічних показників після впровадження розробленої стратегії управління попитом

Джерело: складено автором

Економічні наслідки також суттєві. Витрати очікування скоротилися з 29.27 до 4.99, витрати від відмов – з 12.63 до 8.42. Найважливіше – прибуток, який у перевантаженому стані був від’ємним (-13.74), після застосування антикризових заходів став позитивним і досяг 18.95. Це означає, що стратегія не лише зменшила навантаження та стабілізувала роботу станцій, а й повернула систему в економічно ефективний режим.

За цими прикладами проведемо тактичне стратегування для інших сценаріїв. Результати зображені у таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Результати тактичного стратегування попиту та економічних показників у різних сценаріях роботи зарядної інфраструктури

Сценарій	Режим	Стратегія	θ (було→стало)	Wq (було→стало)	Cwait	Closs	Profit
1. Базовий день	R1	T1	0.00→0.00	0.05→0.00	0.72→0.00	0.00→0.00	7.68→8.40
2. Помірне пікове навантаження	R2	T2	0.15→0.10	0.23→0.12	7.51→4.15	3.89→2.59	9.31→15.26

Продовження таблиці 3.7

3. Перевантаження після піку	R3	T3	0.30→0.20	0.67→0.10	29.27→4.99	12.63→8.42	-13.74→18.95
4. Нічний низький попит	R4	T5	0.00→0.00	0.01→0.00	0.06→0.00	0.00→0.00	2.67→2.73
5. Поведінкове перевантаження	R5	T2	0.20→0.10	0.30→0.12	8.06→3.63	4.53→2.27	4.22→13.19

Джерело: складено автором на основі власних розрахунків

Отримані результати свідчать, що динамічний підхід забезпечує сталий позитивний ефект для всіх сценаріїв, хоча характер і масштаб покращень різняться. У базових умовах (Сценарій 1, режим R1) стратегія стабілізації зберігає низькі значення θ та W_q і водночас підвищує прибутковість, що підтверджує відсутність потреби у додатковому стимулюванні попиту й доцільність мінімального втручання оператора. У сценаріях помірного пікового навантаження (Сценарій 2, режим R2) застосування механізмів згладжування попиту призводить до чітко вимірюваного покращення сервісних метрик: частка відмов знижується на третину, а середній час очікування – майже вдвічі, що свідчить про ефективність керування поведінковими та часовими стимулами.

Найбільш вражаючий ефект спостерігається у сценаріях із важким перевантаженням (Сценарій 3, режим R3). Система переходить від стану гострої нестабільності з високими θ та W_q до контрольованого режиму із прийнятною доступністю за рахунок агресивного використання тарифних, поведінкових та пропускних механізмів. Прибуток, який у перевантажених умовах був від’ємним, після впровадження антикризових дій стає позитивним, що демонструє здатність стратегії не лише зменшувати навантаження, а й повертати інфраструктуру до економічної ефективності.

У нічних сценаріях низького попиту (Сценарій 4, режим R4) нічні стимули дають помірний, але стабільний позитивний ефект, підвищуючи прибутковість без погіршення якості сервісу. У випадках поведінкових перевантажень (Сценарій 5, режим R5) застосування стратегій оптимізації тривалості заряджання дозволяє зменшити надмірний попит і вирівняти ритм завантаження.

Таким чином, таблиця підтверджує, що розроблена динамічна стратегія є універсальною та адаптивною: вона коректно реагує як на низький, так і на критично високий попит, стабілізує роботу станцій та одночасно покращує показники сервісу й прибутковість оператора.

Хоча наведені алгоритми були проілюстровані з огляду на можливість ручного втручання оператора, їхня структура не передбачає обов'язкового людського контролю. Усі вимірювані параметри стану системи $S(t) = \{\lambda(t), \mu(t), \rho(t), W_q(t), \theta_i\}$ можуть надходити в режимі реального часу з автоматизованих джерел (телеметрії станцій, журналів сесій, платіжних подій тощо). Далі ці дані можуть бути автоматично оброблені пороговою політикою $D_\omega(S(t))$, яка самостійно визначає оптимальну дію T_j згідно з формалізованими правилами (3.33)-(3.36) та максимізує очікуваний прибуток оператора за критерієм (3.37). Таким чином, система керування може функціонувати повністю автономно – без участі оператора – отримуючи, інтерпретуючи та використовуючи дані для прийняття оптимальних рішень у реальному часі.

Аналіз прикладних сценаріїв («вікна світла» та післяблекаутне перевантаження) підтвердив, що динамічна стратегія зменшує черги, скорочує поведінкові відмови та підвищує прибутковість станцій. Підсумкова таблиця показала: у всіх сценаріях застосування алгоритму покращує сервісні показники, знижує втрати часу та оптимізує економічні результати.

Отже, було доведено, що адаптивне сценарне управління, побудоване на економіко-аналітичному моделюванні, є ефективним інструментом для підтримки стабільної, стійкої та економічно обґрунтованої роботи зарядної інфраструктури.

Модель може бути інтегрована у CPMS-системи та використана для оперативного управління й стратегічного планування розвитку мережі.

Висновки до третього розділу

У третьому розділі було здійснено повний цикл економіко-математичного моделювання поведінкових патернів користувачів зарядних станцій електромобілів із застосуванням апарату систем масового обслуговування (СМО). Отримані результати підтверджують, що поєднання поведінкової сегментації з формальними стохастичними моделями дозволяє не лише глибше зрозуміти механізми формування навантаження, а й обґрунтовано оцінити ефективність роботи зарядної мережі, визначити вузькі місця та сформулювати оптимізаційні сценарії.

Першим ключовим результатом стала параметризація потоків заявок на основі реальних даних зарядних сесій. Для кожного поведінкового сегмента (тривалі АС-сесії, швидкі DC-сесії, короткі міські підзарядки, регулярні робочі сесії) було визначено інтенсивність прибуття λ , інтенсивність обслуговування μ та коефіцієнт завантаження ρ . Аналіз показав, що характер навантаження суттєво різниться між сегментами: денні АС-сесії формують стабільне середнє навантаження; DC-сесії мають високу пропускну здатність і, відповідно, нижчий рівень зайнятості; міські короткі зарядки створюють нерівномірні локальні піки; а регулярні робочі сесії формують найбільшу частку навантаження у повсякденному режимі роботи станцій. Така різноманітність підтверджує висновки попередніх розділів щодо гетерогенності поведінкових патернів користувачів.

Характерною ознакою всіх сегментів є стохастичність прибуття та високі коефіцієнти варіації міжприходових інтервалів, що підтверджує припущення про наближеність потоків до пуассонівських або неоднорідних пуассонівських процесів. Це дозволило застосувати моделі типу М/М/п для оцінки часу очікування, ймовірності черги та пропускну здатності системи. Результати моделювання засвідчили, що система загалом працює в зоні стійкої ефективності ($\rho < 1$), однак рівень

завантаження для окремих сценаріїв може наближатися до критичних значень, особливо у разі синхронної поведінки користувачів (наприклад, масові вечірні зарядки після роботи або пікове денне навантаження у комерційних локаціях).

Поглиблений аналіз показників середнього часу очікування в черзі (W_q), середнього часу перебування заявки в системі (W), середньої довжини черги (L_q) і середньої кількості користувачів в системі (L) дозволив оцінити, як поведінкові особливості користувачів впливають на черги та час очікування. Було встановлено, що сегменти, схильні до «зарядок про запас» або до регулярних коротких підзарядок протягом дня, створюють суттєві пікові коливання, що збільшують ймовірність формування черги навіть за середнього завантаження. Графіки залежності ρ від W_q демонструють чіткий нелінійний характер: за умов низького завантаження навіть суттєві відхилення у поведінці користувачів не спричиняють затримок, однак після перевищення порогових значень $\rho \approx 0.6 - 0.7$ час очікування зростає непропорційно швидко. Це підтверджує добре відомий у теорії черг ефект «зони нестійкості», однак у контексті зарядної інфраструктури він набуває особливого значення, оскільки поведінкові патерни (масові вечірні приїзди, корпоративні графіки роботи) підсилюють нерівномірність навантаження.

Статистичний аналіз також засвідчив, що розподіл ресурсного навантаження між локаціями є вкрай нерівномірним. Побудована візуалізація показала, що одні станції характеризуються переважно короткими міськими зарядками, тоді як інші приваблюють довгі АС-сесії або швидкі DC-сесії. Це свідчить про специфічну поведінкову роль кожної локації у загальній мережі та про те, що універсальні підходи до розширення інфраструктури є недостатньо ефективними. Для оптимізації потрібна локаційна спеціалізація, тобто розподіл типів обладнання та потужностей відповідно до фактичного профілю попиту.

Сценарний аналіз роботи зарядної мережі дав змогу оцінити економічну ефективність та стабільність системи в різних конфігураціях пропускної здатності та поведінкових характеристик користувачів. П'ять сценаріїв дозволили охопити як

ситуації з низьким навантаженням, так і стани, близькі до перевантаження. Було встановлено, що збільшення кількості серверів (портів) має помітний ефект лише до певного моменту: після досягнення оптимального рівня масштабування додаткове обладнання не дає пропорційного зниження затримок. Натомість модифікація поведінкових патернів (наприклад, розподіл сесій у часі через тарифи чи інтерфейсні нагадування) часто має більший вплив на ефективність мережі, ніж збільшення інфраструктурних потужностей.

Економічна оцінка показала, що прибутковість мережі прямо залежить від поєднання двох факторів: стабільності потоків заявок і оптимального завантаження станцій. Високе завантаження без черг забезпечує максимальний дохід, однак надмірне завантаження спричиняє втрати через відмови та незадоволений попит. Це підкреслює важливість точного моделювання коефіцієнту завантаження системи (ρ) й оптимізації кількості портів під конкретні профілі попиту. У сценаріях, де поведінкові патерни створювали високу варіабельність потоку, оптимальний рівень потужності був вищим, ніж у сценаріях зі стабільним розподілом. Таким чином, поведінкова гетерогенність є не лише аналітичним феноменом, а й прямим економічним фактором, що впливає на рентабельність мережі.

Також у моделюванні показано, що поведінкові сегменти є ключовим елементом оптимізації. Використання єдиної моделі $M/M/n$ без урахування сегментування призводить до спотворення оцінок часу очікування та навантаження: наприклад, «короткі міські підзарядки» створюють більше стохастичних сплесків, ніж довгі АС-сесії, хоча у середньому їхній обсяг може бути подібним. Інтеграція сегментів у СМО-моделі дозволяє точніше визначити оптимальну кількість портів, кращі режими роботи, очікувані втрати прибутку через черги та необхідність диференціації тарифів.

Узагальнюючи результати, третій розділ демонструє, що економіко-аналітичне моделювання зарядної інфраструктури вимагає поєднання поведінкових, статистичних і стохастичних підходів. Поведінкові патерни формують основу попиту, стохастичні моделі $M/M/n$ забезпечують математичний апарат для оцінки

ефективності, а сценарний аналіз дозволяє оцінити економічні наслідки різних конфігурацій роботи. Така інтеграція дає змогу сформулювати практичні рекомендації щодо оптимізації зарядних станцій, визначення кількості портів, управління піковими навантаженнями, підвищення пропускної здатності та максимізації прибутковості мережі.

Таким чином, отримані у третьому розділі результати створюють аналітичну основу для розроблення комплексної моделі управління зарядною інфраструктурою з урахуванням реальної поведінки користувачів. Це дозволяє переходити від теоретичних міркувань до практично релевантних механізмів планування та оптимізації, що забезпечує як економічну ефективність операторів, так і покращення користувацького досвіду та сталий розвиток електромобільної інфраструктури загалом.

ВИСНОВКИ

У дипломній роботі здійснено комплексне економіко-аналітичне дослідження поведінкових патернів користувачів зарядних станцій електромобілів, що дозволило розкрити закономірності формування попиту, стохастичні властивості потоків заявок та їх вплив на ефективність функціонування зарядної інфраструктури. Поєднання теоретичних положень поведінкової економіки, аналізу реальних даних, методів кластеризації та математичного апарату систем масового обслуговування забезпечило можливість всебічно описати роботу зарядних станцій у контексті реальної поведінкової гетерогенності користувачів.

Проведений аналіз довів, що рішення користувачів зарядних станцій визначаються не лише технічними чи економічними параметрами, а передусім поведінковими мотивами, які зумовлюють нерівномірність та стохастичність попиту. Ефекти обмеженої раціональності, звички заряджання, прагнення уникати ризику, часові обмеження та соціальні фактори формують унікальні патерни використання інфраструктури, що проявляються у вигляді пікових навантажень, коротких сплесків попиту та нерівномірного розподілу сесій у часі. Це підтверджує необхідність інтеграції поведінкових аспектів у моделі прогнозування та оптимізації роботи зарядних станцій.

Економічний аналіз продемонстрував, що розвиток ринку електромобільності в Україні у 2020–2025 рр. відбувається в умовах значних макроекономічних коливань, які впливають на структуру попиту, наявність ресурсів та поведінкові пріоритети користувачів. Підвищення вартості пального та електроенергії, адаптація до воєнних умов, зміни мобільності населення та поступове відновлення економічних очікувань спричинили формування нових моделей використання зарядних станцій. Ці процеси посилили складність прогнозування й підтвердили потребу в моделях, що здатні інтегрувати економічні та поведінкові фактори.

Поведінкова сегментація користувачів дала змогу виокремити чотири стабільні групи з різними характеристиками часу заряджання, обсягом споживаної енергії, середньою потужністю та типовими часовими патернами. Сегменти виявилися статистично обґрунтованими та відтворюваними, що створило надійну базу для подальшого стохастичного аналізу. Для кожного сегмента були визначені такі ключові параметри, як інтенсивність прибуття заявок, інтенсивність обслуговування та коефіцієнт завантаження, що дозволило описати їхній внесок у загальну поведінку системи з максимальною точністю.

Стохастичне моделювання за допомогою моделей типу $M/M/n$ підтвердило, що функціонування зарядної інфраструктури має нелінійний характер залежності між завантаженням і часом очікування. За певних значень коефіцієнта завантаження навіть незначне збільшення кількості заявок може призводити до різкого погіршення показників роботи станцій, утворення черг і зниження пропускної здатності. Динаміка показників часу очікування та середньої кількості користувачів у системі засвідчила, що поведінкова нерівномірність попиту є одним із головних факторів виникнення критичних режимів роботи інфраструктури.

Сценарний аналіз показав, що зміна структури попиту, поведінкових патернів та інтенсивності використання станцій може суттєво впливати на загальну ефективність зарядної мережі. Отримані результати дозволили оцінити, за яких умов система працює у стійкому режимі, коли мінімізується час очікування та ризику перевантаження, а також у яких випадках настає нестійкість, що загрожує зниженням якості роботи мережі та економічними втратами. На основі проведеного моделювання можуть бути запропоновані напрями оптимізації роботи зарядних станцій, зокрема щодо визначення оптимального рівня завантаження, планування кількості портів, розподілу попиту в часі або удосконалення інтерфейсних рішень для користувачів.

Загалом дипломна робота доводить, що ефективне управління зарядною інфраструктурою неможливе без урахування поведінкової гетерогенності користувачів та стохастичного характеру попиту. Інтеграція поведінкових,

статистичних і математичних моделей дозволяє формувати точніші прогнози, глибше розуміти природу навантаження та створювати умови для обґрунтованого прийняття рішень щодо розвитку та оптимізації зарядних станцій. Отримані результати становлять методологічну та прикладну цінність і можуть бути використані як основа для розроблення практичних рекомендацій, спрямованих на підвищення ефективності, надійності та стійкості інфраструктури електромобільності в Україні.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ващенко Т. В., Лісіцина Е. В. Поведінкові фінанси – новий напрямок фінансового менеджменту. Історія виникнення і розвитку. Фінансовий менеджмент. 2006. № 1.
2. Горенюк В. В. Синтез моделей оптимального руху електромобілів з тяговими електродвигунами змінного струму: дис. ... д-ра філос. Вінниця: Вінницький національний технічний університет, 2022. 150 с.
3. Імітаційне моделювання систем масового обслуговування: навч. посіб. для студентів техн. спец. вищ. навч. закл. / В. Б. Толубко, А. Д. Кожухівський, В. В. Вишнівський, Г. І. Гайдур, О. А. Кожухівська. Київ, 2018. 175 с.
4. Калініченко Д. І. Поведінкова економіка як теорія прийняття інноваційних рішень. Інноваційні ідеї в економічній науці: пошуки вирішення сучасних проблем (2021): матеріали науково-практичної конференції, 21 жовтня 2021 року / Нац. ун-т "Києво-Могилянська академія", Каф. економічної теорії, Наук.-навч. центр "Інноваційна лабораторія" НаУКМА. Київ : НаУКМА, 2021. с. 28-31.
5. Канеман Д., Тверські А. Раціональний вибір, цінності та фрейми. American Psychologist. 1984. 39. № 4. С. 341-350.
6. Капустян В. О., Мажара Г. А., Фартушний І. Д. Моделювання економіки: підручник для здобувачів ступеня бакалавра за спеціальністю 051 «Економіка». Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. 265 с.
7. Литвинов В. П. Теорія систем масового обслуговування: навч. посіб. Харків: ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2017. 132 с.
8. Мажара Г.А. Моделювання ірраціональної поведінки економічних агентів на товарному ринку: дис. ... докт. філ. з економіки: 051. Київ, 2020. 246 с. URL: <https://ela.kpi.ua/items/acbc0957-6226-4e4f-8a4e-6786611a11d0> (дата звернення: 20.10.2025).

9. Мажара Г.А. Гіперболізовані заощадження та приклади поведінки людей. XVIII Науково-практична конференція Моделювання та прогнозування економічних процесів: Матеріали XIII Всеукраїнської науково-практичної конференції, м. Київ, 24-26 квітня 2019 р. Київ, 2019. С. 42-43.

10. Мажара Г., Капустян В. Вплив смаків і пріоритетів купівлі на вибір споживача на прикладі задачі динамічного моделювання. Економічний журнал Одеського політехнічного університету. 2019. 4(10). С. 84-89. URL: <https://doi.org/10.5281/zenodo.3835687> (дата звернення: 26.10.2025).

11. Мажара Г. А., Капустян В. О. Поведінкова складова у класичних підходах в ігрових задачах. Академічний огляд. 2018. 1. с. 33-39.

12. Національна транспортна стратегія України на період до 2030 року: розпорядження КМУ № 1550-р від 27.12.2024. / Міністерство інфраструктури України. URL: https://mtu.gov.ua/files/strategy_ukr.pdf (дата звернення: 25.11.2025).

13. Олійник С. В., Бойко Б. М. Порівняння методів кластеризації для створення цільових груп клієнтів у наборі даних. Науковий вісник НЛТУ України. 2023. 33(5). с. 77-83.

14. OpenData. Портал відкритих даних України: Вебсайт. URL: <https://data.gov.ua> (дата звернення: 30.09.2025).

15. Ринок електромобілів в Україні: підсумки вересня 2025 року. Електромобільний клуб України: Вебсайт. URL: <https://eauto.org.ua/news/904-rinok-elektromobiliv-v-ukrajini-pidsumki-veresnya-2025-roku> (дата звернення: 15.10.2025).

16. Татомир І., Квасній Л. Поведінкова економіка: від теорії до практики: міждисциплінарний навч. посіб. Трускавець: Посвіт, 2022. 407 с.

17. Томашевський В. М. Моделювання систем. Київ: BHV, 2007. 368 с.

18. Уривський Л. О., Мошинська А. В., Осипчук С. О. Імітаційне моделювання систем і процесів у телекомунікаціях: навч. посібник. Київ: КПП ім. Ігоря Сікорського, 2022. 112 с.

19. Яганов П. О. Дослідження систем масового обслуговування: тексти лекцій. Київ: НТУУ «КПІ», 2006. 40 с.
20. Aduama P., Zhang Z., Al-Sumaiti A. S. Multi-Feature Data Fusion-Based Load Forecasting of Electric Vehicle Charging Stations Using a Deep Learning Approach. *Electronics*. 2023. 16(3). 1309. URL: <https://doi.org/10.3390/en16031309> (дата звернення: 20.10.2025).
21. Alaraj M., Radi M., Alsisi E., Majdalawieh M., Darwish M. Machine Learning-Based Electric Vehicle Charging Demand Forecasting: A Systematized Literature Review. *Energies*. 2025. 18(17). 4779. DOI: <https://doi.org/10.3390/en18174779> (дата звернення: 20.10.2025).
22. Bhat U. N. *An Introduction to Queueing Theory: Modeling and Analysis in Applications*. 2nd ed. New York: Birkhäuser, 2015. 438 p.
23. Breder M. S., Hofmann A., Bucksteeg M., Weber C. Economic analysis of behavioral aspects of electromobility with a focus on consumer behavior: A review. HEMF Working Paper 05/2024. URL: <https://hdl.handle.net/10419/302159> (дата звернення: 20.10.2025).
24. Chen P., Qin J., Dong J., Ling L., Lin X., Ding H. Electric vehicle charging demand forecasting. *IET Power Electronics*. 2025. 18(1). 12833. URL: <https://doi.org/10.1049/pel2.12833> (дата звернення: 14.11.2025).
25. Dharangaonkar S. K., Patil S. A. Planning of Electric Vehicle Charging Infrastructure: A Review and a Conceptual Framework Based on Spatial and Predictive Analysis. *International Journal of Sustainable Development and Planning*. 2025. 20(6). 2317-2330 p. URL: <https://doi.org/10.18280/ijstdp.200605> (дата звернення: 20.10.2025).
26. Douaioui K., Oucheikh R., Benmoussa O., Mabrouki C. Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management: A Critical Review. *Applied System Innovation*. 2024. 7(5). 93. URL: <https://doi.org/10.3390/asi7050093> (дата звернення: 20.10.2025).

27. González Grandón, T. & Schwenzer, J. & Steens, T. & Breuing, J. Electricity demand forecasting with hybrid classical statistical and machine learning algorithms: Case study of Ukraine. *Applied Energy*. 2024. 355(C). URL: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122249> (дата звернення: 14.11.2025).
28. Guerrero-Silva J. A., Romero-Gelvez J. I., Aristizábal A. J., Zapata S. Optimization and Trends in EV Charging Infrastructure: A PCA-Based Systematic Review. *World Electric Vehicle Journal*. 2025. 16(7). 345. URL: <https://doi.org/10.3390/wevj16070345> (дата звернення: 20.10.2025).
29. Hardman S., Jenn A., Tal G., Axsen J., Beard G., Daina N., et al. A review of consumer preferences of and interactions with electric vehicle charging infrastructure. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*. 2018. 62. 508-523 p. URL: <https://doi.org/10.1016/j.trd.2018.04.002> (дата звернення: 20.10.2025).
30. Hensher D. A., Rose J. M., Greene W. H. *Applied Choice Analysis*. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2015. 1218 p.
31. Hussain A., Lu Q.-C., Rizvi S. S., Wang S., Kwon S. J. Short term demand forecasting of electric vehicle charging stations using context aware temporal transformer model. *Scientific Reports*. 2025. 15. 36652. – URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-20557-x> (дата звернення: 14.11.2025).
32. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. URL: <https://otexts.com/fpp3/> (дата звернення: 20.10.2025).
33. International Energy Agency. *Global EV Outlook 2024*. Paris: IEA, 2024. URL: <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2024> (дата звернення: 20.10.2025).
34. Jaderná E., Volfová H., Zapletal F., Velinov E. Decision Making and Consumer Behaviour Towards Electromobility in the Czech Republic. *Revista de Gestão Social e Ambiental*. 2025. 19(4). e011820. URL: <https://doi.org/10.24857/rgsa.v19n4-011> (дата звернення: 20.10.2025).
35. Kahneman D., Tversky A. Range Anxiety Among: An Analysis of Decision under Risk. *Econometrica*. 1979. 47(2). 263-291 p.

36. Kahneman D. Thinking, Fast and Slow. New York: Farrar, Straus and Giroux, 2011. 499 p.
37. Law A. M. Simulation Modeling and Analysis. 5th ed. New York: McGraw-Hill, 2015. 804 p.
38. Letmathe P., Sperling D., Woeste R. H. Consumer preferences for public EV charging tariffs and infrastructure reliability: A choice experiment. *Transport Policy*. 2025. 170. 147-162 p. URL: <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2025.05.010> (дата звернення: 20.10.2025).
39. Luh S., Kannan R., Schmidt T. Behavior matters: A systematic review of representing consumer mobility choices in energy models. *Energy Research & Social Science*. 2022. 90. 102596. URL: <https://doi.org/10.1016/j.erss.2022.102596> (дата звернення: 20.10.2025).
40. Mamun A. A., Ning J., Fan C., Long C., Zhang L., Shao L. A comprehensive review of the load forecasting techniques using single and hybrid predictive models. *IEEE Access*. 2020. 8. 134911-134939 p. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3010702> (дата звернення: 20.10.2025).
41. Misiurek K., Olkusi T., Zyśk J. Review of Methods and Models for Forecasting Electricity Consumption. *Energies*. 2025. 18(15). 4032. URL: <https://doi.org/10.3390/en15238919> (дата звернення: 20.10.2025).
42. Mullainathan S., Spiess J. Machine Learning: An Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, 2017. 31(2). 87-106 p. URL: <https://doi.org/10.1257/jep.31.2.87> (дата звернення: 20.10.2025).
43. Pitafi S., Anwar T., Sharif Z. A Taxonomy of Machine Learning Clustering Algorithms, Challenges, and Future Realms. *Applied Sciences*. 2023. 13(6). 3529. URL: <https://doi.org/10.3390/app13063529> (дата звернення: 20.10.2025).
44. Qiu, Y. L., Wang, Y. D., Iseki, H., Shen, X., Xing, B., & Zhang, H. Empirical grid impact of in-home electric vehicle charging differs from predictions. *Resource and Energy*

Economics. 2022. 67. 101275. URL: <https://doi.org/10.1016/j.reseneeco.2021.101275> (дата звернення: 20.10.2025).

45. Shortle J. F., Thompson J. M., Gross D., Harris C. M. Fundamentals of Queueing Theory. 5th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2018. 544 p.

46. Simon H. A. Behavioral Model of Rational Choice. Quarterly Journal of Economics. 1955. 69. 99-118 p.

47. Skala R., Elgallud M. A. T. A., Grolinger K., Mir S. Interval Load Forecasting for Individual Households in the Presence of Electric Vehicle Charging. Energies. 2023. 16(10). 4093. URL: <https://doi.org/10.3390/en16104093> (дата звернення: 20.10.2025).

48. Steinbacher M., Raddant M., Karimi F., Camacho-Cuena E., Alfarano S., Iori G., Lux T. Advances in the agent-based modeling of economic and social behavior. SN Business & Economics. 2021. 1(99). URL: <https://doi.org/10.1007/s43546-021-00103-3> (дата звернення: 20.10.2025).

49. Sterman J. D. Business Dynamics: Systems Thinking and Modeling for a Complex World. New York: McGraw-Hill, 2000. 982 p.

50. Thaler R. H., Sunstein C. R. Nudge: Improving Decisions About Health, Wealth, and Happiness. New Haven: Yale University Press, 2008. 312 p.

51. Wang J., Huang C., He D., Tu R. Range Anxiety Among Battery Electric Vehicle Users: Both Distance and Waiting Time Matter. Proc. HFES International Annual Meeting. 2023. 67(1). URL: <https://doi.org/10.1177/21695067231193669> (дата звернення: 20.10.2025).

52. Wang J., Kaushik H., Jacob R., Zhang J. Spatiotemporal planning of electric vehicle charging infrastructure: Demand estimation and grid-aware optimization under uncertainty. iScience. 2025. 28(9). 113368. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isci.2025.113368> (дата звернення: 20.10.2025).

53. Wang S., Lie B., Li Q., Han D., Zhou J., Xiang Y. EV Charging Behavior Analysis and Load Prediction via Order Data of Charging Stations. Sustainability. 2025. 17(5). 1807. URL: <https://doi.org/10.3390/su17051807> (дата звернення: 20.10.2025).

54. Xiong Y., Wang B., Chu C.-C., Gadh R. Electric Vehicle Driver Clustering using Statistical Model and Machine Learning. IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM). 2018. 1-5 p. arXiv:1802.04193. URL: <https://arxiv.org/abs/1802.04193> (дата звернення: 20.10.2025).

55. Xin F., Yang X., Wang B., Xu R., Mei F., Zheng J. Research on electric vehicle charging load prediction method based on spectral clustering and deep learning network. Frontiers in Energy Research. 2024. 12. 1294453. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2024.1294453> (дата звернення: 20.10.2025).