

Москалюк М. Л., Кашканов А. А.
Вінницький національний технічний університет

УПРАВЛІННЯ ЗАПАСАМИ ЗАПАСНИХ ЧАСТИН У ЛОГІСТИЦІ АВТОМОБІЛЬНИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ В УМОВАХ БАГАТОФАКТОРНОЇ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ

У статті досліджено підходи до адаптивного управління запасами запасних частин у логістиці автомобільних вантажних перевезень в умовах багатофакторної невизначеності. Враховано вплив змінного навантаження на транспортні засоби, сезонних коливань попиту, технічного стану автопарку та ризиків порушення логістичних процесів. Обґрунтовано доцільність використання цифрових технологій, зокрема телематичних систем, GPS-моніторингу та IoT-рішень, для збору та аналізу експлуатаційних даних, що дозволяє формувати динамічні профілі зношування та прогнозувати потребу в запасних частинах з високою точністю.

Запропоновано концептуальну модель адаптивного управління, яка поєднує сценарне моделювання, емпіричні коефіцієнти та алгоритми прогнозування на основі реальних даних вантажних перевезень. Розроблена модель дозволяє оперативно реагувати на зміни в інтенсивності використання транспортних засобів, оптимізувати рівень запасів, знижувати витрати на зберігання та мінімізувати ризики простоїв. Проведено порівняльний аналіз традиційних та адаптивних стратегій управління запасами, що підтверджує переваги гнучких підходів в умовах нестабільного середовища.

Результати дослідження можуть бути використані для підвищення ефективності технічного обслуговування автопарків, покращення планування логістичних операцій та впровадження цифрових рішень у системи управління запасами. Запропоновані моделі мають практичну цінність для транспортних компаній, що прагнуть до підвищення надійності перевезень, скорочення витрат та адаптації до сучасних викликів ринку.

Ключові слова: адаптивне управління запасами, запасні частини, автомобільні перевезення, телематика, інтернет речей (IoT), технічне обслуговування, цифрова логістика, багатофакторна невизначеність.

ВСТУП

Сучасна логістика автомобільних вантажних перевезень характеризується високою динамікою попиту, зростаючою складністю технічного обслуговування автопарків та підвищеним рівнем невизначеності зовнішнього середовища [1]. Умови експлуатації транспортних засобів змінюються залежно від сезонних факторів, типу вантажу, маршруту, стилю водіння та інтенсивності навантаження, що створює додаткові виклики для забезпечення безперервності логістичних операцій [2].

Одним із ключових елементів підтримки технічної готовності автотранспорту є ефективне управління запасами запасних частин [3]. Наявність необхідних компонентів у потрібний час і в оптимальній кількості безпосередньо впливає на рівень простоїв, продуктивність перевезень та економічну ефективність логістичних систем. Проте традиційні моделі управління запасами [4, 5], зокрема класичні економічні та регресійні підходи, часто не враховують багатофакторну природу експлуатаційних умов, що призводить до надлишкових запасів або дефіциту критичних деталей.

У зв'язку з цим актуальним є впровадження адаптивних моделей управління [6], здатних реагувати на змінні параметри експлуатації в реальному часі. Такі моделі базуються на використанні цифрових технологій – телематичних систем, GPS-моніторингу, мобільних додатків та рішень на основі Інтернету речей (IoT). Збір та аналіз телематичних даних дозволяє формувати індивідуальні профілі зношування для кожного транспортного засобу, прогнозувати потребу в запасних частинах з високою точністю та оптимізувати логістичні витрати.

Запропонований у статті підхід передбачає поєднання сценарного моделювання, емпіричних коефіцієнтів та алгоритмів машинного навчання, що дозволяє адаптувати стратегії управління запасами до реальних умов вантажних перевезень. Такий підхід сприяє підвищенню надійності логістичних процесів, скороченню витрат на зберігання та зменшенню ризику простоїв, що є особливо важливим для транспортних компаній, які прагнуть до цифровізації та стійкості в умовах нестабільного ринку.

АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ ДАНИХ ТА ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ

У науковій літературі управління запасами запасних частин розглядається переважно в контексті виробничих систем, сервісного обслуговування та централізованих складів (табл. 1). Класичні підходи, зокрема моделі EOQ, ABC-аналіз, регресійні методи та стохастичні алгоритми, орієнтовані на стабільні умови попиту та обмежено враховують динаміку експлуатаційного

середовища. У сфері транспортної логістики ці моделі часто не забезпечують достатньої гнучкості, особливо в умовах сезонних піків, нерівномірного навантаження на автопарк та варіативності маршрутів.

Таблиця 1 – Порівняння наукових напрямків управління запасами

Напрямок дослідження	Характеристика підходу	Переваги	Недоліки
Класичні моделі управління запасами [7]	ЕОQ, ABC, регресійні моделі; орієнтація на стабільний попит	Простота реалізації, добре досліджені, ефективні при стабільному попиті	Низька адаптивність, не враховують змінні умови експлуатації
Управління в умовах невизначеності [8]	Стохастичні моделі, fuzzy logic, сценарне моделювання	Врахування ризиків, гнучкість у плануванні	Складність математичної реалізації, потреба в експертних оцінках
Цифровізація логістики запасів [9]	ERP, GPS, мобільні додатки, хмарні платформи	Автоматизація процесів, доступ до реальних даних	Висока вартість впровадження, залежність від IT-інфраструктури
Адаптивні моделі на основі телематики [10]	ML-алгоритми, індивідуальні профілі зношування, телематичні дані	Висока точність прогнозів, персоналізація для кожного ТЗ	Потреба в великих масивах даних, складність навчання моделей
Інтеграція в логістичні системи [11]	Гібридні моделі, цифрові двійники, багаторівневе управління	Системний підхід, масштабованість, стійкість до збоїв	Висока складність інтеграції, потреба в міжсистемній сумісності
Практичні кейси в транспортній логістиці [12]	Реалізація моделей у автопарках, скорочення витрат, підвищення надійності	Доведена ефективність, орієнтація на реальні умови	Обмежена універсальність, залежність від специфіки підприємства

Як видно з таблиці 1, окремі дослідження акцентують увагу на цифровізації логістичних процесів, зокрема впровадженні телематичних систем, GPS-моніторингу та IoT-рішень для збору експлуатаційних даних. Проте більшість із них зосереджені на диспетчеризації, контролі витрат пального або оптимізації маршрутів, залишаючи поза увагою питання прогнозування потреби в запасних частинах на основі реальних параметрів зношування.

Проблема полягає в тому, що існуючі моделі не враховують багатофакторну природу ризиків, пов'язаних із технічним станом транспортних засобів [13], індивідуальними умовами експлуатації та ймовірністю порушення логістичних ланцюгів. Це призводить до неефективного планування закупівель, надлишкових запасів або дефіциту критичних компонентів, що негативно впливає на надійність перевезень.

ЦІЛЬ ТА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою роботи є розробка, обґрунтування та апробація моделі адаптивного управління запасами запасних частин у логістиці автомобільних вантажних перевезень, яка враховує експлуатаційну невизначеність, технічний стан транспортних засобів та цифрові джерела даних (телематика, IoT, GPS).

Для досягнення поставленої мети визначено такі завдання дослідження:

1. Проаналізувати сучасні наукові підходи до управління запасами запасних частин у транспортній логістиці, зокрема в умовах невизначеності та ризику.

2. Ідентифікувати ключові фактори, що впливають на потребу в запасних частинах у вантажному автотранспорті (інтенсивність експлуатації, технічний стан, сезонність, маршрутні умови).

3. Розробити концептуальну модель адаптивного управління запасами, яка інтегрує телематичні дані, GPS-моніторинг та IoT-рішення для прогнозування потреби в запасних частинах.

4.Сформувати алгоритм сценарного моделювання, що дозволяє оцінювати варіативність попиту та ризику порушення логістичних процесів.

5.Провести емпіричне дослідження на основі реальних даних вантажних перевезень для валідації запропонованої моделі.

МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

Методологія дослідження (табл. 2) базується на інтеграції системного підходу, математичних моделей, телематичних засобів моніторингу та сучасних транспортних технологій [14]. Її спрямованість акцентована на виявлення залежностей між зміною потреби в запасних частинах і зовнішніми факторами, а також на побудові адаптивної моделі планування, здатної враховувати ці взаємозв'язки.

Таблиця 2. Структура методології дослідження

Етап	Зовнішні чинники / об'єкти аналізу	Методи та інструменти	Очікувані результати
1. Визначення впливових факторів	- Кліматичні умови (температура, вологість, опади) - Характеристики дорожнього покриття (тип, ухили, інтенсивність трафіку) - Режими експлуатації (міські маршрути, міжміські перевезення, рівень завантаження) - Соціально-економічні ризики (кризові явища, перебої в постачанні)	- Системний підхід до аналізу - Експертне оцінювання - Аналіз нормативної бази	Складено перелік основних зовнішніх чинників, що впливають на потребу в запасних частинах
2. Типологізація запасних частин	- Високочутливі: гальмівні колодки, амортизатори, шини - Середньочутливі: фільтри, мастильні матеріали - Низькочутливі: електронні компоненти, кузовні елементи	- Функціонально-вартісний аналіз - Класифікація за рівнем зносу	Побудовано матрицю «чутливість до умов – пріоритетність планування»
3. Агрегація даних	- Телематичні показники (GPS, CAN-шина) - Геоінформаційні дані (дорожня інфраструктура, кліматичні карти) - Статистика відмов і ремонтних робіт	- Онлайн-моніторинг - Геопросторовий аналіз - Інтеграція з базами даних автопарків	Створено уніфіковану інформаційну базу для подальшого моделювання та прогнозування
4. Побудова моделей і прогнозів	- Взаємозв'язок між зовнішніми умовами та зносом деталей	- Регресійні методи - Сценарне моделювання (міські, міжміські, гірські умови) - Прогностичні алгоритми (ARIMA, LSTM)	Отримано прогнози потреби в запасних частинах для різних умов експлуатації
5. Формування адаптивних планів	- Управління запасами на складах - Закупівельна діяльність та логістика	- Інтеграція з ERP-платформами [15] - Алгоритми оптимізації - Оцінка ризиків	Забезпечено гнучке коригування планів закупівель і рівня запасів
6. Перевірка та впровадження	- Автопарки підприємств	- Пілотні впровадження - Порівняння з традиційними підходами	Підтверджено ефективність: зниження витрат, зменшення простоїв

Етап	Зовнішні чинники / об'єкти аналізу	Методи та інструменти	Очікувані результати
7. Очікувані результати	- Уся система управління запасами	- Комплексна ефективність моделі	Підвищено надійність перевезень, знижено витрати, забезпечено масштабованість рішення

Прогнозування потреби в запасних частинах здійснювалося на основі запропонованої обчислювальної архітектури (рис. 1), яка реалізує гібридний підхід, що поєднує класичні статистичні методи, глибокі нейронні мережі та механізми автоматичного навчання. Система побудована як багаторівнева модель, що інтегрує різні типи аналітики для підвищення точності прогнозу.

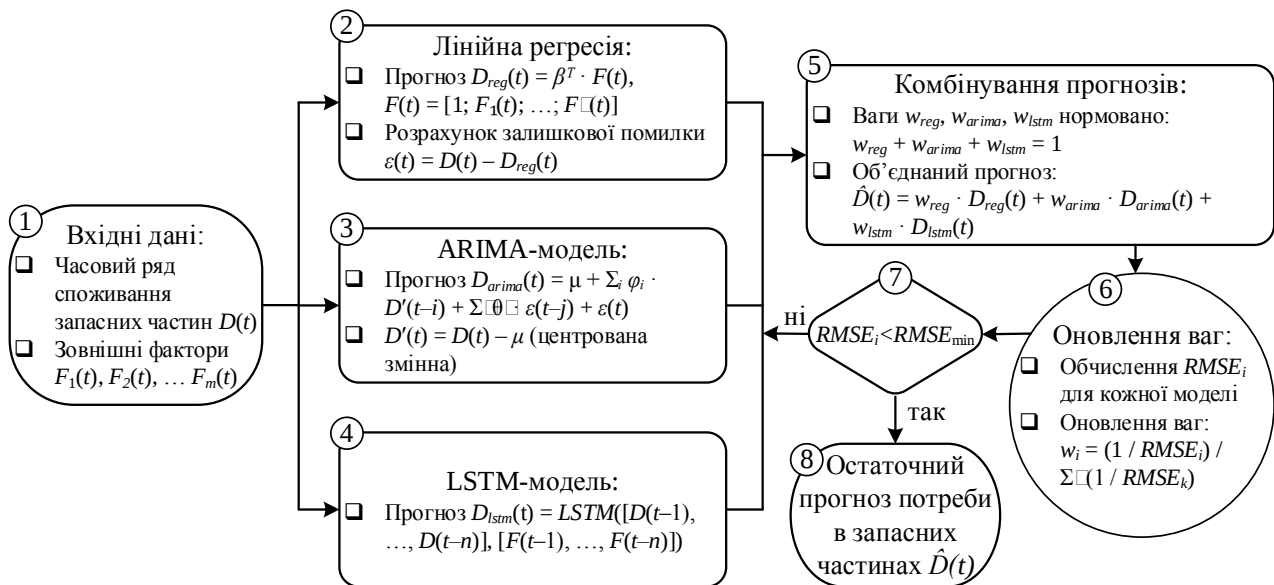


Рисунок 1. Схематична структура адаптивної системи прогнозування потреби в запасних частинах автотранспорту

На початковому етапі ① модель отримує вхідні дані: часовий ряд фактичного споживання запасних частин $D(t)$, а також набір зовнішніх змінних $F_1(t), F_2(t), \dots, F_m(t)$, які потенційно впливають на попит. Ці дані надходять до модуля лінійної регресії ②, який генерує базовий прогноз $D_{reg}(t)$ з урахуванням впливу зовнішніх факторів. Одночасно обчислюється залишкова похибка $\varepsilon(t)$, що відображає невраховані часові закономірності. На наступному етапі ③ застосовується ARIMA-модель, яка аналізує структуру залишкової похибки та формує уточнений прогноз $D_{arima}(t)$, враховуючи автокореляційні зв'язки та сезонні коливання [16]. Паралельно функціонує блок LSTM ④ – глибока рекурентна нейромережа, здатна виявляти складні нелінійні залежності між історичними даними споживання та зовнішніми змінними [17]. Вона формує третій прогноз $D_{lstm}(t)$, який доповнює результати попередніх моделей. Усі три прогнози агрегуються в окремому модулі ⑤ за допомогою зваженої формули

$$\hat{D}(t) = w_{reg} \cdot D_{reg}(t) + w_{arima} \cdot D_{arima}(t) + w_{lstm} \cdot D_{lstm}(t), \quad (1)$$

де вагові коефіцієнти w_i визначають внесок кожної моделі в інтегрований прогноз. Ці коефіцієнти є динамічними – вони автоматично оновлюються відповідно до точності кожної моделі, яка оцінюється за метрикою RMSE (Root Mean Square Error) ⑥. Чим нижча похибка, тим більша вага відповідної моделі в загальному прогнозі. У результаті формується об'єднаний прогноз $\hat{D}(t)$, який є збалансованим поєднанням лінійної, часової та нейромережевої аналітики ⑦, ⑧. Така система дозволяє враховувати зовнішні впливи, часову структуру даних та складні взаємозв'язки, а також адаптується до змін у вхідних параметрах, забезпечуючи високу точність і надійність прогнозування.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ

У цьому розділі представлено результати моделювання та тестування трьох підходів до прогнозування потреби в запасних частинах для вантажного автотранспорту на основі даних реального автопарку (20 одиниць MAN TGX, період спостереження – 12 місяців).

Для збору й обробки телематичних даних застосували SKT Globus [18] – мобільний клієнт на Android, що через GPS, CAN-шину та IoT-сенсори в реальному часі передавав: пробіг і швидкість руху кожної одиниці; навантаження на вісь (датчики тиску); режими двигуна й час простоїв та інші дані. Дані SKT Globus зберігалися в хмарі та використовувалися для ідентифікації ключових факторів впливу на потребу в запасних частинах (табл. 3) при сценарному моделюванні за допомогою адаптивної моделі LSTM.

Таблиця 3. Сценарна матриця факторів впливу на потребу в запасних частинах

	Фактор	Опис впливу	Варіативність	Потенційний ефект на потребу	Примітки / Джерело даних
	Пробіг	Чим більший пробіг, тим вища ймовірність зношування вузлів	Висока	Зростання	Телематика (CAN, GPS)
	Тип маршруту	Гірські, сільські, міські маршрути мають різний рівень навантаження	Середня	Зміна номенклатури	GPS-трекінг, логістичні карти
	Сезонність	Температурні коливання впливають на зношування шин, акумуляторів тощо	Висока	Пікове навантаження	Календар, історія обслуговування
	Стиль водіння	Агресивне гальмування, перевищення швидкості прискорюють зношування	Середня	Зростання	IoT-сенсори, мобільні додатки
	Тип вантажу	Важкі або нестабільні вантажі створюють додаткове навантаження на підвіску	Низька	Локальне зростання	CRM, документи перевезень
	Частота технічного обслуговування	Регулярне ТО знижує ризик аварійного зношування	Середня	Зменшення	ERP, сервісні журнали
	Вік транспортного засобу	Старі машини мають вищу потребу в запасних частинах	Висока	Стабільне зростання	Реєстр автопарку
	Кліматичні умови	Вологість, пил, перепади температур впливають на електроніку та фільтри	Середня	Зміна типу запасів	Метеодані, регіональні коефіцієнти
	Інтенсивність навантаження	Частота рейсів, вага вантажу, тривалість поїздки	Висока	Прогресивне зростання	Телематика, логістичні платформи
0	Аварійність / інциденти	ДТП або пошкодження викликають негайну потребу в ремонті	Низька	Різне зростання	Сервісні звіти, страхові дані

Дані про використання транспортних засобів (пробіг, навантаження, сезонність) та телематичні сигнали (GPS, CAN-шина, IoT-сенсори) було розділено на навчальну (80 %) і тестову (20 %) вибірки. Точність прогнозів оцінювали за метриками MAE (Mean Absolute Error), RMSE (Root Mean Square Error) та MAPE (Mean Absolute Percentage Error).

У результаті моделювання було протестовано три підходи до прогнозування потреби в запасних частинах для вантажного автотранспорту:

1. Традиційна модель EOQ (Economic Order Quantity) – базується на середньому попиту та фіксованому інтервалі замовлення.

2. Регресійна модель з локальними коефіцієнтами – враховує пробіг, навантаження, сезонність та тип маршруту.

3. Адаптивна модель на основі телематичних даних та машинного навчання – використовує GPS, CAN-шину, IoT-сенсори та алгоритми прогнозування (нейронні мережі LSTM).

Результати порівняльного аналізу моделей наведено в таблиці 4.

Таблиця 4. Порівняння моделей управління запасами

Модель	Вхідні дані	АЕ	MSE	АРЕ	Гнучкість	Витрати на запас	Ризик простоїв
EOQ	Середній попит, фіксований інтервал	2,4	5,7	8,2%	Низька	Висока	Високий
Регресійна модель	Пробіг, сезонність, маршрут	,1	0,3	2,7%	Середня	Середні	Середній
Адаптивна модель (ML + IoT)	GPS, CAN, телематика, історія	,6	,2	,9%	Висока	Низька	Низький

Традиційна модель EOQ показала MAE = 12,4 %, RMSE = 15,7 %, MAPE = 18,2 %. Низька гнучкість цієї моделі спричинила високі витрати на утримання запасів та значний ризик простоїв.

Регресійна модель продемонструвала MAE = 8,1 %, RMSE = 10,3 %, MAPE = 12,7 %. Середня гнучкість обумовила помірне зниження витрат на запаси й ризику порушень.

Адаптивна модель на основі телематичних даних та машинного навчання (нейронні мережі LSTM) забезпечила найвищу точність: MAE = 4,6 %, RMSE = 6,2 %, MAPE = 7,9 %. Висока гнучкість цього підходу дозволила мінімізувати витрати на зберігання та мінімізувати ризик простоїв автопарку.

ОБГОВОРЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ

Отримані результати підтверджують ефективність адаптивного підходу до управління запасами запасних частин у логістиці вантажного автотранспорту. Порівняльний аналіз (табл. 4) показав, що традиційна модель EOQ, хоча й проста у реалізації, демонструє низьку точність прогнозування та високий ризик надлишкових запасів або дефіциту. Регресійна модель з локальними коефіцієнтами забезпечує кращу адаптацію до регіональних умов, однак її ефективність обмежена при високій варіативності експлуатаційних параметрів. Найвищі показники точності, гнучкості та економічної ефективності продемонструвала адаптивна модель, побудована на основі телематичних даних та алгоритмів машинного навчання. Вона дозволяє враховувати індивідуальні профілі зношування транспортних засобів, оперативно реагувати на зміну навантаження та формувати персоналізовані стратегії технічного обслуговування. Застосування IoT-сенсорів, GPS-моніторингу та мобільних платформ (зокрема SKT Globus) забезпечує безперервний збір даних і підвищує точність прогнозів. Важливо зазначити, що впровадження таких моделей потребує інтеграції з існуючими ERP-системами, підготовки персоналу та забезпечення кібербезпеки. Проте довгострокові переваги – зниження витрат, мінімізація простоїв, підвищення надійності перевезень – значно перевищують початкові інвестиції.

Впровадження адаптивної моделі управління запасами запасних частин (рис. 1) безпосередньо впливає на операційну стабільність, продуктивність і економічну ефективність вантажних перевезень:

1. Завдяки точному прогнозуванню потреби в запасних частинах на основі телематичних даних, підприємство може своєчасно забезпечити технічне обслуговування, уникнувши аварійних зупинок. Це дозволяє підтримувати високий рівень доступності транспортних засобів і виконувати графіки перевезень без порушень.

2. Модель забезпечує стабільне функціонування автопарку навіть в умовах сезонних піків, складних маршрутів або нестабільного попиту. Це особливо важливо для перевезень сільськогосподарської продукції, будівельних матеріалів або критичних вантажів, де затримки неприпустимі.

3. Зменшення аварійних ремонтів, надлишкових запасів і витрат на зберігання запасних частин сприяє загальному зниженню логістичних витрат. Це дозволяє підприємству підвищити

рентабельність перевезень і конкурентоспроможність на ринку.

4.Інтеграція моделі з телематичними платформами дає змогу оперативно коригувати маршрути, враховуючи технічний стан транспортних засобів. Це дозволяє уникати перевантаження машин, розподіляти ресурси ефективніше та знижувати ризики збоїв у доставці.

5.Модель генерує прогностичні індикатори, які можуть бути використані диспетчерами для прийняття рішень щодо заміни техніки, перенесення рейсів або оптимізації графіків. Це підвищує керованість логістичної системи в реальному часі.

ВИСНОВКИ

У роботі розроблено адаптивну модель управління запасами запасних частин, яка інтегрує телематичні дані, інформацію про технічний стан транспортних засобів та оцінку логістичних ризиків. Модель поєднує класичні статистичні методи з алгоритмами машинного навчання і забезпечує гнучке реагування на змінні умови експлуатації.

Проведено порівняльний аналіз трьох підходів – ЕОQ, регресійної моделі та запропонованої адаптивної системи. Результати демонструють суттєві переваги цифрового методу в умовах невизначеності, особливо завдяки динамічній адаптації прогнозів до зовнішніх факторів. Адаптивна модель показала найвищу точність прогнозування ($MAPE < 8\%$), що сприяє зниженню витрат на зберігання запасів і мінімізації простоїв автопарку. Автоматичне оновлення вагових коефіцієнтів згідно з RMSE дозволяє підтримувати стабільну якість прогнозів у різних експлуатаційних сценаріях.

Запропонований підхід має практичну цінність для транспортних підприємств, які прагнуть цифровізувати технічне обслуговування і підвищити ефективність логістичних процесів. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на інтеграцію моделі з хмарними платформами, розширення номенклатури запасних частин та адаптацію алгоритмів до різних типів транспортних засобів.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

- 1.Кашканов А.А., Москалюк М.Л. Невизначеність та її вплив на формування запасів запасних частин для забезпечення ефективності транспортних процесів. Вісник машинобудування та транспорту. 2024, 2, С. 74-80. <https://doi.org/10.63341/vjmet/2.2024.74>.
- 2.Кашканов А. А., Буряк В.В., Москалюк М.Л. Аспекти логістичного забезпечення виробничих процесів підприємств автомобільного транспорту України. Матеріали XVI міжнародної науково-практичної конференції «Сучасні технології та перспективи розвитку автомобільного транспорту», 23-25 жовтня 2023 року: збірник наукових праць. Вінниця: ВНТУ. 2023, С. 154-156.
- 3.Zhang S., Huang K., Yuan Y. Spare Parts Inventory Management: A Literature Review. Sustainability. 2021. 13(5), 2460. <https://doi.org/10.3390/su13052460>.
- 4.Boylan J., Syntetos A. Intermittent Demand Forecasting: Context, Methods and Applications. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc. 2021. 400 p. <https://doi.org/10.1002/9781119135289>.
- 5.Кашканов А.А., Москалюк М.Л. Методи обґрунтування запасів запасних частин у системі управління транспортним процесом. Вісник машинобудування та транспорту. 2024, 1(19), С. 68-74. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2024-19-1-68-74>.
- 6.Bhojani A.H., Gohel D.P. Evaluating Advancements and Identifying Research Gaps in Automotive Spare Parts Demand Forecasting. Journal of Computer Technology & Applications. 2024, 15(3), P. 47-58. URL: <https://journals.stmjournals.com/jocta/article=2024/view=177288/>.
- 7.Ghobbar A.A., Friend C.H. Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. Computers & Operations Research. 2003, 30, P. 2097-2114. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(02\)00125-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(02)00125-9).
- 8.Büyüközkan G., Çifçi G. Extending QFD with Pythagorean Fuzzy Sets for Sustainable Supply Chain Management. In: Kahraman C., Cebi S., Cevik Onar S., Oztaysi B., Tolga A., Sari I. (eds) Intelligent and Fuzzy Techniques in Big Data Analytics and Decision Making. INFUS 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing. 2020, vol 1029. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23756-1_17.
- 9.Kim D.-H., Kim G.-Y., Noh S. D. Digital Twin-Based Prediction and Optimization for Dynamic Supply Chain Management. Machines. 2025, 13(2), 109. <https://doi.org/10.3390/machines13020109>.
- 10.Gawande P.D. Integrating AI-Driven Predictive Maintenance with Telematics: A Data-Centric Approach. Sarcouncil Journal of Engineering and Computer Sciences. 2025, 4(7), P. 456-462. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15862327>.
- 11.Ivanov D., Dolgui A. A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. Production Planning & Control. 2020, 32(9), P. 775-788. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450>.

12. Atakay, B. et al. Spare Parts Inventory Management System in a Service Sector Company. In: Durakbasa N.M., Gençyılmaz M.G. (eds) Digitizing Production Systems. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham. 2022. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90421-0_67.
13. Кашканов А. А., Біліченко В. В. Експлуатація та обслуговування транспортних машин: навчальний посібник. Вінниця: ВНТУ, 2004. 136 с.
14. Ince E.C. Mapping the Path to Sustainable Urban Mobility: A Bibliometric Analysis of Global Trends and Innovations in Transportation Research. Sustainability. 2025, 17(4), 1480. <https://doi.org/10.3390/su17041480>.
15. Woźniakowski T, Jałowicki P, Zmarzłowski K. ERP systems and warehouse management by WMS. Information System in Management. 2018, 7(2). P. 141-51. <https://doi.org/10.22630/ISIM.2018.7.2.13>.
16. Sherly A., Christo M. S., Elizabeth J. V. A hybrid approach to time series forecasting: Integrating ARIMA and Prophet for improved accuracy. Results in Engineering. 2025, 27, 105703. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105703>.
17. Singh U., Saurabh K., Trehan N. et al. GA-LSTM: Performance Optimization of LSTM driven Time Series Forecasting. Computational Economics. 2025, 66, P. 2873–2908. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10769-0>.
18. Система моніторингу транспорту "Глобус". (2025). URL: <https://skt-globus.com.ua/>.

REFERENCES

1. Kashkanov A., Moskaliuk M. (2024). Uncertainty and its impact on the formation of spare parts inventories to ensuring the efficiency of transport processes. Journal of Mechanical Engineering and Transport, 10(2), 74-80. <https://doi.org/10.63341/vjmet/2.2024.74>
2. Kashkanov A. A., Buriak V.V., Moskaliuk M.L. (2023). Aspekty lohistychnoho zabezpechennia vyrobnychkykh protsesiv pidpriemstv avtomobilnoho transportu Ukrainy. Materialy XVI mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Suchasni tekhnolohii ta perspektyvy rozvytku avtomobilnoho transportu», 23-25 zhovtnia 2023 roku: zbirnyk naukovykh prats. Vinnytsia: VNTU. S. 154-156.
3. Zhang S., Huang K., Yuan Y. (2021). Spare Parts Inventory Management: A Literature Review. Sustainability, 13(5), 2460. <https://doi.org/10.3390/su13052460>.
4. Boylan J., Syntetos A. (2021). Intermittent Demand Forecasting: Context, Methods and Applications. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc. 400 p. <https://doi.org/10.1002/9781119135289>.
5. Kashkanov A., Moskaliuk M. (2024). Methods of justification of spare parts stocks in the transport process management system. Journal of Mechanical Engineering and Transport, 10(1), 68-74. <https://doi.org/10.31649/2413-4503-2024-19-1-68-74>.
6. Bhojani A.H., Gohel D.P. (2024). Evaluating Advancements and Identifying Research Gaps in Automotive Spare Parts Demand Forecasting. Journal of Computer Technology & Applications, 15(3), 47-58. URL: <https://journals.stmjournals.com/jocta/article=2024/view=177288/>.
7. Ghobbar A.A., Friend C.H. (2003). Evaluation of forecasting methods for intermittent parts demand in the field of aviation: a predictive model. Computers & Operations Research, 30, 2097-2114. [https://doi.org/10.1016/S0305-0548\(02\)00125-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0548(02)00125-9).
8. Büyüközkan G., Çifçi G. (2020). Extending QFD with Pythagorean Fuzzy Sets for Sustainable Supply Chain Management. In: Kahraman C., Cebi S., Cevik Onar S., Oztaysi B., Tolga A., Sari I. (eds) Intelligent and Fuzzy Techniques in Big Data Analytics and Decision Making. INFUS 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 1029. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23756-1_17.
9. Kim D.-H., Kim G.-Y., Noh S. D. (2025). Digital Twin-Based Prediction and Optimization for Dynamic Supply Chain Management. Machines, 13(2), 109. <https://doi.org/10.3390/machines13020109>.
10. Gawande P.D. (2025). Integrating AI-Driven Predictive Maintenance with Telematics: A Data-Centric Approach. Sarcouncil Journal of Engineering and Computer Sciences, 4(7), 456-462. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15862327>.
11. Ivanov D., Dolgui A. (2020). A digital supply chain twin for managing the disruption risks and resilience in the era of Industry 4.0. Production Planning & Control, 32(9), 775-788. <https://doi.org/10.1080/09537287.2020.1768450>.
12. Atakay, B. et al. (2022). Spare Parts Inventory Management System in a Service Sector Company. In: Durakbasa N.M., Gençyılmaz M.G. (eds) Digitizing Production Systems. Lecture Notes in Mechanical Engineering. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90421-0_67.
13. Kashkanov A. A., Bilichenko V. V. (2004). Eksploatatsiia ta obsluhovuvannia transportnykh mashyn: navchalnyi posibnyk. Vinnytsia: VNTU, 136 s.

14. Ince E.C. (2025). Mapping the Path to Sustainable Urban Mobility: A Bibliometric Analysis of Global Trends and Innovations in Transportation Research. *Sustainability*, 17(4), 1480. <https://doi.org/10.3390/su17041480>.
15. Woźniakowski T, Jałowiecki P, Zmarzłowski K. (2018). ERP systems and warehouse management by WMS. *Information System in Management*, 7(2). 141-51. <https://doi.org/10.22630/ISIM.2018.7.2.13>.
16. Sherly A., Christo M. S., Elizabeth J. V. (2025). A hybrid approach to time series forecasting: Integrating ARIMA and Prophet for improved accuracy. *Results in Engineering*, 27, 105703. <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.105703>.
17. Singh U., Saurabh K., Trehan N. et al. (2025). GA-LSTM: Performance Optimization of LSTM driven Time Series Forecasting. *Computational Economics*, 66, 2873–2908. <https://doi.org/10.1007/s10614-024-10769-0>.
18. Systema monitorynhu transportu "Hlobus". (2025). [Globus transport monitoring system]. URL: <https://skt-globus.com.ua/>.

M. Moskaliuk, A. Kashkanov. Spare Parts Inventory Management in Freight Transport Logistics under Multifactor Uncertainty

This article investigates approaches to adaptive spare parts inventory management in the context of freight transport logistics under conditions of multifactor uncertainty. The study accounts for the influence of variable vehicle loads, seasonal demand fluctuations, fleet technical condition, and risks of disruption in logistics processes. The use of digital technologies – particularly telematics systems, GPS monitoring, and Internet of Things (IoT) solutions – is substantiated for collecting and analysing operational data. This enables the formation of dynamic wear profiles and highly accurate forecasting of spare parts demand.

A conceptual adaptive inventory management model is proposed, integrating scenario modelling, empirical coefficients, and predictive algorithms based on real-world freight transport data. The developed model enables timely responses to changes in vehicle utilisation intensity, optimises inventory levels, reduces storage costs, and minimises downtime risks. A comparative analysis of traditional and adaptive inventory strategies confirms the advantages of flexible approaches in unstable environments.

The research findings can be applied to improve fleet maintenance efficiency, enhance logistics planning, and support the implementation of digital solutions in inventory management systems. The proposed models offer practical value for transport companies seeking to improve delivery reliability, reduce costs, and adapt to contemporary market challenges.

Key words: adaptive inventory management, spare parts, freight transport, telematics, Internet of Things (IoT), maintenance, digital logistics.

МОСКАЛЮК Микола Леонідович, аспірант кафедри автомобілів та транспортного менеджменту, Вінницький національний технічний університет, e-mail: moskalyuk255@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0002-4660-8858>

КАШКАНОВ Андрій Альбертович, д.т.н., професор, професор кафедри автомобілів та транспортного менеджменту, Вінницький національний технічний університет, e-mail: a.kashkanov@vntu.edu.ua, <https://orcid.org/0000-0003-3294-6135>

Mykola MOSKALIUK, PhD student, Department of Automobiles and Transport Management, Vinnytsia National Technical University, e-mail: moskalyuk255@gmail.com, <https://orcid.org/0009-0002-4660-8858>

Andrii KASHKANOV, Dr.Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Department of Automobiles and Transport Management, Vinnytsia National Technical University, e-mail: a.kashkanov@vntu.edu.ua, <https://orcid.org/0000-0003-3294-6135>

DOI 10.36910/automash.v2i25.1931