

## Моделі прогнозування навантаження зарядної інфраструктури для планування та оптимізації технічних баз обслуговування

*Стрімке зростання частки транспортних засобів з електричною тяговою установкою зумовлює необхідність перегляду підходів до проєктування та експлуатації виробничо-технічних баз підприємств автомобільного транспорту. Одним із ключових елементів таких баз є зарядна інфраструктура, параметри якої безпосередньо впливають на готовність рухомого складу, пропускну здатність підприємства та економічну ефективність його діяльності. Особливої складності набуває задача планування зарядної інфраструктури в умовах змішаного формату експлуатації, коли виробничо-технічна база одночасно обслуговує деповський електротранспорт і клієнтські зарядні сесії, що мають стохастичний характер.*

*У статті запропоновано підхід до прогнозування навантаження зарядної інфраструктури електротранспорту на горизонті 24–168 год як інструмент оптимізації виробничо-технічних баз підприємств автомобільного транспорту. Показано, що традиційні детерміновані методи розрахунку, засновані на середніх або максимальних значеннях потужності, не забезпечують достатньої точності в умовах високої варіативності попиту та не дозволяють коректно оцінювати ризики перевантаження або недовантаження інфраструктури. У зв'язку з цим обґрунтовано доцільність застосування багатofакторних і ймовірнісних моделей прогнозування, які формують не лише середнє очікуване навантаження, але й верхні квантілі розподілу, критичні для інженерних рішень.*

*Методичну основу дослідження становить поєднання прогнозування навантаження з моделями теорії масового обслуговування типу  $M/M/c$ , що дозволяє кількісно пов'язати часову структуру попиту на заряджання з показниками якості сервісу. На основі сценарного аналізу показано, що використання показників рівня сервісу (SLA), зокрема обмеження часу очікування заряджання, може слугувати формальним критерієм вибору кількості зарядних постів і приєднаної потужності виробничо-технічної бази. Запропонований підхід дає змогу узгодити енергетичні, сервісні та економічні параметри зарядної інфраструктури, мінімізуючи сумарні капітальні та експлуатаційні витрати при забезпеченні заданої надійності обслуговування.*

*Практична значущість отриманих результатів полягає у можливості використання запропонованих моделей на етапах передпроектного обґрунтування, модернізації та оперативного управління виробничо-технічними базами електротранспорту. Результати дослідження можуть бути використані підприємствами автомобільного транспорту, проєктними організаціями та органами місцевого самоврядування для обґрунтування рішень щодо розвитку зарядної інфраструктури в умовах зростання електромобільності.*

**Ключові слова:** електротранспорт; зарядна інфраструктура; виробничо-технічна база; прогнозування навантаження; ймовірнісні моделі; теорія масового обслуговування; модель  $M/M/c$ ; рівень сервісу (SLA); оптимізація потужності; автомобільний транспорт.

**Актуальність теми.** Інтенсивний розвиток електротранспорту є одним із ключових напрямів трансформації автомобільної галузі в умовах декарбонізації, цифровізації та підвищення вимог до енергоефективності транспортних систем. Зростання кількості транспортних засобів з електричною тяговою установкою, зокрема у комерційних автопарках, муніципальному транспорті та сервісно-логістичних підприємствах, обумовлює необхідність модернізації виробничо-технічних баз (ВТБ), які забезпечують їх експлуатацію, технічне обслуговування та енергетичну підтримку. У сучасних умовах зарядна інфраструктура стає невід'ємним елементом ВТБ, а її параметри безпосередньо впливають на готовність рухомого складу, пропускну здатність підприємства та економічну ефективність його функціонування.

Особливої актуальності набуває проблема функціонування ВТБ у змішаному форматі, коли зарядна інфраструктура використовується як для регулярного деповського заряджання власного або контрактного електротранспорту, так і для обслуговування зовнішніх клієнтів. Такий режим експлуатації характеризується поєднанням детермінованих процесів, пов'язаних з графіками роботи парку транспортних засобів, та стохастичних процесів клієнтських зарядних сесій, що суттєво ускладнює прогнозування навантаження, вибір приєднаної потужності та забезпечення нормативного рівня сервісу.

У цьому контексті прогнозування навантаження зарядної інфраструктури розглядається не лише як задача енергетичного планування, а як інструмент комплексної оптимізації виробничо-технічної бази

підприємств автомобільного транспорту. Помилки у прогнозі, особливо недооцінка пікових режимів, призводять до перевантаження електрогосподарства, накопичення черг на заряджання, порушення графіків виходу транспорту на лінію та зростання експлуатаційних витрат. Водночас надмірне резервування потужності та зарядних постів зумовлює необґрунтоване зростання капітальних витрат і зниження коефіцієнта використання обладнання.

Проблема, що розглядається у даному дослідженні, полягає у відсутності формалізованого та практично орієнтованого підходу до прогнозування навантаження зарядної інфраструктури виробничо-технічних баз підприємств автомобільного транспорту в умовах змішаного формату експлуатації електротранспорту. Існуючі методики проектування ВТБ, як правило, ґрунтуються на усереднених показниках споживання електроенергії або максимальних паспортних потужностях зарядних пристроїв, що не враховує реальної часової структури попиту, стохастичності надходження зарядних заявок та вимог до рівня сервісу.

Для підприємств автомобільного транспорту ключовими є такі взаємопов'язані задачі: визначення раціональної кількості зарядних постів різних типів, вибір приєднаної електричної потужності ВТБ, забезпечення заданого рівня обслуговування за часом очікування заряджання (SLA), а також мінімізація сумарних капітальних і експлуатаційних витрат. Розв'язання цих задач ускладнюється тим, що навантаження зарядної інфраструктури формується потоками заявок з різними характеристиками часу обслуговування, що вимагає застосування методів теорії масового обслуговування у поєднанні з прогнозними моделями.

Таким чином, виникає необхідність розроблення моделей прогнозування навантаження зарядної інфраструктури на горизонті 24–168 год, які б враховували особливості змішаного використання ВТБ, дозволяли формувати сценарні оцінки середнього та пікового навантаження і слугували основою для інженерного обґрунтування параметрів виробничо-технічної бази. Особливу увагу при цьому слід приділити інтеграції прогнозних результатів з моделями масового обслуговування типу M / M/c для кількісної оцінки часу очікування та перевірки виконання вимог SLA.

**Аналіз останніх досліджень та публікацій, на які спирається автор.** Сучасний напрям досліджень прогнозування попиту на заряджання швидко зміщується від детермінованих точкових моделей до імовірнісних (probabilistic) і квантильних прогнозів, що дозволяють безпосередньо оцінювати ризики перевищення потужності та планувати резервування за перцентилями. У роботі Й.Амара-Уалі та співавт. запропоновано підхід до кількісної оцінки невизначеності поведінки заряджання із застосуванням імовірнісних алгоритмів прогнозування; цінність цього класу робіт полягає в тому, що результатом є не одна траєкторія попиту, а інтервали / квантилі, придатні для інженерних рішень типу P95 / P99 при виборі приєднаної потужності [1]. Подібну логіку підтримується у науковій розвідці А.Остерманната співавт., де ймовірнісний прогноз зарядного попиту розглянуто як інструмент для операційних рішень на різних рівнях агрегації (від окремої станції до портфеля), що критично для підприємств, які одночасно керують кількома локаціями ВТБ або мережевими базами [2, 3]. Робота Л.Чжан та співавт. розвиває цю лінію, переходячи до просторово-часових графових моделей для кластерів станцій та формування імовірнісного прогнозу в багатовимірному середовищі, де кореляції між вузлами інфраструктури впливають на точність перцентилів [4].

Важливою гілкою є контекстно-збагачені моделі, які пояснюють варіативність попиту через зовнішні фактори. Бянь Х., Бінг С., Рен К. запропонували прогнозування навантаження зарядки на основі «портрета користувача» та даних реального трафіку, що дозволяє захопити динаміку міграції попиту між часовими вікнами та локаціями [5]. Такий підхід повністю узгоджується зі змішаним форматом ВТБ, при якому частина попиту виникає від маршрутного транспорту і прямо залежить від транспортних потоків. Вплив погодних умов як систематичного фактора невизначеності аналізують П.Чен з колегами. Вони побудували модель попиту з урахуванням метеопараметрів; практичний висновок цих робіт полягає в тому, що погодні регресори суттєво зменшують помилку прогнозу на горизонтах «доба-тиждень» у сезонно мінливих умовах [6]. Дослідження Дж.Лу та співавт. пов'язує прогноз і оптимальне планування / диспетчеризацію із характеристиками поїздок, підкреслюючи, що правильна модель «подорож-споживання-зарядка» дуже важлива для керованої зарядки та згладжування піків [7]. Для задач 24–168 год саме такі контекстні фактори визначають, чи буде прогноз придатним для планування ресурсів ВТБ, а не лише для ретроспективного пояснення.

Паралельно спостерігається інтенсивний розвиток глибинних архітектур для короткострокового прогнозу навантаження: TCN-LSTM, Transformer-похідні та гібридні енкодер-декодерні структури. Тянь Дж. та співавт. розробили підхід, в якому поєднані TCN-LSTM і ідентифікація «подібних днів», що представляє практичну цінність для промислових застосувань із сильними календарними патернами та повторюваними циклами парку [8]. Hussain A. та співавт. пропонують гібридну модель Transformer із LSTM encoder-decoder для прогнозування попиту станцій, що підкреслює тренд до поєднання механізмів уваги (для довгих залежностей) із рекурентними / послідовними блоками (для стабільності на реальних рядах) [9]. У роботі R.Shang та співавт. використано попередню кластеризацію K-means++ та deep learning

для прогнозу зарядного навантаження, що логічно узгоджується з практикою сегментації користувачів/сценаріїв (АС-підзарядки, DC-швидка зарядка, нічні «депо-сесії») як передумови підвищення точності моделі [10].

Окрема, але критично важлива для ВТБ, лінія робіт присвячена перетворенню прогнозу попиту у показники сервісу через теорію черг і QoS-обмеження. У матеріалах EVS36 Й.Тан та Т.Яо розглядають оптимізацію розміщення / конфігурації станцій із використанням теорії черг і обмежень за часом очікування, тобто фактично вводять SLA як формальний критерій проектування [11]. Ванг Б. з колегами застосовує чергову модель, інтегруючи «віртуальні зарядні палі» та стан змінних, щоб точніше оцінювати час очікування й будувати кероване (orderly) планування зарядки під обмеженням потужності; це важливо для ВТБ, де керована зарядка часто є єдиним способом забезпечити SLA без надмірного CAPEX на приєднання [12]. У той же час значна частина робіт з прогнозування зупиняється на метриках точності (MAE / RMSE / SMAPE або CRPS для імовірнісних прогнозів) і не завершує «технологічний ланцюг» до інженерних рішень ВТБ.

Сучасні наукові дослідження дозволяють констатувати, що класичні детерміновані підходи до розрахунку параметрів зарядної інфраструктури не забезпечують достатньої точності в умовах високої варіативності попиту, характерної для змішаних форматів експлуатації. У зв'язку з цим зростає інтерес до багатофакторних та ймовірнісних моделей прогнозування, які дозволяють оцінювати не лише середнє очікуване навантаження, але й ризикові сценарії, пов'язані з екстремальними значеннями попиту на заряджання.

**Метою статті** є створення комплексного підходу, який поєднує прогнозування навантаження зарядної інфраструктури, аналіз черг та економічну оцінку рішень і дозволяє оптимізувати виробничо-технічні бази підприємств автомобільного транспорту в умовах зростання частки електротранспорту та ускладнення режимів його експлуатації.

**Викладення основного матеріалу.** Змішаний формат експлуатації електротранспорту, характерний для сучасних підприємств автомобільного транспорту, поєднує регулярне заряджання власного або контрактного парку транспортних засобів з електричною тяговою установкою та нерегламентовані зарядні сесії сторонніх користувачів, що звертаються до виробничо-технічної бази як до сервісного або напівпублічного зарядного вузла. За таких умов навантаження зарядної інфраструктури формується суперпозицією детермінованої складової, пов'язаної з графіками роботи депо, та стохастичної складової, обумовленої поведінкою клієнтських заїздів, сезонністю попиту, погодними факторами та тарифною політикою. Це зумовлює необхідність застосування багатофакторних моделей прогнозування з часовим горизонтом 24–168 год., які забезпечують як оперативне диспетчерське управління, так і середньострокове планування параметрів виробничо-технічної бази [1–3, 13].

У дослідженні розглядається типова виробничо-технічна база підприємства автомобільного транспорту, що обслуговує змішаний парк із 48 електричних транспортних засобів (міські фургони та спеціалізовані автомобілі масою до 7,5 т) і одночасно надає послуги заряджання зовнішнім користувачам. Середньодобовий пробіг службового транспорту становить 110–140 км, що відповідає середньому добовому споживанню електроенергії 38–52 кВт·год на одиницю транспорту. Клієнтський сегмент формує додаткові 18–30 зарядних сесій на добу з високою дисперсією тривалості та потужності заряджання, що підтверджується результатами сучасних емпіричних досліджень [4; 5]. Таким чином, сумарна добова енергія заряджання ВТБ у базовому сценарії становить 2,6–3,1 МВт·год.

У постановці задачі короткострокового планування ВТБ приймається горизонт прогнозу  $H \in [24; 168]$  год з дискретизацією  $\Delta t = 1$  год (або 15 хв для оперативного диспетчерування), а вихід прогнозної моделі формується у вигляді середнього профілю потужності  $P(t)$  та ризик-квантіля  $P_{0,95}(t)$ , що відповідає 95-му перцентилу навантаження і напряму використовується для вибору потужності приєднання/лімітів енергоменеджменту. На відміну від «демонстраційних» метрик точності, для ВТБ корисність моделі визначається тим, чи забезпечує вона заданий SLA у пікові години при мінімальних CAPEX / OPEX, тобто чи правильно оцінює верхні квантілі попиту. Підхід із ймовірнісним прогнозуванням (probabilistic forecasting) є усталеним для зарядних станцій і описується в сучасних роботах, де порівнюються квантильні та баєсівські моделі для прогнозу попиту / навантаження [1, 2, 12].

Інтенсивність надходження заявок на заряджання  $\lambda(t)$ , використана в моделі, не є апріорно заданою величиною, а формується на основі оцінки структури парку транспортних засобів та параметрів транспортних потоків у зоні розташування виробничо-технічної бази.

У дослідженні розглянуто змішаний характер попиту, що складається з: внутрішнього потоку (службовий парк підприємства); зовнішнього потоку (клієнтські зарядні сесії). Таким чином:  $\lambda(t) = \lambda_{int}(t) + \lambda_{ext}(t)$ . Інтенсивність внутрішніх заявок формується на основі: чисельності транспортних засобів кожного класу  $N_k$ ; середньої частоти заряджання  $f_k$ ; ймовірності виконання зарядки в часовому інтервалі  $p_k(t)$ ,  $\lambda_{int,k}(t) = N_k \cdot f_k \cdot p_k(t)$ , де  $f_k = \frac{E_{daily}}{E_{session}}$ , тобто визначається з енергетичного балансу експлуатації.

Інтенсивність зовнішніх заявок визначалась на основі: щільності транспортного потоку EV у зоні доступності ВТБ; частки електротранспорту у потоці; ймовірності потреби у зарядці; частки користувачів, що обирають саме дану інфраструктуру.

$$\lambda_{ext}(t) = Q(t) \cdot \alpha_{EV} \cdot p_{need} \cdot p_{use}, \quad (1)$$

де  $Q(t)$  – інтенсивність транспортного потоку (авт./год);

$\alpha_{EV}$  – частка електротранспорту у потоці;

$p_{need}$  – імовірність потреби у зарядці;

$p_{use}$  – частка користувачів, що обирають ВТБ.

Таким чином, зовнішній попит формується не довільно, а є функцією: рівня електрифікації транспортного потоку; просторової доступності зарядної інфраструктури; режиму використання транспортних засобів.

У межах дослідження ці параметри розглядаються як стохастичні, що дозволяє відобразити нерівномірність клієнтських звернень і забезпечує адекватність використання моделей масового обслуговування.

У змішаній моделі ВТБ система обслуговування є відкритою, тобто потенційний клієнт за наявності черги може: дочекатися обслуговування; відмовитися від послуги через перевищення прийняттого часу очікування; переорієнтуватися на альтернативну зарядну інфраструктуру [14].

Тому загальна ймовірність відмови не може визначатися лише перевищенням порогу SLA за часом очікування  $W_q$ . Її доцільно подати як суму двох компонентів:

$$P_{ref}(t) = P_{wait}(t) + P_{alt}(t), \quad (2)$$

де  $P_{wait}(t)$  – відмова через надмірний час очікування (balking/renegeing);

$P_{alt}(t)$  – відмова через вибір альтернативної інфраструктури.

Компонента, пов'язана з чергою, визначається через перевищення індивідуального порогу прийняттого очікування  $\tau_k$  для класу користувачів  $k$ :

$$P_{wait,k}(t) = Pr\{W_q(t) > \tau_k\}, \quad (3)$$

де  $\tau_k$  відображає різну чутливість класів до затримок (операційно-критичні ТЗ мають менший  $\tau_k$ , клієнтські – більший).

Наявність альтернативних зарядних станцій у зоні доступності формує додатковий канал «відтоку». Цю компоненту доцільно моделювати як функцію: щільності альтернативної інфраструктури  $D_{alt}$  (кількість постів у радіусі доступності); відносної привабливості за очікуваним часом/ціною; часу доїзду до альтернативи  $\Delta T_{travel}$ .

У спрощеній формі:

$$P_{alt,k}(t) = \theta_k \cdot Pr\{\Delta W(t) + \Delta T_{travel}(t) < \tau_k\}, \quad (4)$$

де  $\theta_k$  – схильність класу  $k$  до переорієнтації (вища для зовнішніх клієнтів, нижча для внутрішнього парку);

$\Delta W(t)$  – очікувана різниця часу очікування між ВТБ і альтернативою.

Це еквівалентно дискретному вибору за мінімальними «загальненими витратами часу»:

$$U_{VTB} = W_q(t), U_{ALT} = W_q^{alt}(t) + \Delta T_{travel}(t), \quad (5)$$

і користувач обирає альтернативу, якщо  $U_{ALT} < U_{VTB}$ .

З урахуванням структури потоку:

$$P_{ref}(t) = \sum_k \pi_k [Pr\{W_q(t) > \tau_k\} + \theta_k \cdot Pr\{\Delta W(t) + \Delta T_{travel}(t) < \tau_k\}], \quad (6)$$

де  $\pi_k$  – частка класу у потоці заявок.

Відповідно, ефективна інтенсивність обслуговуваного попиту:

$$\lambda_{eff}(t) = \lambda(t) \cdot (1 - P_{ref}(t)), \quad (7)$$

що безпосередньо впливає на завантаження постів і розрахунок показників SLA у моделі M/M/c.

Такий підхід дозволяє: відокремити «внутрішні» відмови через чергу від «ринкових» відмов через альтернативи; коректно врахувати різну поведінку внутрішнього парку та зовнішніх клієнтів; уникнути переоцінки попиту на власну інфраструктуру у зонах із високою щільністю публічних станцій.

Вибір цільового рівня сервісу (SLA) у вигляді граничного часу очікування заряджання не є довільним і не може бути однаковим для всіх груп транспортних засобів без врахування їх експлуатаційної ролі, енергетичних характеристик та структури попиту.

У контексті виробничо-технічної бази електротранспорту ключовим фактором є те, що різні класи транспортних засобів мають принципово різну чутливість до часу очікування зарядки: для важких ТЗ (електробуси, вантажівки) затримка напряму впливає на виробничий цикл; для LCV – на логістичну ефективність; для легкових EV – переважно на комфорт користувача.

Отже, SLA повинен розглядатись не як технічний параметр, а як економічно обґрунтований компроміс між: витратами на інфраструктуру; втратами від простою транспорту.

Введемо функцію втрат від очікування:

$$C_{wait,k} = c_k \cdot W_q, \quad (8)$$

де  $c_k$  – вартість простою для класу  $k$ ;

$W_q$  – середній час очікування.

Сумарні втрати:

$$C_{total} = \sum_k \lambda_k \cdot c_k \cdot W_q. \quad (9)$$

При цьому інфраструктурні витрати:

$$C_{infra} = f(c). \quad (10)$$

Оптимальний SLA визначається з умови мінімізації:

$$C_{infra} + C_{total} \rightarrow \min. \quad (11)$$

Для важких ТЗ: висока вартість простою  $\rightarrow$  потрібен низький SLA.

Для легкових EV: низька вартість простою  $\rightarrow$  допустимий більший SLA.

Однак у змішаній системі інфраструктура є спільною.

Тому вводиться:

$$SLA_{sys},$$

який забезпечує: прийнятний час очікування для критичних ТЗ; раціональні капітальні витрати.

Розрахунки показали, що: при  $SLA < 7$  хв  $\rightarrow$  різко зростає необхідна кількість постів (надлишковий CAPEX); при  $SLA > 15$  хв  $\rightarrow$  збільшуються втрати від простою важких ТЗ.

Інтервал 8–12 хв забезпечує баланс.

Прийняте значення:

$$SLA = 10 \text{ хв},$$

є компромісним системним показником, який: гарантує операційну готовність важких ТЗ; не потребує надлишкового резервування потужності; узгоджується з варіативністю зовнішнього попиту.

Формалізуємо процес. Нехай для кожної години  $t$  формується вектор ознак  $x_t$ , який включає календарні змінні (година доби, день тижня, вихідний/свято), контекст експлуатації ВТБ (план випуску / заїзду ТЗ, кількість активних одиниць парку, вікна повернення на базу), погодні чинники, тариф / ціновий сигнал та технологічні обмеження (ліміт приєднання, політика «orderly charging»). Прогноз потужності можна подавати як (а) точковий прогноз  $\hat{P}(t) = f(x_t; \theta)$  або (б) квантільний прогноз  $\hat{P}_q(t) = f_q(x_t; \theta_q)$  для  $q \in (0,1)$ . Для квантільної регресії параметри  $\theta_q$  знаходять мінімізацією pinball-втрат:

$$L_q(\theta_q) = \sum_{t \in T} \rho_q(P(t) - f_q(x_t; \theta_q)), \rho_q(u) = \begin{cases} qu, u \geq 0, \\ (q-1)u, u < 0. \end{cases} \quad (12)$$

У випадку нейромережевого прогнозу (LSTM / attention / Transformer)  $f_q(\cdot)$  реалізує нелінійну часову залежність та взаємодію ознак; це відповідає сучасній практиці прогнозування попиту на зарядних станціях, де часові моделі з увагою та багатовимірними ознаками демонструють високу придатність саме на горизонтах day-ahead та week-ahead [6, 9].

Далі прогноз потужності треба «приземлити» на виробничі параметри ВТБ через модель потоків заявок на заряджання. Для змішаного формату доцільно розділити транспорт на класи  $k \in \{bus, van, car\}$  з різними типами постів і сервісними часами. Нехай  $N_k(t)$  – кількість заявок класу  $k$ , що надходять у годину  $t$ , тоді інтенсивність надходження  $\lambda_k(t) = E[N_k(t)]/\Delta t$ . Час обслуговування  $S_k$  (год) інтерпретуємо як тривалість зайняття поста; для інженерного розрахунку ВТБ прийнятна експоненційна апроксимація  $S_k \sim Exp(\mu_k)$  з  $\mu_k = 1/E[S_k]$ . У такій постановці кожен клас постів описується системою масового обслуговування  $M/M/c_k$  з числом паралельних каналів  $c_k$  (кількість постів). Середнє завантаження (traffic offered)  $a_k = \lambda_k/\mu_k$ , коефіцієнт використання  $\rho_k = a_k/c_k = \lambda_k/(c_k\mu_k)$  має бути  $<1$  для стійкості.

Ключовий для SLA показник – розподіл часу очікування у черзі  $W_{q,k}$ . Для  $M/M/c$  використовується формула С.Ерланга. Ймовірність того, що заявка чекатиме (усі канали зайняті), дорівнює

$$P(wait) = C(c, a) = \frac{\frac{a^c}{c!} \frac{c}{c-a}}{\sum_{n=0}^{c-1} \frac{a^n}{n!} + \frac{a^c}{c!} \frac{c}{c-a}}, a = \frac{\lambda}{\mu}. \quad (13)$$

А хвіст розподілу часу очікування має вигляд

$$P(W_q > w) = C(c, a) \exp(-(c\mu - \lambda)w), w \geq 0. \quad (14)$$

Якщо SLA задано як «не менше 95 % заявок мають очікування не більше  $w_{SLA}$ », то вимога записується так:

$$P(W_q \leq w_{SLA}) \geq 0,95 \Leftrightarrow P(W_q > w_{SLA}) \leq 0,05, \quad (15)$$

і через попередню формулу перетворюється на інженерну нерівність для вибору мінімального  $c$ .

Приймаємо, що ВТБ обслуговує власний парк та частково зовнішніх клієнтів: у середньому за добу формується нічний пік повернення електробусів на базу, вечірній пік для LCV / кур'єрського транспорту та денний / вечірній пік для легкових EV. Цільовий SLA за часом очікування у черзі приймається єдиним для сервісу ВТБ:  $w_{SLA} = 10$  хв,  $P(W_q \leq 10 \text{ хв}) \geq 0,95$ . Середні енергетичні «сесії» та потужності постів

узгоджені з типовими режимами: електробус заряджається DC 150 кВт із середньою енергією 180 кВт·год (тобто  $E[S_{bus}] = 1,2$  год), LCV – DC 50 кВт та 40 кВт·год ( $E[S_{van}] = 0,8$ ), легковий EV – AC 22 кВт та 20 кВт·год ( $[S_{car}] \approx 0,91$  год). За результатами прогнозно-сценарної частини прийняті пікові інтенсивності надходження заявок (1/год):  $\lambda_{bus,peak} = 4,0$ ,  $\lambda_{van,peak} = 2,5$ ,  $\lambda_{car,peak} = 3,0$ . Такі профілі відповідають типовим спостережуваним закономірностям зарядної поведінки (виражена добова циклічність, різні пікові години для різних груп користувачів), що підтверджується сучасними емпіричними дослідженнями на великих масивах транзакцій заряджання.

Таблиця 1

Вхідні параметри сценарію для розрахунку ВТБ (горизонт 168 год,  $\Delta t = 1$  год)

Клас ТЗ / тип поста	Номинальна потужність поста, кВт	Середня енергія сесії, кВт·год	$E[S_k]$ , год	$\mu_k$ , 1/год	$\lambda_{k,peak}$ , 1/год	SLA: $w_{SLA}$ , хв
Електробус / DC	150	180	1,20	0,833	4,0	10
LCV / фургон / DC	50	40	0,80	1,250	2,5	10
Легковий EV / AC	22	20	0,91	1,099	3,0	10

Джерело: розробка автора

Поділ парку електротранспорту на класи в межах виробничо-технічної бази не є умовним, а ґрунтується на ключових експлуатаційно-енергетичних характеристиках транспортних засобів, які безпосередньо визначають параметри зарядної інфраструктури, зокрема:

- номінальну ємність тягової батареї;
- тип зарядного інтерфейсу;
- допустиму потужність заряджання;
- середню енергію зарядної сесії;
- тривалість заряджання.

У контексті дослідження розглядається змішаний парк, типовий для підприємств автомобільного транспорту, який включає:

- важкі транспортні засоби комунального або корпоративного призначення (електробуси, електровантажівки);
- легкий комерційний транспорт (електрофургони);
- легкові електромобілі службового або клієнтського використання.

Ключовим критерієм класифікації обрано не тип транспортного засобу як такий, а енергетично-зарядний профіль, який визначає навантаження на зарядну інфраструктуру. Це дозволяє сформувати відносно однорідні групи за такими параметрами (табл. 2):

Таблиця 2

Вхідні параметри

Показник	Клас важких ТЗ	Клас LCV	Клас легкових EV
Ємність батареї, кВт·год	200–450	60–120	40–80
Тип зарядки	DC	DC	AC
Тип інтерфейсу	CCS2	CCS2	Type 2
Робоча потужність зарядки, кВт	100–180	40–80	7–22
Середня енергія сесії, кВт·год	120–200	35–70	15–30
Середній час зарядки, год	0,9–1,5	0,6–1,0	0,7–1,3

Таким чином, внутрішня варіативність у межах кожного класу визначається не номінальними характеристиками батарей, а ефективною енергією зарядної сесії, що залежить від глибини розряду та режиму експлуатації. У межах дослідження прийнято припущення про статистичну однорідність енергетичних параметрів у межах кожного класу, що підтверджується практикою експлуатації електротранспорту, де:

- важкі ТЗ мають стандартизовані батарейні платформи;
- LCV використовують типові акумуляторні модулі;
- легкові EV у корпоративному використанні характеризуються обмеженим модельним рядом.

Саме ці параметри визначають:

- середній час обслуговування  $\mu^{-1}$  у моделі M/M/c;
- інтенсивність навантаження на пост;
- пікову потужність  $P(t)$ ;
- необхідну кількість каналів обслуговування.

Тому класифікація виконана за енергетичною однорідністю зарядного процесу, що забезпечує коректність використання агрегованої моделі попиту та дозволяє зберегти адекватність розрахунків часу очікування та необхідної потужності інфраструктури.

Переходимо до підбору кількості постів  $c_k$  із M / M/c. Для електробусів маємо  $a = \lambda/\mu = 4,0 / 0,833 = 4,8$  ерланга. Підбір  $c$  здійснюється мінімізацією  $c$  за умови  $P(W_q > 10 \text{ хв}) \leq 0,05$ . Для  $c = 10$  обчислення за С.Ерлангом дають  $C(10,4,8) \approx 0,028$ , а тоді

$$P(W_q > 10 \text{ хв}) \approx 0,028 \cdot \exp(-(10 \cdot 0,833 - 4,0) \cdot 16) = 0,028 \cdot e^{-0,722} \approx 0,0137, \quad (16)$$

тобто лише близько 1,37 % заявок перевищують 10 хв очікування у пікову годину, що задовольняє SLA з запасом. Для LCV маємо  $a = 2,5 / 1,25 = 2,0$ ; при  $c = 6$  виходить  $C(6,2,0) \approx 0,018$  та

$$P(W_q > 10 \text{ хв}) \approx 0,018 \cdot \exp(-(6 \cdot 1,25 - 2,5) \cdot \frac{1}{6}) = 0,018 \cdot e^{-0,833} \approx 0,0078, \quad (17)$$

Для легкових EV  $a = 3,0 / 1,099 \approx 2,731$ ; при  $c = 6$  отримуємо  $C(6,2,731) \approx 0,067$  та

$$P(W_q > 10 \text{ хв}) \approx 0,067 \cdot \exp(-(6 \cdot 1,099 - 3,0) \cdot \frac{1}{6}) = 0,067 \cdot e^{-0,599} \approx 0,0368, \quad (18)$$

тобто 3,68 % заявок перевищують 10 хв, а 96,32 % вкладаються у SLA. Таким чином, набір  $(c_{bus}, c_{van}, c_{car}) = (10,6,6)$  є мінімально-доцільним при заданих пікових  $\lambda$  та спільному SLA 10 хв, а також є інтерпретованим з позицій ВТБ: вночі забезпечується приймання парку автобусів без накопичення черги, у вечірні години стабілізується потік LCV, а вдень / увечері ВТБ витримує клієнтський попит без деградації сервісу.

Вибір потужності приєднання базується на прогнозі  $P(t)$  та ризик-квантілі  $P_{0,95}(t)$ . Для інженерного перетворення від потоків заявок до потужності використовується оцінка очікуваної кількості активних сесій у моменті часу, яка у першому наближенні дорівнює  $E[n_k(t)] \approx \lambda_k(t)E[S_k]$ .

Тоді

$$P(t) = \sum_k E[n_k(t)] \cdot p_k \approx \sum_k \lambda_k(t)E[S_k] \cdot p_k, \quad (19)$$

де  $p_k$  – характерна потужність поста класу  $k$ . Для пікового сценарію це дає оцінку середнього максимуму: автобуси  $4,0 \cdot 1,2 \cdot 150 = 720$  кВт, LCV  $2,5 \cdot 0,8 \cdot 50 = 100$  кВт, легкові  $3,0 \cdot 0,91 \cdot 22 \approx 60$  кВт, сумарно  $P_{\max} \approx 880$  кВт. Оскільки реальна поведінка має дисперсію (варіації енергії сесій, одночасність підключення, збої логістики, «сплески»), для ВТБ доцільно проектувати не по  $\max P(t)$ , а по  $P_{0,95}(t)$ , який у практиці ймовірнісного прогнозування ідентифікується квантільними / байесівськими моделями та використовується як «потужність з ризиковим запасом». У сценарному рішенні приймаємо, що  $P_{0,95,\max} \approx 1,25 \cdot P_{\max} \approx 1,10$  МВт (консервативно для змішаного формату та пікових годин), а також закладаємо резерв розвитку ВТБ 20 % на зростання парку / попиту та деградацію батарей (зміна енергії сесій), що дає цільову договірну потужність приєднання  $P_{grid} \approx 1,32$  МВт. При цьому встановлена сумарна потужність постів (nameplate) у вибраній конфігурації становить  $10 \cdot 150 + 6 \cdot 50 + 6 \cdot 22 = 1932$  кВт, а різниця між 1,93 МВт та 1,32 МВт компенсується енергоменеджментом (динамічне обмеження струму, пріоритизація за класами, відкладений старт, керована «orderly charging»), що узгоджується з підходами оптимізації й диспетчеризації заряджання, де черга і керування потужністю розглядаються спільно.

Таблиця 3

Результати проектного розрахунку ВТБ для горизонту 24–168 год (змішаний формат, SLA 10 хв / 95 %)

Показник	Значення
Кількість постів DC 150 кВт (електробуси)	10
Кількість постів DC 50 кВт (LCV)	6
Кількість постів AC 22 кВт (легкові EV)	6
Встановлена (паспортна) потужність постів, МВт	1,932
Рекомендована потужність приєднання $P_{grid}$ з урахуванням $P_{0,95}$ та 20 % резерву, МВт	1,32
Перевірка SLA у піковий час: частка заявок з $W_q \leq 10$ хв (bus / van / car)	98,6 % / 99,2 % / 96,3 %
Прийнятий принцип керування для узгодження 1,93→1,32 МВт	Dynamic load management + пріоритизація класів

Для сценарію приймаємо типові порядки цін (без прив'язки до постачальника): DC 150 кВт – 70 тис. € за пост, DC 50 кВт – 25 тис. €, AC 22 кВт – 3 тис. €. Тоді базовий CAPEX на обладнання становить  $10 \cdot 70 + 6 \cdot 25 + 6 \cdot 3 = 868$  тис. €. Далі додаються витрати інтеграції та будівельно-монтажних робіт (кабельні лінії, фундаменти, проектування, АСКОВЕ/лічильники, зв'язок, пожежна безпека) орієнтовно 30 % від вартості обладнання, тобто ще близько 260 тис. €, витрати на підстанцію / КТП та комутацію під  $P_{grid} \approx 1,32$  МВт (наприклад КТП 1,6 МВА з РУНН / РП, релейний захист, АВР) орієнтовно 320 тис. €, а також програмно-апаратний комплекс енергоменеджменту / білінгу 40 тис. €. Підсумковий CAPEX для ВТБ за сценарієм становить близько 1,49 млн €. OPEX доцільно розділяти на енергетичний та експлуатаційний. Якщо середній добовий відпуск енергії ВТБ становить 5,5 МВт·год/добу (нічний заряд парку + денні клієнтські сесії), то річний обсяг  $E_{year} \approx 2007$  МВт·год; при усередненій ціні 0,14 €/кВт·год енергетична складова становить близько 281 тис. €/рік. Експлуатаційна складова (сервіс, калібрування, зв'язок, страхування, дрібні ремонти) у практиці планування інфраструктурних активів часто приймається 2–4 % від CAPEX; для сценарію приймаємо 3 %, тобто близько 45 тис. €/рік. Додатково для ВТБ із значною приєднаною потужністю можливі платежі за потужність / диспетчеризацію та втрати, які сценарно оцінюємо як 60 тис. €/рік. Отже, сумарний OPEX  $\approx 281 + 45 + 60 = 386$  тис. €/рік, а оптимізаційна задача ВТБ набуває вигляду компромісу між додатковими постами (CAPEX) та ризиком порушення SLA / штрафами / втратою клієнтів, що є типовим мотивом досліджень «queueing + cost» для зарядної інфраструктури.

На основі вищевикладеного, варто зазначити, що для горизонту 24–168 год найціннішими є саме квантильні оцінки та стабільність верхніх хвостів розподілу, оскільки недооцінка  $P_{0,95}(t)$  на 10–20 % у пікові години у ВТБ практично означає або порушення SLA (накопичення черги), або аварійне обмеження струмів (зрив виробничих вікон зарядки), що у свою чергу впливає на готовність рухомого складу та пропускну здатність сервісної зони. Саме тому сучасні порівняльні дослідження зосереджуються на ймовірнісних моделях і демонструють, що найвнищі бенчмарки часто прийнятні для середнього, але програють у хвостах, які і визначають інженерне рішення щодо потужності приєднання та кількості постів.

**Висновки та перспективи подальших досліджень.** У роботі обґрунтовано доцільність застосування ймовірнісних моделей прогнозування навантаження зарядної інфраструктури для оптимізації виробничо-технічних баз підприємств автомобільного транспорту в умовах змішаного формату експлуатації електротранспорту. Показано, що використання прогнозу на горизонті 24–168 год із виділенням верхніх квантилів навантаження дозволяє коректно враховувати пікові режими роботи та зменшувати ризики перевантаження електрогосподарства ВТБ. Інтеграція прогнозних результатів з моделями масового обслуговування типу M / M/c забезпечує кількісну оцінку рівня сервісу за часом очікування заряджання та створює формальну основу для вибору кількості зарядних постів і приєднаної потужності. Отримані результати підтверджують, що комплексний підхід «прогнозування – аналіз черг – техніко-економічна оцінка» підвищує ефективність планування та експлуатації виробничо-технічних баз електротранспорту.

Подальші дослідження доцільно спрямувати на деталізацію моделей формування попиту на заряджання з урахуванням неоднорідності парку електротранспорту за характеристиками акумуляторних батарей та зарядних інтерфейсів. Перспективним є розвиток підходів до оцінки інтенсивності заявок на основі статистичних даних транспортних потоків і просторового розподілу електротранспорту в зоні обслуговування виробничо-технічних баз. Важливим напрямом є формування диференційованих рівнів сервісу (SLA) для різних класів транспортних засобів з урахуванням їх операційної ролі та економічної чутливості до часу очікування. Це дозволить перейти від єдиного системного SLA до багаторівневих сервісних стратегій обслуговування. Особливої уваги потребує розвиток моделей відмов від обслуговування із врахуванням доступності альтернативної зарядної інфраструктури та поведінкових аспектів вибору користувачами місця заряджання. Інтеграція таких моделей із прогнозуванням навантаження створює основу для більш реалістичного оцінювання ефективного попиту. Подальший розвиток запропонованого підходу пов'язаний із переходом до просторово-мережових моделей функціонування зарядної інфраструктури та використанням цифрових двійників виробничо-технічних баз для сценарного аналізу розвитку електротранспорту.

#### Список використаної літератури:

1. Quantifying the uncertainty of electric vehicle charging behaviours using probabilistic forecasting algorithms / *Y.Amara-Ouali and other* // *Machines*. – 2025. – Vol. 16, № 2. DOI: 10.3390/machines16020088.
2. *Ostermann A.* Probabilistic forecast of electric vehicle charging demand / *A.Ostermann, T.Haug* // *Energy Informatics*. – 2024. DOI: 10.1186/s42162-024-00319-1.
3. Probabilistic forecast of electric vehicle charging demand: analysis of different aggregation levels and energy procurement / *A.Ostermann, W.Nowak, L.Pauli and other* // *Energy Informatics*. – 2024. DOI: 10.1186/s42162-024-00319-1.

4. Load probabilistic forecasting for electric vehicle charging station cluster: adaptive multivariate spatiotemporal graph fusion technology / *L.Zhang, Z.Jiao and other* // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. – 2025. DOI: 10.1016/j.ijepes.2025.111387.
5. *Bian H.* Electric vehicle charging load forecasting based on user portrait and real-time traffic flow / *H.Bian, S.Bing, Q.Ren* // *Energy Reports*. – 2025. DOI: 10.1016/j.egy.2025.01.070.
6. Electric vehicle charging demand forecasting at charging stations considering weather impact / *P.Chen and other* // *IET Power Electronics*. – 2025. DOI: 10.1049/pel2.12833.
7. EV charging load forecasting and optimal scheduling based on travel characteristics / *J.Lu, W.Yin, P.Wang, J.Ji* // *Energy*. – 2024. DOI: 10.1016/j.energy.2024.133389.
8. Short-term electric vehicle charging load forecasting based on TCN-LSTM network with comprehensive similar day identification / *J.Tian, H.Liu, W.Gan and other* // *Applied Energy*. – 2025. DOI: 10.1016/j.apenergy.2024.125174.
9. Charging stations demand forecasting using LSTM encoder-decoder-based Transformer model / *A.Hussain, V.Eswarakrishnan, A.Aslam and other* // *Scientific Reports*. – 2025. – No. 15. DOI: 10.1038/s41598-025-20421-y.
10. Electric vehicle charging load forecasting based on K-means++ clustering and deep learning algorithms / *R.Shang and other* // *Machines*. – 2024.
11. *Tang Y.* Charging station placement optimization using queueing theory with QoS constraints (waiting time) / *Y.Tang, T.Yao, L.Weil* // 36th International Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS36), June 11–14. – Sacramento, California, USA, 2023 [Electronic resource]. – Access mode : [https://evs36.com/wp-content/uploads/finalpapers/FinalPaper\\_Yao\\_Tang.pdf](https://evs36.com/wp-content/uploads/finalpapers/FinalPaper_Yao_Tang.pdf).
12. Orderly charging scheduling for EVs with a queuing model integrating virtual charging piles and state variables / *B.Wang, X.Ge, Yu.Jin and other* // *Applied Sciences*. – 2025. – No. 15 (22). DOI: 10.3390/app152212038.
13. *Марасін О.В.* Правова основа розвитку інфраструктури електромобільного транспорту України / *О.В. Марасін* // *Наукові перспективи*. – 2025. – № 5 (59). – С. 1336–1348.
14. *Захарченко Ю.В.* Розвиток ринку зарядних станцій для електромобілів в Україні / *Ю.В. Захарченко* // *Електромобільність та електроенергетика*. – 2025. – № 2. – С. 79–91.

#### References:

1. Amara-Ouali, Y. et al. (2025), «Quantifying the uncertainty of electric vehicle charging behaviours using probabilistic forecasting algorithms», *Machines*, Vol. 16, No. 2, doi: 10.3390/machines16020088.
2. Ostermann, A. and Haug, T. (2024), «Probabilistic forecast of electric vehicle charging demand», *Energy Informatics*, doi: 10.1186/s42162-024-00319-1.
3. Ostermann, A., Nowak, W., Pauli, L. et al. (2024), «Probabilistic forecast of electric vehicle charging demand: analysis of different aggregation levels and energy procurement», *Energy Informatics*, doi: 10.1186/s42162-024-00319-1.
4. Zhang, L., Jiao, Z. et al. (2025), «Load probabilistic forecasting for electric vehicle charging station cluster: adaptive multivariate spatiotemporal graph fusion technology», *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, doi: 10.1016/j.ijepes.2025.111387.
5. Bian, H., Bing, S. and Ren, Q. (2025), «Electric vehicle charging load forecasting based on user portrait and real-time traffic flow», *Energy Reports*, doi: 10.1016/j.egy.2025.01.070.
6. Chen, P. et al. (2025), «Electric vehicle charging demand forecasting at charging stations considering weather impact», *IET Power Electronics*, doi: 10.1049/pel2.12833.
7. Lu, J., Yin, W., Wang, P. and Ji, J. (2024), «EV charging load forecasting and optimal scheduling based on travel characteristics», *Energy*, doi: 10.1016/j.energy.2024.133389.
8. Tian, J., Liu, H., Gan, W. et al. (2025), «Short-term electric vehicle charging load forecasting based on TCN-LSTM network with comprehensive similar day identification», *Applied Energy*, doi: 10.1016/j.apenergy.2024.125174.
9. Hussain, A., Eswarakrishnan, V., Aslam, A. et al. (2025), «Charging stations demand forecasting using LSTM encoder-decoder-based Transformer model», *Scientific Reports*, No. 15, doi: 10.1038/s41598-025-20421-y.
10. Shang, R. et al. (2024), «Electric vehicle charging load forecasting based on K-means++ clustering and deep learning algorithms», *Machines*.
11. Tang, Y., Yao, T. and Wei, L. (2023), «Charging station placement optimization using queueing theory with QoS constraints (waiting time)», *36th International Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS36)*, June 11–14, Sacramento, California, USA, [Online], available at: [https://evs36.com/wp-content/uploads/finalpapers/FinalPaper\\_Yao\\_Tang.pdf](https://evs36.com/wp-content/uploads/finalpapers/FinalPaper_Yao_Tang.pdf)
12. Wang, B., Ge, X., Jin, Yu. et al. (2025), «Orderly charging scheduling for EVs with a queuing model integrating virtual charging piles and state variables», *Applied Sciences*, No. 15 (22), doi: 10.3390/app152212038.
13. Marasin, O.V. (2025), «Pravova osnova rozvytku infrastruktury elektromobilnoho transportu Ukrainy», *Naukovi perspektyvy*, No. 5 (59), pp. 1336–1348.
14. Zakharchenko, Yu.V. (2025), «Rozvytok rynku zaryadnykh stantsii dlia elektromobiliv v Ukraini», *Elektromobilnist ta elektroenerhetyka*, No. 2, pp. 79–91.

**Лисенко** Олександр Олександрович – аспірант кафедри технічної експлуатації автомобілів та автосервісу Національного транспортного університету.

Наукові інтереси:

– обслуговування транспортних засобів з електричним двигуном.

**Lysenko O.O.**

**Charging infrastructure load forecasting models for planning and optimizing technical service bases**

The rapid growth of the share of vehicles with electric traction makes it necessary to review approaches to the design and operation of production and technical bases of road transport enterprises. One of the key elements of such bases is the charging infrastructure, the parameters of which directly affect the readiness of rolling stock, the throughput capacity of the enterprise and the economic efficiency of its activities.

The task of planning the charging infrastructure in conditions of a mixed operation format becomes particularly complex, when the production and technical base simultaneously serves depot electric transport and client charging sessions, which are stochastic in nature. The article proposes an approach to forecasting the load of the charging infrastructure of electric transport on the horizon of 24–168 h as a tool for optimizing the production and technical bases of road transport enterprises. It is shown that traditional deterministic calculation methods based on average or maximum power values do not provide sufficient accuracy in conditions of high variability of demand and do not allow for a correct assessment of the risks of overloading or underloading of the infrastructure. In this regard, the feasibility of using multifactorial and probabilistic forecasting models, which form not only the average expected load, but also the upper quantiles of the distribution, critical for engineering decisions, is substantiated.

The methodological basis of the study is the combination of load forecasting with models of the theory of mass service of the M/M/c type, which allows quantitatively linking the time structure of charging demand with service quality indicators. Based on scenario analysis, it is shown that the use of service level indicators (SLA), in particular, limiting the charging waiting time, can serve as a formal criterion for choosing the number of charging stations and the connected capacity of the production and technical base. The proposed approach makes it possible to coordinate the energy, service and economic parameters of the charging infrastructure, minimizing the total capital and operating costs while ensuring the specified service reliability.

The practical significance of the results obtained lies in the possibility of using the proposed models at the stages of pre-project justification, modernization and operational management of production and technical bases of electric transport. The results of the study can be used by road transport enterprises, project organizations and local governments to justify decisions on the development of charging infrastructure in the context of the growth of electromobility.

**Keywords:** electric transport; charging infrastructure; production and technical base; load forecasting; probabilistic models; queuing theory; M / M/c model; service level (SLA); capacity optimization; road transport.

Стаття надійшла до редакції 30.12.2025.