

DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2025-79-144>

УДК 658.7

СТРАТЕГІЇ ЛОГІСТИЧНОГО СЕРВІСУ В ЛАНЦЮГАХ ПОСТАЧАННЯ

LOGISTICS SERVICE STRATEGIES IN SUPPLY CHAINS

Кочубей Дмитро Вячеславовичкандидат економічних наук, доцент,
Державний торговельно-економічний університет
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-7188-1763>**Котова Марина Володимирівна**кандидат економічних наук, доцент,
Державний торговельно-економічний університет
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6684-1177>**Kochubei Dmytro, Kotova Maryna**

State University of Trade and Economics

Стаття присвячена дослідженню стратегій формування логістичного сервісу в ланцюгах постачання товарів з різною оборотністю. Розглянуто особливості управління товарами групи С за результатами ABC/XYZ-аналізу, які характеризуються нерегулярним попитом і високою варіативністю продажів. Визначено, що традиційні моделі Lean та Just-in-Time не забезпечують ефективності за таких умов, що потребує переходу до адаптивних та попит-орієнтованих (Demand-Driven) стратегій. Обґрунтовано доцільність інтеграції концепції Long Tail із методами класифікації асортименту для формування диференційованих моделей сервісу. Запропоновано концептуальну матрицю стратегій логістичного сервісу, що враховує оборотність і варіабельність попиту, а також гібридну модель прогнозування на основі байєсівських, кластерних та поведінкових методів. Її застосування дозволяє підвищити точність прогнозів попиту для товарів низької оборотності, оптимізувати запаси та забезпечити стабільний рівень обслуговування. Результати дослідження можуть бути використані підприємствами торгівлі, дистрибуції та виробництва під час розроблення стратегій логістичного сервісу в умовах нестабільного попиту.

Ключові слова: логістичний сервіс, ланцюг постачання, товари низької оборотності, ABC/XYZ-аналіз, Long Tail, прогнозування попиту, Demand-Driven, гібридна модель.

The article investigates strategic approaches to developing logistics service systems within supply chains, with particular attention to the management of low-turnover goods characterized by unstable and irregular demand. In modern competitive and volatile markets, logistics service plays a key role in ensuring supply chain efficiency, reliability, and customer satisfaction. The study emphasizes that the traditional Lean and Just-in-Time concepts, though effective for stable product flows, are insufficient for managing slow-moving or unpredictable inventory categories. To address this challenge, the research proposes adaptive and demand-driven strategies that integrate analytical and digital tools for service differentiation and process optimization. A central focus of the study is the integration of the ABC/XYZ classification with the Long Tail concept to design differentiated logistics service strategies based on turnover rates and demand variability. This approach enables enterprises to balance inventory costs with service levels by identifying product segments requiring flexible, customer-oriented models such as Vendor Managed Inventory (VMI), on-demand fulfillment, or 3PL collaboration. The article also presents a strategic matrix of logistics service models that aligns service priorities with the structure of product assortment and supply chain responsiveness. Particular attention is devoted to forecasting low-turnover items through a hybrid demand forecasting model combining Bayesian, cluster, and behavioral analytics. This model enhances prediction accuracy under conditions of incomplete or irregular data and supports proactive decision-making in inventory management. The research highlights practical implementations by international companies such as Amazon, Decathlon, and Zalando, which demonstrate the value of combining predictive analytics with digital tools to strengthen logistics performance and customer experience. The study further examines the potential of digital twins as simulation instruments for testing logistics service strategies in real time. Their application allows companies to evaluate alternative scenarios, identify bottlenecks, and develop data-driven recommendations to improve resilience and adaptability in supply chains. The proposed framework contributes to the theoretical and methodological development of logistics service

management by combining process analytics, forecasting methods, and digital modeling. It offers practical recommendations for enterprises seeking to enhance the flexibility and efficiency of logistics operations while maintaining optimal service levels in a dynamic global environment.

Keywords: logistics service, supply chain, low-turnover goods, ABC/XYZ analysis, Long Tail, demand forecasting, digital twins, demand-driven strategy, hybrid model.

Постановка проблеми. Умови функціонування ланцюгів постачання в Україні у 2025 році залишаються складними через наслідки повномасштабної війни, руйнування транспортної інфраструктури, обмеження пропускної спроможності прикордонних переходів і зміщення зовнішньоекономічних потоків у бік Європейського Союзу. Відновлення внутрішнього ринку та поступове поживлення споживчої активності супроводжуються підвищенням вимог до рівня логістичного сервісу, який стає ключовим чинником конкурентоспроможності підприємств торгівлі, дистрибуції та виробництва.

У сучасній економіці саме логістичний сервіс визначає здатність підприємств забезпечити споживачів продукцією у потрібний час, у необхідному місці та у належному обсязі. Рівень сервісу впливає не лише на задоволення потреб споживачів, але й на ефективність використання ресурсів у ланцюгах постачання, швидкість обороту капіталу та стабільність партнерських зв'язків між учасниками мережі.

Однією з найбільш проблемних категорій у системі забезпечення логістичного сервісу є товари низької оборотності (група С за ABC-класифікацією). Попри невелику частку у загальному товарообігу, саме ці позиції визначають асортиментну повноту, підтримують лояльність споживачів та формують імідж підприємства як надійного постачальника. Втрата доступності таких товарів часто сприймається споживачами як зниження якості обслуговування, що може призводити до втрати споживачів навіть за умов стабільної роботи з товарами груп А та В.

Проблема управління товарами низької оборотності ускладнюється низкою чинників: нерегулярністю або епізодичністю попиту, відсутністю стабільних історичних даних для прогнозування, високою питомою вартістю запасів і підвищеними ризиками морального старіння або псування. У більшості випадків традиційні логістичні моделі, орієнтовані на принципи Lean чи Just-in-Time, виявляються неефективними для таких товарів, оскільки не враховують високої варіативності попиту та невизначеності у термінах постачання. У цих

умовах зростає необхідність переосмислення стратегій логістичного сервісу – від масових стандартних підходів до диференційованих моделей управління, що враховують характеристики кожної товарної групи. Особливого значення набувають концепції Long Tail («довгого хвоста»), Demand-Driven планування та інтелектуальні системи прогнозування, які поєднують аналітику великих даних, машинне навчання та гнучке управління запасами.

Таким чином, постає науково-практична проблема формування стратегій логістичного сервісу, здатних забезпечити баланс між витратами на обслуговування та необхідним рівнем доступності товарів з низькою оборотністю. Її вирішення має ключове значення для підвищення стійкості, адаптивності й цифрової зрілості українських ланцюгів постачання в умовах поствоєнного відновлення економіки.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Тема логістичного сервісу та управління запасами активно розвивається у світовій і вітчизняній науковій літературі. Класичні дослідження у сфері управління ланцюгами постачання підкреслюють, що рівень логістичного сервісу є результатом збалансованої взаємодії планування попиту, постачання та операційного управління, і безпосередньо впливає на ефективність функціонування підприємств [1; 3].

Для диференціації рівня обслуговування широко використовуються методи ABC/XYZ-аналізу, які дозволяють класифікувати товари за обсягом обігу та передбачуваністю попиту. Такий підхід дає змогу оптимізувати політики запасів і встановлювати різні стратегії сервісу залежно від групи товарів [1]. У світовій практиці до цієї логіки додається концепція Long Tail, запропонована К. Андерсоном, яка доводить, що підтримка широкого нішевого асортименту може бути економічно вигідною, особливо в умовах електронної комерції [2; 16]. Останні глобальні події – пандемія COVID-19 та повномасштабна війна в Україні – виявили слабкі місця традиційних підходів Lean та Just-in-Time. Вчені відзначають, що такі системи, хоч і ефективні в стабільному середовищі, підвищують ризик зривів

постачання в умовах нестабільності [4; 5]. Це стало передумовою переходу до Demand-Driven стратегій, які поєднують принципи планування за реальним попитом із використанням буферів для компенсації варіативності [9]. Паралельно з цим розвиваються дослідження з прогнозування попиту для товарів із нерегулярними продажами. Для цієї категорії ефективність класичних статистичних методів (ковзаючої середньої, експоненційного згладжування) є обмеженою, тому зростає роль байесівських методів і моделей машинного навчання [6; 7; 10; 13]. У цих роботах підкреслюється важливість адаптивних підходів до прогнозування для товарів із перервним попитом. Новим напрямом досліджень стає використання цифрових двійників (digital twins) ланцюгів постачання. Такі моделі дають змогу моделювати сценарії попиту, оцінювати ефективність різних стратегій логістичного сервісу і передбачати наслідки змін у реальному часі [15].

Виділення невирішених раніше частин загальної проблеми. Попри значну кількість наукових і практичних досліджень у сфері логістичного сервісу, залишається низка аспектів, які не отримали достатнього висвітлення, особливо щодо управління товарами з низькою оборотністю. Більшість існуючих моделей управління запасами та сервісом розроблені для товарів груп А і В, що мають стабільний попит і значну частку у загальному товарообігу. Недостатньо дослідженими залишаються питання визначення оптимального рівня сервісу для таких товарів, з урахуванням співвідношення між витратами на утримання запасів і втратами від дефіциту. У більшості наукових робіт цей баланс розглядається в загальному вигляді, без урахування специфіки попиту на товари низької оборотності, де навіть одинична відсутність позиції може впливати на сприйняття сервісу споживачем.

Також бракує практично орієнтованих методик, які б дозволяли інтегрувати ABC/XYZ-аналіз із концепцією Long Tail у межах стратегічного планування. Хоча теоретично така інтеграція обґрунтована, досі не розроблено чітких інструментів для її застосування у фізичних ланцюгах постачання, де мають значення транспортні, складські та часові обмеження.

Окремої уваги потребує проблема прогнозування попиту для товарів із нерегулярними продажами. Існуючі статистичні моделі не забезпечують належної точності через

малу кількість даних, а методи машинного навчання, хоча й ефективні, потребують значних ресурсів і налаштувань, що обмежує їх використання середнім бізнесом. Необхідно розробити адаптивні або гібридні підходи, які поєднують можливості традиційних методів і сучасних інтелектуальних технологій (наприклад, Bayesian forecasting, кластеризація патернів попиту, поведінкове прогнозування).

Подальший розвиток наукових досліджень у цьому напрямі має забезпечити створення комплексних стратегій логістичного сервісу, що дозволять підприємствам підтримувати належний рівень обслуговування навіть за умов нестабільності попиту й високих логістичних ризиків.

Метою статті є розроблення теоретико-методичних засад удосконалення стратегій логістичного сервісу в ланцюгах постачання товарів низької оборотності шляхом поєднання інтелектуальних методів прогнозування попиту, інтеграції ABC/XYZ-аналізу з концепцією Long Tail та впровадження цифрових інструментів моделювання, що дозволяють забезпечити баланс між рівнем сервісу, витратами та гнучкістю логістичних процесів у сучасних умовах нестабільності постачань.

Виклад основного матеріалу. Ефективність функціонування сучасних ланцюгів постачання безпосередньо залежить від рівня логістичного сервісу, який розглядається як інтегральний показник якості управління матеріальними, інформаційними та фінансовими потоками. Логістичний сервіс охоплює сукупність операцій і послуг, що забезпечують своєчасне та повне задоволення потреб споживачів, і включає такі ключові характеристики, як швидкість, надійність, гнучкість, точність виконання замовлень і доступність товарів.

Одним із головних індикаторів якості логістичного сервісу є доступність товару (Item Availability) – показник, що характеризує здатність системи забезпечити наявність необхідного продукту у потрібному місці, у потрібний час і в потрібній кількості. Саме доступність визначає, чи сприймає споживач підприємство як надійного постачальника. Для товарів з високою оборотністю цей показник підтримується за рахунок стабільного попиту та відпрацьованих логістичних процедур. Проте у випадку з товарами низької оборотності навіть короточасна відсутність позиції може призвести до втрати споживача або частки ринку, оскільки споживач переходить до альтернативного постачальника.

Логістичний сервіс виконує функцію не лише операційного, а й стратегічного інструмента управління взаємовідносинами в ланцюгу постачання. У багаторівневих мережах постачання рівень сервісу визначає ступінь довіри між партнерами, впливає на розподіл ризиків і відповідальності та виступає основою для узгодження договірних умов, зокрема в межах Service Level Agreement (SLA). Підприємства, які системно управляють показниками сервісу, досягають вищого рівня інтеграції, скорочують цикл виконання замовлення (Order-to-Delivery Cycle) та забезпечують більш ефективну синхронізацію планів постачання і збуту.

Логістичний сервіс виконує багаторівневу функцію у системі управління ланцюгами постачання. Його ефективність визначається не лише якістю операційного виконання, але й здатністю інтегрувати тактичне планування та стратегічне управління відносинами у межах ланцюга. На рис. 1 узагальнено структуру логістичного сервісу за рівнями управління, що відображає його вплив на результативність та стійкість ланцюга постачання.

Як показано на рис. 1, логістичний сервіс є багатоплановою системою, що поєднує операційні, тактичні та стратегічні аспекти управління. Операційний рівень забезпечує стабільність і точність виконання процесів, тактичний – координує взаємодію між підрозділами, а стратегічний – визначає напрям розвитку сервісу та інтеграції з партнерами.

Така структура створює основу для формування адаптивних стратегій логістичного сервісу, здатних підтримувати стійкість ланцюгів постачання в умовах динамічного ринку.

Управління товарами низької оборотності є одним із найскладніших аспектів сучасної логістики, оскільки поєднує необхідність забезпечення високого рівня обслуговування з потребою мінімізувати витрати. До цієї категорії належать товари групи С за результатами ABC-аналізу, які характеризуються невеликою часткою в обороті, але мають важливе стратегічне значення для підтримки повноти асортименту, іміджу підприємства та задоволення індивідуальних потреб споживачів.

Основними ознаками таких товарів є низька частота продажів, висока варіативність попиту, відсутність чітких сезонних тенденцій і, часто, відсутність повторюваних закономірностей у споживанні. Для окремих товарних позицій попит може виникати лише кілька разів на рік, а іноді – взагалі епізодично. Такі умови ускладнюють планування закупівель, розподілу запасів і прогнозування майбутніх потреб споживачів.

Традиційні моделі управління запасами, зокрема Economic Order Quantity (EOQ), Lean або Just-in-Time (JIT), не враховують специфіки товарів групи С. Вони орієнтовані на стабільний попит і короткі цикли постачання, тому їх використання в умовах нерегулярних продажів може призвести до перевитрат або дефіциту запасів. Занадто великі партії заку-



Рис. 1. Роль логістичного сервісу у забезпеченні ефективності ланцюгів постачання

Джерело: сформовано авторами

півель для таких товарів створюють проблему надлишкових запасів, що збільшують витрати на зберігання, ризики морального старіння та втрати актуальності продукції. У той же час занадто малі запаси ведуть до зниження рівня доступності товарів і невдоволення споживачів.

Для підприємств торгівлі та дистрибуції це створює парадокс низької оборотності: товари, що мають невелику частку в обсязі продажів, можуть визначати рівень задоволення споживачів. Відсутність навіть одного найменування може сприйматися споживачем як зниження якості сервісу, що негативно впливає на репутацію підприємства. Саме тому підприємства змушені утримувати певний мінімальний запас таких позицій, навіть якщо це не завжди економічно виправдано.

Особливу складність створює відсутність достовірних історичних даних, необхідних для прогнозування попиту. Класичні статистичні методи – ковзне середнє або експоненційне згладжування – не забезпечують належної точності для товарів із розрідженими продажами [1]. Натомість зростає потреба у впровадженні адаптивних або гібридних моделей прогнозування, які здатні поєднувати експертні оцінки, ймовірнісні припущення та дані з поведінки споживачів. Такі підходи застосовуються у сучасних системах Bayesian forecasting, Machine Learning та Data-Driven Demand Planning, де ключову роль відіграють аналітичні інструменти великих даних (Big Data) і поведінкові сигнали споживачів.

Відтак управління товарами низької оборотності є не лише операційним завданням, а стратегічною проблемою забезпечення сталого логістичного сервісу. Його ефективне вирішення потребує поєднання трьох напрямів:

- аналітичного – через застосування інтелектуальних систем прогнозування;
- організаційного – через оптимізацію ролей і відповідальності учасників ланцюга постачання;
- цифрового – через інтеграцію інформаційних платформ і технологій моніторингу запасів у реальному часі.

Таким чином, формування стратегії логістичного сервісу для товарів низької оборотності має ґрунтуватися на принципах адаптивності, партнерської взаємодії та цифрової інтегрованості. Це дозволить підприємствам підтримувати оптимальний рівень сервісу без суттєвого зростання витрат і забезпечить гнучкість ланцюгів постачання в умовах ринкової нестабільності.

У сучасній логістиці стратегічне управління асортиментом і сервісом дедалі частіше спирається на концепцію «довгого хвоста» (Long Tail), запропоновану Крісом Андерсоном у 2004 році та детально розроблену у книзі «The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More». Основна ідея цієї концепції полягає в тому, що сукупний попит на численні нішеві товари з низькою частотою продажів може перевищувати або зрівнятися з попитом на обмежену кількість популярних товарів.

На відміну від традиційних бізнес-моделей, орієнтованих на максимізацію обороту за рахунок товарів з найбільшою оборотністю (група А за ABC-аналізом), підхід Long Tail передбачає доцільність підтримки широкого асортименту товарів з низькою оборотністю (група С). Ця стратегія стає можливою завдяки цифровізації економіки, зниженню витрат на зберігання і доставку, розвитку систем електронної комерції та логістичних платформ, які дозволяють ефективно управляти великими номенклатурними базами без значного зростання витрат.

У класичних торговельних мережах асортимент обмежується фізичним простором полиць, що змушує підприємства фокусуватися лише на товарах з високою оборотністю. Проте з поширенням онлайн-торгівлі ситуація докорінно змінилася: цифрові каталоги не мають фізичних обмежень, а використання автоматизованих систем управління запасами дозволяє підтримувати велику кількість позицій у різних місцях зберігання. Це дало змогу створити новий тип споживчої поведінки, коли попит формується не тільки на популярні товари, а й на спеціалізовані, нішеві або сезонні позиції.

Згідно з дослідженнями Е. Брінйолфссона, Ю. Ху та М. Сміта, близько 40% продажів онлайн-ритейлерів припадає на товари, які відсутні у традиційних магазинах. Таким чином, «довгий хвіст» попиту формує додаткову вартість для бізнесу за рахунок задоволення індивідуалізованих потреб споживачів і підвищення загальної лояльності споживачів.

Візуально концепція Long Tail зображається як крива попиту, де ліва частина («голова») відображає невелику кількість популярних товарів із високими обсягами продажів, а права – довгий спадний «хвіст», що представляє численні нішеві товари з малим, але стійким попитом. Економічна логіка цього підходу полягає у використанні кумулятивного ефекту: продаж великої кількості малотираж-

них товарів у сумі може забезпечити прибутковість, співмірну з реалізацією бестселерів (рис. 2).

Ключовою перевагою концепції Long Tail у логістичному сервісі є можливість формування диференційованих стратегій управління запасами. Для товарів з високою оборотністю зберігається політика повної доступності та коротких циклів постачання, тоді як для нішевих товарів застосовується стратегія on-demand або зосередження запасів у спеціалізованих логістичних центрах. Завдяки цьому підприємства можуть підтримувати асортиментну повноту, не створюючи надлишкових витрат на зберігання.

Крім того, підхід Long Tail трансформує саму природу логістичного сервісу – від реактивного до проактивного. Замість того, щоб задовольняти попит після його виникнення, підприємства починають формувати попит через рекомендаційні системи, персоналізовані пропозиції та аналітику споживчої поведінки. Це створює ефект «розумної логістики», коли система прогнозує потребу раніше, ніж вона стає очевидною у продажах.

Таким чином, концепція Long Tail у стратегічному плануванні логістичного сервісу забезпечує новий баланс між ефективністю та гнучкістю. Вона дає можливість підприємствам поєднувати масштабність операцій із персоналізованим підходом до споживачів, що особливо важливо в епоху цифрової

трансформації. Для товарів низької оборотності це відкриває шлях до підвищення рівня обслуговування без значного збільшення витрат, формуючи основу для стійких і адаптивних ланцюгів постачання.

Поєднання ABC/XYZ-аналізу з концепцією Long Tail дає змогу створити більш точну і гнучку систему управління асортиментом і логістичним сервісом. Ці методи базуються на різних принципах, але взаємно доповнюють один одного: якщо ABC-аналіз дозволяє визначити значущість товару для обороту, а XYZ – стабільність його попиту, то підхід Long Tail розширює цю логіку, акцентуючи на економічній доцільності підтримки нішевих товарів із низькою частотою продажів.

Застосування інтегрованої моделі дає змогу побудувати матрицю стратегій логістичного сервісу, у якій комбінації класів ABC і XYZ узгоджуються з рівнем оборотності та варіативністю попиту. Наприклад, товари категорії A–X характеризуються високим обсягом продажів і стабільним попитом, тому для них доцільна стратегія повної доступності та використання принципів Lean або Just-in-Time. Для групи B–Y, де попит є помірно варіативним, ефективним є застосування Demand-Driven підходів (зокрема, DDMRP – Demand-Driven Material Requirements Planning), що дозволяє динамічно управляти запасами на основі змін попиту. Для категорії C–Z, до якої належать товари низької оборотності з

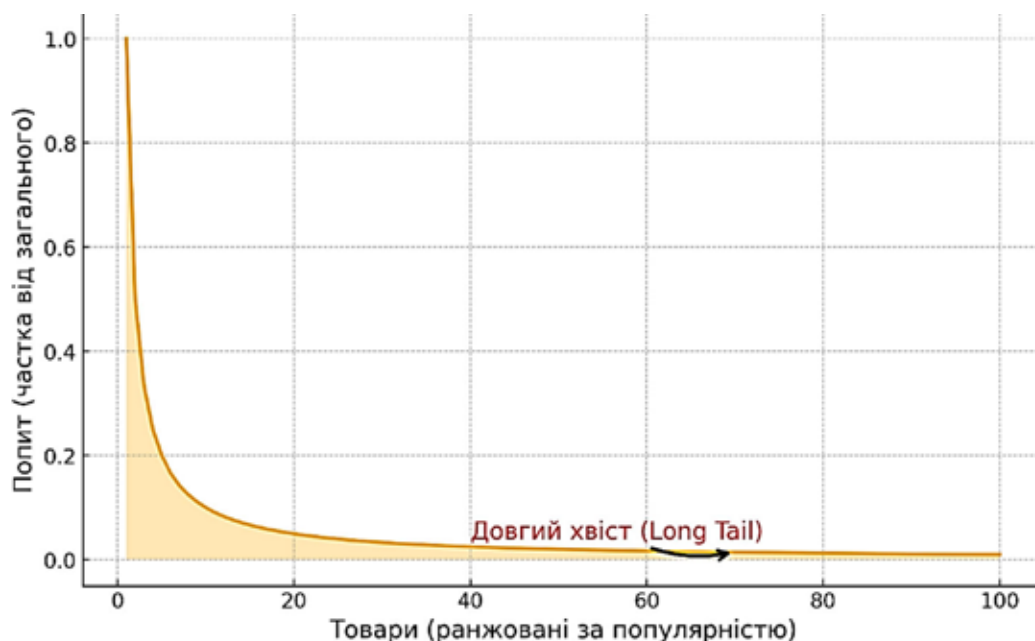


Рис. 2. Розподіл частки обсягу попиту за товарними позиціями в концепції Long Tail

Джерело: сформовано авторами на основі [1]

Таблиця 1

**Матриця стратегій логістичного сервісу
за ознаками оборотності та варіабельності попиту**

Комбінація	Характеристика товарів	Основна стратегія сервісу	Тип управління запасами
A–X	Висока оборотність, стабільний попит	Повна доступність, мінімальні запаси	Lean, Just-in-Time
B–Y	Середня оборотність, варіативний попит	Динамічне поповнення буферів, прогнозування за DDMRP	Demand-Driven, DDMRP
C–Z	Низька оборотність, нерегулярний попит	Сервіс на вимогу (on-demand), спільне управління запасами	VMI, 3PL, Digital SCM

Джерело: сформовано авторами

нерегулярними продажами, доцільно впроваджувати гнучкі або відкладені стратегії – on-demand, VMI (Vendor Managed Inventory) або обслуговування через 3PL-партнерів.

Така матриця дозволяє підприємствам систематизувати управління запасами та сервісом залежно від типу товару, не намагаючись застосувати єдину стратегію для всього асортименту. Особливо це актуально для підприємств, які працюють із широкими номенклатурними групами або в умовах електронної комерції.

Інтеграція підходів ABC/XYZ і Long Tail також відкриває можливість для побудови цифрових моделей прогнозування. Завдяки сучасним аналітичним інструментам можливо поєднувати історичні дані про попит з поведінковими факторами – переглядами товарів, кліками, додаванням у кошик тощо. У такому випадку Long Tail перестає бути суто теоретичною концепцією, а стає практичним елементом цифрового планування.

Для категорій C–Z особливо ефективним є підхід «on-demand replenishment», який базується на обробці сигналів реального попиту, отриманих через CRM, ERP або маркетингові платформи. Це дозволяє мінімізувати надлишкові запаси та одночасно підтримувати належний рівень сервісу навіть для рідкісних товарів.

Отже, комбінування ABC/XYZ і Long Tail забезпечує інтелектуальну диференціацію стратегій логістичного сервісу, яка враховує як економічну значущість товару, так і характер попиту на нього. Це дає змогу підприємствам досягати балансу між рівнем сервісу, витратами на запаси та гнучкістю логістичних процесів. У подальшому така інтегрована система може слугувати основою для впровадження адаптивних цифрових моделей про-

гнозування, що підвищують точність управлінських рішень і стійкість ланцюгів постачання.

Ефективне прогнозування попиту для товарів низької оборотності потребує вибору таких методів, які можуть працювати за умов обмеженості даних, нерегулярності продажів і високого рівня невизначеності. На практиці підприємства комбінують статистичні, ймовірнісні та інтелектуальні підходи залежно від типу товару, структури попиту й доступності інформації. Узагальнення характеристик найпоширеніших методів прогнозування наведено у таблиці 2.

Як видно з таблиці 2, універсального методу прогнозування не існує. Кожен підхід має свої переваги та обмеження, які необхідно враховувати залежно від структури асортименту та рівня цифрової зрілості підприємства. Для товарів з низькою оборотністю найбільш ефективними є адаптивні або гібридні моделі, здатні об'єднувати кілька джерел даних – історичних, поведінкових та експертних. Такі системи не лише підвищують точність прогнозів, а й забезпечують гнучкість логістичного сервісу, дозволяючи підприємствам швидко реагувати на зміну попиту.

Прогнозування попиту є центральним елементом управління логістичним сервісом, адже саме точність прогнозів визначає рівень доступності товарів, обсяг запасів та своєчасність постачань. Для товарів із високою оборотністю процес прогнозування є відносно стабільним – статистичні методи демонструють прийнятну точність за рахунок великої кількості історичних даних. Проте для товарів низької оборотності ситуація істотно інша: обсяг даних обмежений, продажі мають випадковий або епізодичний характер, а попит нерідко формується під впливом унікальних

Таблиця 2

Порівняння методів прогнозування попиту для товарів низької оборотності

Метод	Тип даних	Переваги	Недоліки	Рекомендоване застосування
Ковзаюча середня, експоненційне згладжування	Історичні дані продажів	Простота, швидке обчислення	Низька точність при нерегулярному попиті	Для стабільних товарів груп А–Х
Байєсівське прогнозування	Невеликі вибірки, апіорна інформація	Урахування невизначеності, адаптивність	Складність калібрування	Для груп В–У і С–Z
Машинне навчання	Великі обсяги даних, поведінкові фактори	Висока точність, самонавчання	Потребує значних обчислювальних ресурсів	Для великих торговельних платформ
Гібридна модель (Байєсівське прогнозування, кластерний аналіз, аналіз поведінки)	Дані різних типів: історичні, поведінкові, експертні	Адаптивність, точність, універсальність	Потребує інтеграції систем і даних	Для товарів із нерегулярним попитом

Джерело: сформовано автором на основі [1; 2; 5]

чинників (сезонності, спеціальних замовлень, поведінкових вподобань споживачів)

Традиційні методи прогнозування – ковзаюча середня або експоненційне згладжування – у таких умовах мають низьку точність, оскільки вони орієнтовані на сталі часові ряди та не враховують переривчастість продажів [1]. Для подолання цих обмежень у науковій і практичній площині активно розвиваються інтелектуальні методи прогнозування, засновані на аналізі даних, машинному навчанні та байєсівських підходах. Їх головна перевага полягає у здатності комбінувати різні типи інформації – статистичні, поведінкові та експертні – для формування більш адаптивних прогнозів.

Одним із перспективних напрямів є байєсівське прогнозування (Bayesian forecasting), яке дозволяє враховувати невизначеність і варіативність попиту навіть за обмеженої кількості спостережень. Цей підхід інтегрує експертні оцінки та апіорну інформацію про поведінку ринку в ймовірнісну модель прогнозування. У загальному вигляді байєсівське прогнозування описується формулою:

$$D_t = \int P(D_t | \theta) P(\theta | H) d\theta$$

де D_t – прогноз попиту на період t ;

H – історичні дані про попит;

θ – параметри моделі (середнє, дисперсія тощо);

$P(\theta | H)$ – апостеріорний розподіл параметрів, який оновлюється після кожного циклу спостережень.

Перевагою цього методу є можливість поступового уточнення прогнозів у процесі накопичення даних, що особливо важливо для товарів групи С, де кожна нова продажна подія може суттєво змінити оцінку попиту.

З метою підвищення точності прогнозування доцільним є створення гібридної моделі, яка об'єднує кілька методологічних підходів.

Кластеризація товарів за подібністю патернів попиту – за допомогою алгоритмів K-means або DBSCAN товари групуються за рівнем варіації, сезонністю, коефіцієнтом варіації та стабільністю продажів. Це дозволяє зменшити шум у даних і підвищити точність прогнозів для подібних товарів.

Байєсівське прогнозування (Bayesian block) – використовується для формування базового прогнозу на основі обмеженої історії продажів.

Поведінковий блок прогнозування (Behavioral block) – враховує цифрові сліди споживачів: перегляди, додавання до кошика, покупки схожих товарів, рейтинги. Для цього можуть застосовуватись методи Collaborative Filtering або Matrix Factorization.

Узагальнена формула інтегрованої моделі прогнозування має вигляд:

$$D_{i,t}^{int} = \alpha D_{i,t}^{(Bayes)} + \beta D_{i,t}^{(Cluster)} + \gamma D_{i,t}^{(Behavior)},$$

$$\alpha + \beta + \gamma = 1$$

де $D_{i,t}$ – підсумковий прогноз попиту на товар i у період t ;

$D_{i,t}^{(Bayes)}$ – прогноз за байєсівською моделлю;
 $D_{i,t}^{(Cluster)}$ – коригування на основі поведінки товарного кластера;

$D_{i,t}^{(Behavior)}$ – прогноз, згенерований з поведінкових даних;

α , β , γ – вагові коефіцієнти, які визначаються емпірично або через оптимізацію функції втрат (наприклад, RMSE).

Перевагою цієї моделі є адаптивність: вона здатна враховувати неоднорідність попиту, комбінувати структуровані дані (історія продажів) та неструктуровані (поведінкові сигнали), а також коригувати результати у режимі реального часу. Для візуалізації принципів побудови гібридної моделі прогнозування доцільно показати логіку взаємодії її аналітичних блоків. Така модель поєднує ймовірнісний, кластерний і поведінковий підходи, утворюючи цілісну систему адаптивного прогнозування попиту. На рис. 3 наведено узагальнену структуру гібридної моделі, яка використовується для управління товарами з низькою оборотністю.

Як показано на рис. 3, гібридна модель прогнозування поєднує різні підходи для досягнення максимальної точності за умов обмежених даних і високої варіативності попиту. Ймовірнісний блок забезпечує базову оцінку попиту, кластерний – підвищує стабільність прогнозу, а поведінковий – враховує неявні тренди у споживчій активності. Такий підхід формує основу для створення інтелектуальних систем прогнозування, здатних самонавчатися і підвищувати ефективність логістичного сервісу в режимі реального часу.

Таким чином, для товарів низької оборотності найефективнішим підходом є використання комбінованих моделей прогнозування,

що поєднують байєсівські методи, кластеризацію та аналіз поведінкових даних. Вони дозволяють досягти балансу між точністю прогнозів і витратами на їх реалізацію, створюючи основу для побудови адаптивних систем управління запасами у ланцюгах постачання.

Отже, стратегічне управління логістичним сервісом має ґрунтуватися на інтеграції аналітичних, організаційних і цифрових підходів. Поєднання методів класифікації товарів, інтелектуального прогнозування та симуляційного моделювання дозволяє сформувати адаптивну систему логістичного сервісу, здатну забезпечити стабільний рівень обслуговування, оптимальні витрати та високу клієнтоорієнтованість у сучасних умовах глобальної конкуренції.

Висновки. У статті узагальнено сучасні підходи до формування стратегій логістичного сервісу в ланцюгах постачання та запропоновано методичні основи їх удосконалення в умовах мінливого попиту. Доведено, що логістичний сервіс є ключовим чинником ефективності та стійкості ланцюгів постачання, який забезпечує інтеграцію операційних, тактичних і стратегічних рішень у єдину систему управління. Високий рівень сервісу не лише підвищує конкурентоспроможність підприємства, але й формує довіру та стабільність партнерських відносин у межах логістичної мережі.

На основі проведеного аналізу запропоновано інтеграцію ABC/XYZ-аналізу з концепцією Long Tail, що дозволяє диференціювати стратегії логістичного сервісу за типами товарів і стабільністю попиту. Такий підхід створює умови для збалансування витрат на утримання запасів і рівня доступності продук-

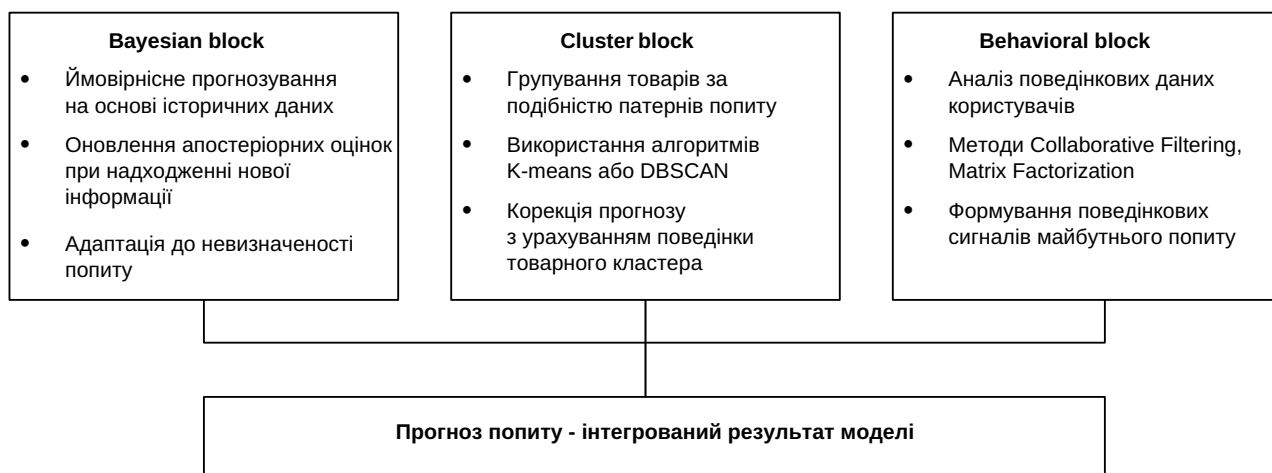


Рис. 3. Структура гібридної моделі прогнозування попиту

Джерело: сформовано авторами

ції. Для товарів низької оборотності обґрунтовано доцільність використання гнучких моделей управління запасами, та співпраця з 3PL-партнерами.

Запропоновано гібридну модель прогнозування попиту, яка поєднує байєсівські методи, кластеризацію патернів і поведінкову аналітику. Її застосування дозволяє підвищити точність прогнозів у сегменті товарів із нерегулярним попитом, зменшити рівень дефіциту та оптимізувати обсяги запасів.

Подальші наукові дослідження доцільно зосередити на розробленні інструментарію оцінювання ефективності стратегій логістичного сервісу з урахуванням рівня інтеграції учасників ланцюга постачання та ступеня

цифрової зрілості підприємств. Перспективним напрямом є також створення моделей адаптивного сервісу на базі штучного інтелекту та цифрових двійників, здатних самонавчатися на основі поведінкових даних споживачів і результатів попередніх логістичних рішень. Окрему увагу слід приділити оцінюванню впливу стратегії сервісу на стійкість і ризикостійкість ланцюгів постачання, зокрема в умовах кризових явищ і порушення транспортної інфраструктури. Розвиток таких досліджень сприятиме формуванню інтелектуальних систем управління логістичним сервісом, що забезпечать вищу гнучкість, прозорість і адаптивність сучасних ланцюгів постачання.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ:

1. Anderson C. The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More. – New York: Hyperion, 2006. – 238 p.
2. Brynjolfsson E., Hu Y., Smith M. The longer tail: The changing shape of Amazon's sales distribution curve // *Management Science*. – 2010. – Vol. 56, No. 8. – P. 1371–1386. – DOI: 10.1287/mnsc.1100.1196.
3. Christopher M. Logistics & Supply Chain Management. – 5th ed. – Harlow: Pearson Education Limited, 2016. – 310 p.
4. Chopra S., Meindl P. Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation. – 8th ed. – Boston: Pearson, 2022. – 528 p.
5. Чорнописька Н. Стійкість ланцюгів постачання в умовах нестабільності зовнішнього середовища // *Логістика: теорія та практика*. – 2021. – № 3 (44). – С. 45–53.
6. Чухрай Н. Адаптивне управління логістичними системами підприємств // *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. Серія: *Логістика*. – 2020. – № 5(2). – С. 112–121.
7. Ivanov D., Tsipoulanis A., Schönberger J. Digital Supply Chain, Smart Operations and Industry 4.0 // *Global Supply Chain and Operations Management*. – Springer, 2019. – P. 481–522. – DOI: 10.1007/978-3-319-94313-8_16.
8. Waller M. A., Fawcett S. E. Data Science, Predictive Analytics, and Big Data: A Revolution That Will Transform Supply Chain Design and Management // *Journal of Business Logistics*. – 2013. – Vol. 34, No. 2. – P. 77–84.
9. Simchi-Levi D., Kaminsky P., Simchi-Levi E. Designing and Managing the Supply Chain: Concepts, Strategies, and Case Studies. – 4th ed. – New York: McGraw-Hill, 2021. – 478 p.
10. Małachowski K., Nowak M. The impact of AI and digital twins on supply chain resilience // *LogForum*. – 2022. – Vol. 18, No. 3. – P. 289–301. – DOI: 10.17270/J.LOG.2022.754.
11. Singh S., Sharma S. K. Bayesian forecasting approach for intermittent demand in inventory systems // *International Journal of Production Research*. – 2021. – Vol. 59(14). – P. 4231–4247. – DOI: 10.1080/00207543.2020.1767203.
12. Deloitte. Digital Twins in Supply Chains: From Insight to Action. – 2023. – URL: <https://www.deloitte.com/insights> (дата звернення: 30.10.2025).
13. OECD. AI in Supply Chains: Transforming Efficiency and Resilience. – Paris: OECD Publishing, 2023. – 64 p.
14. McKinsey & Company. Digital Logistics and Predictive Analytics in Supply Chain Management. – 2022. – URL: <https://www.mckinsey.com/business-functions/operations> (дата звернення: 30.10.2025).
15. European Logistics Association. Logistics Trends and Insights Report 2024. – Brussels: ELA Publications, 2024. – 52 p.
16. Christopher M., Towill D. An integrated model for the design of agile supply chains // *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*. – 2001. – Vol. 31, No. 4. – P. 235–246.
17. Anderson E., Morrice D., Lundeen G. The role of service levels in supply chain design // *Operations Research*. – 2020. – Vol. 68(2). – P. 445–462. – DOI: 10.1287/opre.2019.1932.

REFERENCES:

1. Anderson, C. (2006). *The Long Tail: Why the Future of Business Is Selling Less of More*. New York: Hyperion.
2. Brynjolfsson, E., Hu, Y., & Smith, M. D. (2010). The longer tail: The changing shape of Amazon's sales distribution curve. *Management Science*, 56(8), 1371–1386. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1100.1196>
3. Christopher, M. (2016). *Logistics & Supply Chain Management*. (5th ed.). Harlow: Pearson Education Limited.
4. Chopra, S., & Meindl, P. (2022). *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*. (8th ed.). Boston: Pearson.
5. Chornopyska, N. (2021). Sustainability of supply chains in an unstable environment. *Logistics: Theory and Practice*, 3(44), 45–53.
6. Chukhrai, N. (2020). Adaptive management of logistics systems of enterprises. *Bulletin of Lviv Polytechnic National University. Series: Logistics*, 5(2), 112–121.
7. Ivanov, D., Tsipoulaidis, A., & Schönberger, J. (2019). Digital Supply Chain, Smart Operations and Industry 4.0. In *Global Supply Chain and Operations Management* (pp. 481–522). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-94313-8_16
8. Waller, M. A., & Fawcett, S. E. (2013). Data Science, predictive analytics, and Big Data: a revolution that will transform supply chain design and management. *Journal of Business Logistics*, 34(2), 77–84.
9. Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., & Simchi-Levi, E. (2021). *Designing and Managing the Supply Chain: Concepts, Strategies, and Case Studies*. (4th ed.). New York: McGraw-Hill.
10. Malachowski, K., & Nowak, M. (2022). The impact of AI and digital twins on supply chain resilience. *LogForum*, 18(3), 289–301. <https://doi.org/10.17270/J.LOG.2022.754>
11. Singh, S., & Sharma, S. K. (2021). Bayesian forecasting approach for intermittent demand in inventory systems. *International Journal of Production Research*, 59(14), 4231–4247. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1767203>
12. Deloitte. (2023). *Digital Twins in Supply Chains: From Insight to Action*. Retrieved from <https://www.deloitte.com/insights>
13. OECD. (2023). *AI in Supply Chains: Transforming Efficiency and Resilience*. Paris: OECD Publishing.
14. McKinsey & Company. (2022). *Digital Logistics and Predictive Analytics in Supply Chain Management*. Retrieved from <https://www.mckinsey.com/business-functions/operations>
15. European Logistics Association. (2024). *Logistics Trends and Insights Report 2024*. Brussels: ELA Publications.
16. Christopher, M., & Towill, D. (2001). An integrated model for the design of agile supply chains. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 31(4), 235–246.
17. Anderson, E., Morrice, D., & Lundeen, G. (2020). The role of service levels in supply chain design. *Operations Research*, 68(2), 445–462. <https://doi.org/10.1287/opre.2019.1932>