
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК 004.8, 004.9

Д.І. УГРИН, Ю.О. УШЕНКО, К.П. ГАЗДЮК, А.Я. ДОВГУНЬ, А.Д. УГРИН, Д.В. КОЗАК

МЕТОДОЛОГІЯ РОЗРОБКИ ТА ВПРОВАДЖЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДАЖІВ ДЛЯ ЕФЕКТИВНОГО УПРАВЛІННЯ

¹Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича

²Чернівецький індустріальний фаховий коледж

Анотація. Дослідження присвячене розробці та впровадженню гнучкої методології прогнозування продажів для ефективного управління запасами в магазинах і складських приміщеннях. Запропонована модель базується на методах машинного навчання та враховує змінні ринкові умови, дозволяючи адаптивно оновлювати прогнози. Основні етапи дослідження включають аналіз існуючих методів прогнозування, вибір алгоритмів машинного навчання, розробку прототипу моделі та оцінку її точності й економічного ефекту. Для реалізації моделі використовувався фреймворк AutoML .NET, який забезпечує автоматичний підбір найефективніших алгоритмів і гіперпараметрів. Результати експериментів з навчання моделей на наборах даних різного обсягу продемонстрували високу точність прогнозування за допомогою алгоритмів FastTree, FastForest, SDCA та LightGBM. Також було досліджено ефективність різних стратегій оптимізації параметрів, що дозволяє адаптувати модель до нових ринкових змін. Запропонована методологія сприяє зниженню ризиків у процесі управління запасами, підвищенню ефективності бізнес-процесів та мінімізації витрат, пов'язаних із надлишковими або дефіцитними запасами.

Ключові слова: прогнозування продажів, машинне навчання, управління запасами, AutoML .NET, управління ризиками, оптимізація.

Abstract. The study is devoted to the development and implementation of a flexible sales forecasting methodology for efficient inventory management in stores and warehouses. The proposed model is based on machine learning methods and takes into account changing market conditions, allowing for adaptive forecast updates. The main stages of the research include analysing existing forecasting methods, selecting machine learning algorithms, developing a prototype model, and evaluating its accuracy and economic effect. To implement the model, the AutoML .NET framework was used, which provides automatic selection of the most efficient algorithms and hyperparameters. The results of model training experiments on data sets of different sizes demonstrated high forecasting accuracy using FastTree, FastForest, SDCA, and LightGBM algorithms. The effectiveness of various parameter optimisation strategies was also investigated, allowing the model to adapt to new market changes. The proposed methodology helps to reduce risks in the inventory management process, increase the efficiency of business processes and minimise costs associated with excess or shortage stocks.

Keywords: sales forecasting, machine learning, inventory management, AutoML .NET, risk management, optimisation.

DOI: 10.31649/1681-7893-2025-49-1-123-134

ВСТУП

У сучасних умовах динамічного розвитку ринку та зростаючих вимог до оптимізації бізнес-процесів ефективне управління запасами набуває критичного значення для підприємств, що працюють у сферах торгівлі та логістики. Конкурентний тиск, нестабільність попиту та необхідність оперативного реагування на зміни диктують потребу у впровадженні точних методів прогнозування продажів. Це, у свою чергу, дозволяє мінімізувати ризики, що пов'язані з надмірними або недостатніми запасами товарів. Інтеграція адаптивних методологій управління ризиками та використання сучасних інформаційних технологій забезпечує ефективне поєднання функцій прогнозування продажів у системах управління товарно-матеріальними цінностями магазинів і складських приміщень.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Одним із найперспективніших напрямків вирішення цієї проблеми є застосування технологій машинного навчання, що дозволяють створювати автоматизовані, високоточні та адаптивні моделі прогнозування. Аналізуючи великі обсяги різномірних даних, такі моделі враховують широкий спектр чинників, включаючи сезонні коливання, макроекономічні тенденції, поведінку споживачів, ефективність маркетингових кампаній та інші зовнішні впливи. Це сприяє оптимізації процесів закупівлі, скороченню витрат на зберігання товарів та підвищенню рівня обслуговування клієнтів.

Однак впровадження таких моделей супроводжується низкою ризиків, які охоплюють як технологічні аспекти (якість вхідних даних, складність інтеграції з існуючими інформаційними системами, потенційна нестабільність алгоритмів), так і організаційні фактори (опір змінам, дефіцит кваліфікованих фахівців, ризик прийняття необґрунтованих управлінських рішень на основі прогнозних даних). У цьому контексті використання гнучких методологій управління ризиками є ключовим для успішного впровадження систем прогнозування продажів. Адаптивні підходи забезпечують швидке реагування на зміну ринкової ситуації, мінімізацію ймовірності критичних помилок і ефективну інтеграцію інноваційних рішень у бізнес-процеси підприємства.

З огляду на це, розробка моделі генерації моделей машинного навчання для прогнозування обсягів продажів у системах управління товарно-матеріальними цінностями магазинів і складських приміщень є актуальним і важливим завданням. У рамках цього дослідження буде здійснено детальний аналіз предметної області, розглянуто існуючі аналогічні рішення, розроблено концептуальну архітектуру системи та визначено ключові аспекти її інтеграції в бізнес-процеси підприємств. Використання запропонованих технологічних рішень не лише підвищить точність прогнозування та мінімізує ризики, а й сприятиме створенню стійких конкурентних переваг, що забезпечать стабільний розвиток та підвищення операційної ефективності в умовах сучасного ринку.

1. ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ ТА АНАЛОГІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

У сучасному швидко змінюваному корпоративному середовищі ефективне управління запасами виступає важливим фактором для досягнення конкурентоспроможності підприємств [1, 2, 3]. Незалежно від розміру та галузі, компанії намагаються забезпечити оптимальний контроль над запасами, що дозволяє їм оперативно задовольняти попит споживачів, уникати дефіциту товарів, зменшувати витрати на зберігання та транспортування, а також удосконалювати логістичні процеси [4, 5]. Впровадження програмних рішень для управління запасами дає змогу автоматизувати ключові бізнес-процеси та приймати рішення на основі аналізу даних [6, 7, 8].

Гнучкі методології управління ризиками у прогнозуванні продажів сприяють ефективному плануванню інвентаризації та мінімізації невизначеності [9, 10]. Використання інтелектуального аналізу даних і алгоритмів машинного навчання дозволяє підвищити точність прогнозів, що критично важливо для підприємств, що працюють у динамічних ринкових умовах [11, 12]. Таким чином, дослідження гнучких підходів до прогнозування продажів у системах управління запасами сприятиме підвищенню ефективності бізнес-процесів і формуванню конкурентних переваг.

Вивчення сучасних підходів до управління запасами охоплює широкий спектр наукових і практичних досліджень [13, 14]. У багатьох роботах розглядаються методи прогнозування попиту, автоматизація процесів управління запасами та інтеграція інформаційних систем у ланцюги постачання [15, 16]. Дослідження, опубліковані в аналітичних звітах Forbes [17], свідчать про значну роль цифрових технологій в оптимізації управління запасами, особливо у сфері електронної комерції та складської логістики.

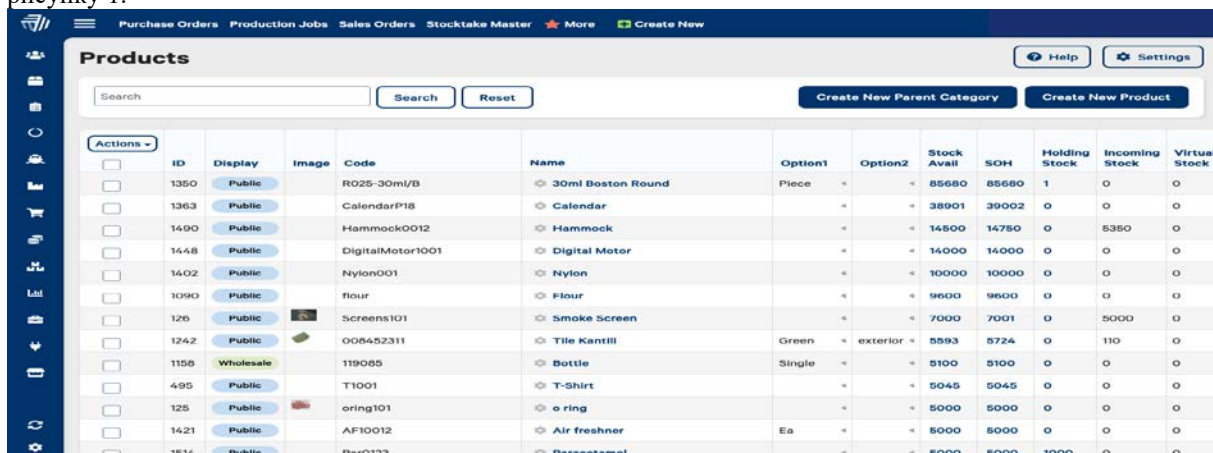
Програмні рішення, такі як Cin7, Ordoro та inFlow, є лідерами у сфері управління запасами. Cin7 забезпечує автоматизоване відстеження рівнів запасів і закупівель, Ordoro спеціалізується на багатоканальному управлінні запасами для онлайн-продажів, а inFlow орієнтований на B2B-компанії та пропонує інструменти для оптових постачальників [18]. Впровадження цих рішень дозволяє знизити операційні витрати та покращити ефективність управління запасами.

Сучасні методи прогнозування, такі як моделі машинного навчання, регресійний аналіз та нейронні мережі, використовуються для підвищення точності передбачення попиту [19, 20]. Зокрема, адаптивні моделі враховують сезонність, тенденції ринку та поведінку споживачів, що дозволяє компаніям зменшити ризики, пов'язані з надмірним запасом або дефіцитом товарів.

Аналіз існуючих рішень показує, що багато компаній впроваджують спеціалізовані системи управління запасами для оптимізації операційної діяльності [21]. Наприклад, Cin7 пропонує широкий

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

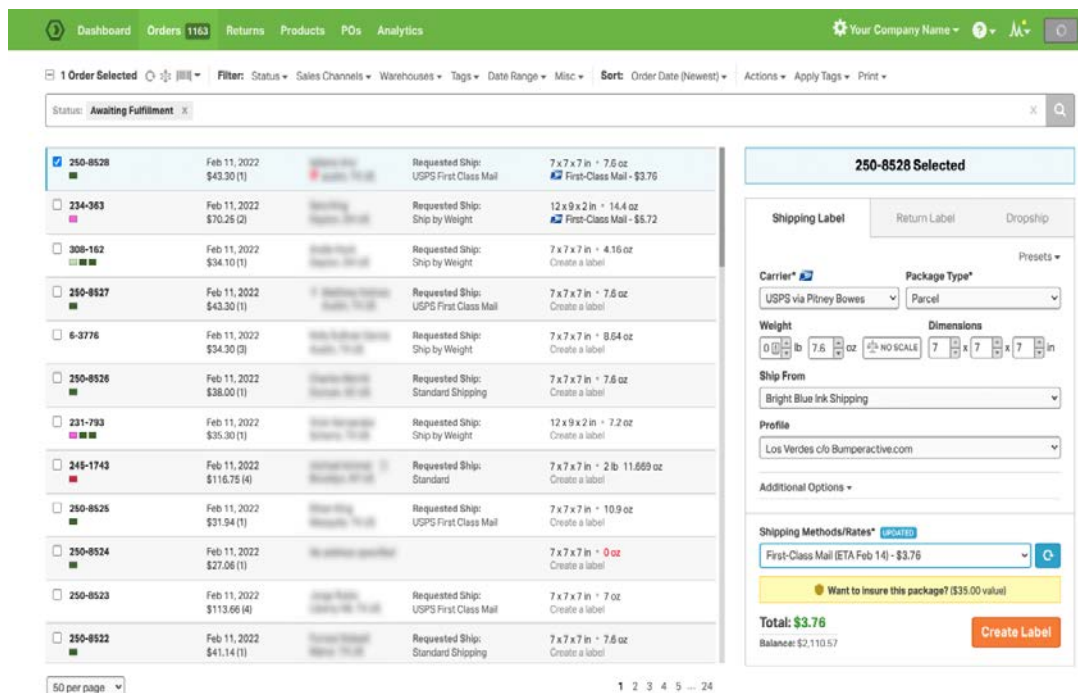
набір функцій для автоматизації складських процесів та управління закупівлями, що дозволяє компаніям ефективно контролювати рівень запасів та прогнозувати попит [22]. Інтерфейс Cin7 представлений на рисунку 1.



Actions	ID	Display	Image	Code	Name	Option1	Option2	Stock Avail	SOH	Holding Stock	Incoming Stock	Virtual Stock
☐	1350	Public		R025-30ml/B	30ml Boston Round	Piece		85680	85680	1	0	0
☐	1363	Public		CalendarP18	Calendar			38901	39002	0	0	0
☐	1400	Public		Hammock0012	Hammock			14500	14750	0	5350	0
☐	1448	Public		DigitalMotor1001	Digital Motor			14000	14000	0	0	0
☐	1402	Public		Nylon001	Nylon			10000	10000	0	0	0
☐	1090	Public		flour	Flour			9600	9600	0	0	0
☐	126	Public		Screens101	Smoke Screen			7000	7001	0	5000	0
☐	1242	Public		008452311	Tile Kantill	Green	exterior	5593	5724	0	110	0
☐	1158	Wholesale		119085	Bottle	Single		5100	5100	0	0	0
☐	495	Public		T1001	T-Shirt			5045	5045	0	0	0
☐	125	Public		oring101	e ring			5000	5000	0	0	0
☐	1421	Public		AF10012	Air freshner	Ea		5000	5000	0	0	0
☐	1514	Public		Par0123	Paracetamol			5000	5000	1000	0	0

Рисунок 1 – Спеціалізована система управління запасами Cin7 для оптимізації операційної діяльності

Ordoro забезпечує інтеграцію з платформами електронної комерції, що робить його ідеальним рішенням для багатоканальних роздрібних продажів. Ordoro [23] є одним із найкращих багатоканальних рішень для управління запасами. Це програмне забезпечення поєднує синхронізацію рівня запасів і статусу доставки в реальному часі з більшістю платформ електронної комерції та онлайн-ринків. Серед основних переваг Ordoro – це можливість оформлення замовлень на купівлю одним клацанням миші, а також автоматизація процесу закупівель, яка ґрунтується на даних про повторні замовлення або прогнози продажів. Ordoro є ідеальним вибором для компаній, що працюють з товарами на замовлення, індивідуальними виробами та підписками, оскільки має функціонал комплектування, що дозволяє відстежувати відвантаження сировини та компонентів до товарів, готових до відправлення. Візуальний інтерфейс Ordoro наведено на рисунку 2.



Dashboard Orders 1163 Returns Products POs Analytics

1 Order Selected Filter: Status Sales Channels Warehouses Tags Date Range Misc Sort: Order Date (Newest) Actions Apply Tags Print

Status: Awaiting Fulfillment

ID	Date	Status	Requested Ship	Weight	Dimensions
250-8528	Feb 11, 2022 \$43.30 (1)	Requested Ship: USPS First Class Mail	7 x 7 x 7 in - 7.6 oz	First-Class Mail - \$3.76	
234-363	Feb 11, 2022 \$70.25 (2)	Requested Ship: Ship by Weight	12 x 9 x 2 in - 14.4 oz	First-Class Mail - \$5.72	
308-162	Feb 11, 2022 \$34.10 (1)	Requested Ship: Ship by Weight	7 x 7 x 7 in - 4.16 oz	Create a label	
250-8527	Feb 11, 2022 \$43.30 (1)	Requested Ship: USPS First Class Mail	7 x 7 x 7 in - 7.6 oz	Create a label	
6-3776	Feb 11, 2022 \$34.30 (3)	Requested Ship: Ship by Weight	7 x 7 x 7 in - 8.64 oz	Create a label	
250-8526	Feb 11, 2022 \$38.00 (1)	Requested Ship: Standard Shipping	7 x 7 x 7 in - 7.6 oz	Create a label	
231-793	Feb 11, 2022 \$35.30 (1)	Requested Ship: Ship by Weight	12 x 9 x 2 in - 7.2 oz	Create a label	
245-1743	Feb 11, 2022 \$116.75 (4)	Requested Ship: Standard	7 x 7 x 7 in - 2 lb 11.689 oz	Create a label	
250-8525	Feb 11, 2022 \$31.94 (1)	Requested Ship: USPS First Class Mail	7 x 7 x 7 in - 10.9 oz	Create a label	
250-8524	Feb 11, 2022 \$27.06 (1)	Requested Ship: Standard Shipping	7 x 7 x 7 in - 0 oz	Create a label	
250-8523	Feb 11, 2022 \$113.66 (4)	Requested Ship: USPS First Class Mail	7 x 7 x 7 in - 7 oz	Create a label	
250-8522	Feb 11, 2022 \$41.14 (1)	Requested Ship: Standard Shipping	7 x 7 x 7 in - 7.6 oz	Create a label	

50 per page 1 2 3 4 5 ... 24

250-8528 Selected

Shipping Label Return Label Dropship

Carrier* USPS via Pitney Bowes Package Type* Parcel

Weight 7.6 oz Dimensions 7 x 7 x 7 in

Ship From Bright Blue Ink Shipping

Profile Los Verdes c/o Bumperactive.com

Additional Options

Shipping Methods/Rates* First-Class Mail ETA Feb 14 - \$3.76

Want to insure this package? (\$35.00 value)

Total: \$3.76 Balance: \$2,110.57 Create Label

Рисунок 2 – Багатофункціональне програмне забезпечення Ordoro для управління запасами та автоматизації логістики

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

InFlow пропонує унікальні можливості для B2B-сегменту, включаючи управління віртуальними виставковими залами та котируванням цін. inFlow [2, 22] є оптимальним рішенням для B2B та оптових компаній. Він надає всі стандартні функції управління запасами, а також спеціалізовані можливості, що підходять для B2B і оптових підприємств. Наприклад, користувачі inFlow можуть вибирати, які елементи інвентарю використовувати для створення віртуальних виставкових залів і визначати, яку інформацію різні клієнти побачать. Крім того, система підтримує котирування B2B, виставлення рахунків, маршрутизацію замовлень торгових представників та управління робочими процесами у промисловому виробництві. Візуальний інтерфейс inFlow представлений на рисунку 3.

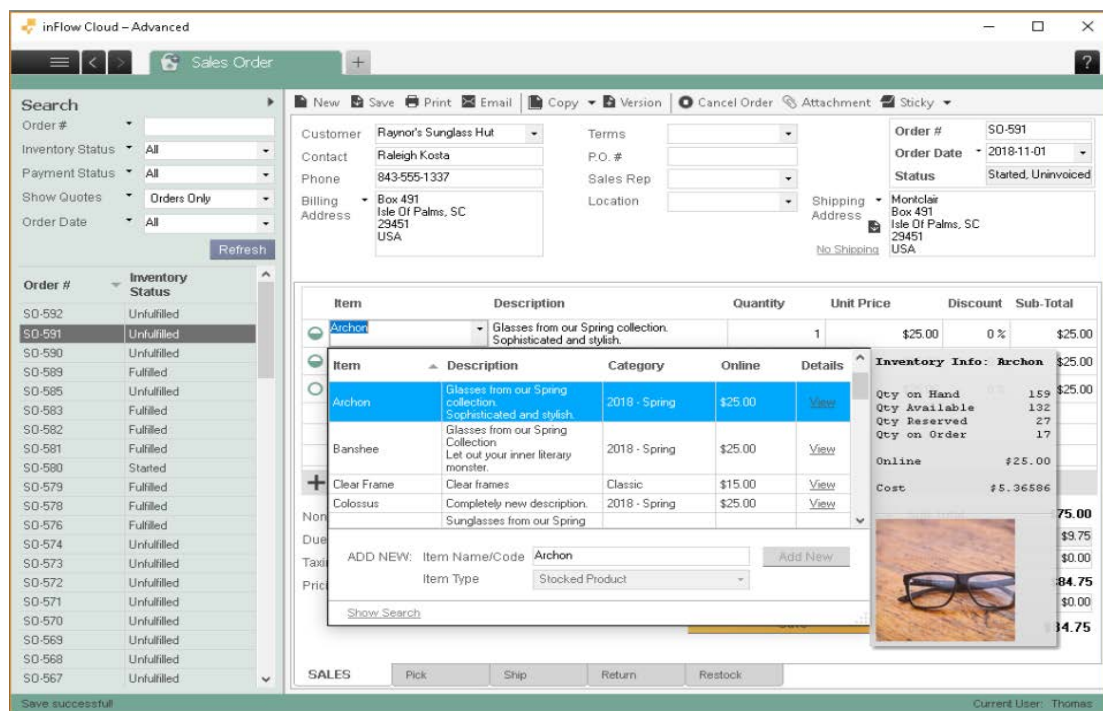


Рисунок 3 – Програмне забезпечення inFlow для управління запасами

Попередні дослідження у сфері гнучкого управління ризиками в прогнозуванні продажів демонструють, що використання аналітичних платформ та інтелектуальних систем дозволяє зменшити втрати, пов'язані з невірними прогнозами [9, 11]. Наприклад, системи, що використовують нейронні мережі та алгоритми штучного інтелекту, можуть адаптуватися до змін у попиту та автоматично коригувати стратегії управління запасами.

Таким чином, подальше дослідження гнучких методологій управління ризиками прогнозування продажів у системах управління запасами дозволить розробити ефективні інструменти для підвищення точності передбачень, зниження витрат і покращення ефективності роботи компаній у сфері роздрібної та оптової торгівлі.

2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ТА ЦІЛІ ДОСЛІДЖЕННЯ

У сучасних умовах бізнес-середовища, де ризики зміни попиту та коливань ринку стають дедалі важливішими, гнучке управління прогнозами продажів у системах управління інвентарем є критично важливим для ефективної роботи магазинів і складських приміщень. Враховуючи ці фактори, зростає необхідність у розробці методологій, що здатні адаптуватися до швидко змінюваних умов, таких як зміни попиту, сезонність, і невизначеність. У цьому контексті важливим аспектом є створення модулів прогнозування продажів, що базуються на використанні машинного навчання, з акцентом на гнучкість і адаптивність прогнозних моделей.

Задача даного дослідження полягає в розробці та реалізації гнучкої методології прогнозування продажів для систем управління інвентарем магазинів та складських приміщень. Модель, що буде

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

розроблена, повинна автоматично генерувати методи прогнозування продажів на основі історичних даних про запаси та обсяги продажів, з урахуванням динамічних змін попиту. Це дозволить підприємствам оперативно адаптувати свої стратегії управління запасами, знижуючи ризики надлишкових або дефіцитних товарів і покращувати ефективність процесів закупівель та логістики.

Модель має використовувати різноманітні методи машинного навчання, зокрема лінійну регресію та дерева рішень (Random Forest, Gradient Boosting), що дозволить забезпечити високу точність прогнозів, а також гнучкість у налаштуванні моделей в залежності від змін у даних або умовах ринку. Крім того, для забезпечення стабільності та точності прогнозів необхідно буде застосовувати методи валідації, такі як перехресна валідація та оптимізація гіперпараметрів.

Метою дослідження є розробка та впровадження гнучкої методології прогнозування продажів, що буде адаптуватися до змінних умов ринку, для ефективного управління запасами у магазинах та складських приміщеннях. Модель прогнозування продажів повинна забезпечити точні прогнози, сприяти оптимізації запасів та зниженню ризиків у процесах управління інвентарем.

На основі мети виділяються цілі дослідження:

1. Розробити гнучку методологію прогнозування продажів, яка адаптується до змінюваних умов ринку та дозволяє враховувати різноманітні фактори ризику;
2. Вивчити ефективність застосування методів машинного навчання для прогнозування продажів у сфері управління інвентарем;
3. Оцінити вплив різних алгоритмів на точність прогнозів та їх здатність до адаптації до нових даних;
4. Розробити систему для автоматичного перенавчання моделей на нових даних, що дозволяє оперативно реагувати на зміни в умовах попиту;
5. Оцінити економічний ефект від інтеграції розробленої моделі прогнозування у систему управління запасами.

Ключові етапи дослідження:

1. Аналіз сучасних підходів до прогнозування продажів і оцінки ризиків в управлінні запасами;
2. Формулювання задачі та вимог до моделі прогнозування продажів, з урахуванням специфіки управління інвентарем;
3. Вибір методів машинного навчання та проектування алгоритму роботи моделі з фокусом на гнучкість і адаптивність;
4. Розробка прототипу моделі прогнозування та інтеграція його в існуючі системи управління запасами;
5. Оцінка точності прогнозів і економічного ефекту від використання гнучкої методології для управління ризиками в управлінні запасами.

Це дослідження має на меті не лише розробку інноваційної моделі прогнозування продажів, а й створення ефективної гнучкої методології, що дозволить підприємствам знижувати ризики і підвищувати ефективність операцій, що пов'язані з управлінням інвентарем у складських приміщеннях і магазинах.

3. МАТЕРІАЛИ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА МЕТОДИ

Розробка та навчання моделі машинного навчання є складним та багатоступеневим процесом, що включає кілька ключових етапів. Кожен з цих етапів має важливе значення для досягнення оптимальних результатів.

Процес реалізації моделі складається з наступних етапів:

1. Збір історичних даних замовлень. На цьому етапі здійснюється отримання історії замовлень користувачів з бази даних. Ці дані слугуватимуть основою для формування початкового набору даних, необхідного для подальшого навчання моделі.
2. Обробка та підготовка даних. Дані підлягають обробці, в процесі якої відбираються лише релевантні поля і рядки, які важливі для навчання моделі. Проводиться трансформація даних у формат, що підходить для подальшого використання у навчанні.
3. Передача даних у модель створення методів. Підготовлені дані конвертуються в необхідний формат і передаються на обробку до моделі, яка займається створенням моделей машинного навчання.
4. Підбір алгоритму та моделі для оптимальних результатів. За допомогою фреймворку .NET AutoML, модель починає тестувати різні алгоритми та налаштування, щоб визначити найбільш підходящу конфігурацію для моделі.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

5. Навчання моделі на обраних даних та алгоритмі. На цьому етапі обраний метод машинного навчання тренується на підготовлених даних з використанням обраного алгоритму.

6. Збереження моделі для подальшого використання. Після навчання модель зберігається, що дає змогу користувачам використовувати її для генерації прогнозів щодо можливих продажів товарів у майбутньому.

Цей процес забезпечує ефективне створення та впровадження методів машинного навчання, здатних робити точні прогнози для оптимізації процесів управління запасами. Діаграма процесу створення моделі наведена на рисунку 4.

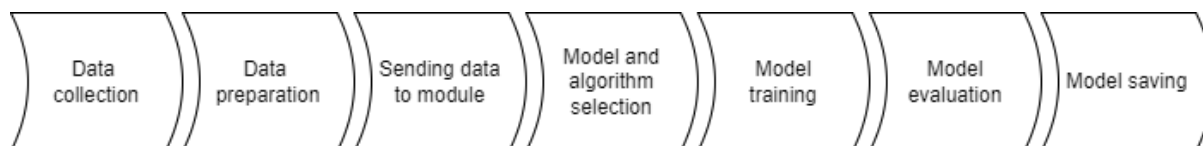


Рисунок 4 – Діаграма процесу створення моделі

Модуль генерації моделей машинного навчання оснащений набором алгоритмів з фреймворку Auto.ML .NET. Цей модуль використовує метод підбору алгоритмів та їх гіперпараметрів для визначення найбільш ефективної моделі, яка найкраще підходить для прогнозування продажів на основі існуючих даних про продажі користувача. Модуль підтримує широкий спектр алгоритмів [14], серед яких вибирається найоптимальніший для конкретного набору даних:

1. FastTree – ансамблевий деревоподібний алгоритм, оптимізований для задач регресії. Він ефективно працює з великими наборами даних, де є нелінійні зв'язки, і часто демонструє високу точність для складних задач регресії.

2. FastForest – алгоритм випадкового лісу, який створює кілька дерев рішень. Підходить для наборів даних з шумом або відсутніми значеннями та може ефективно працювати з нелінійними зв'язками.

3. SDCA – алгоритм лінійної регресії, який є оптимальним для простих наборів даних з лінійними зв'язками. Показує високу ефективність при роботі з великими наборами даних і розрідженими ознаками.

4. LightGBM – платформа градієнтного підвищення від Microsoft, відома своєю швидкістю та ефективністю при роботі з великими об'ємами даних. Добре справляється з обробкою як категоріальних, так і числових ознак.

Розроблений модуль генерації моделей машинного навчання у фреймворку Auto.ML .NET, який включає набір алгоритмів, призначених для вибору оптимальних моделей та їх гіперпараметрів для передбачення продажів на основі існуючих даних користувача. Цей модуль застосовує широкий спектр алгоритмів [11, 13], щоб визначити найкращий підходящий для конкретного набору даних:

1. FastTree: алгоритм деревоподібного ансамблю, оптимізований для регресії, ефективний для обробки великих наборів даних з нелінійними зв'язками.

2. FastForest: алгоритм випадкового лісу, що створює кілька дерев рішень, добре працює з даними з шумом або відсутніми значеннями.

3. SDCA: алгоритм лінійної регресії, найкраще підходить для простих наборів даних з лінійними зв'язками та ефективний з великими розрідженими даними.

4. LightGBM: платформа підвищення градієнта від Microsoft, відома своєю швидкістю та ефективністю обробки великих категоріальних та числових характеристик.

Auto.ML .NET містить широкий набір тюнерів [12-14], що дозволяють автоматично підбирати оптимальні гіперпараметри для передбачення значень:

1. Cost Frugal Tuner – реалізує економну оптимізацію гіперпараметрів з урахуванням вартості навчання.

2. Eci Cost Frugal Tuner – варіант Cost Frugal Tuner, адаптований для ієрархічних просторів пошуку; використовується як тюнер за замовчуванням у AutoML.

3. SMAC – тюнер, що застосовує байєсівську оптимізацію на основі випадкових лісів.

4. Grid Search – ефективний для невеликих просторів пошуку.

5. Випадковий пошук – здійснює випадковий підбір гіперпараметрів.

Для кожного алгоритму модуль індивідуально визначає оптимальні гіперпараметри за допомогою AutoML. Усі параметри алгоритмів наведені в таблиці 1.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Таблиця 1

Гіперпараметри алгоритмів модуля

Алгоритм	Гіперпараметри	Вплив тюнера
FastTree	Кількість дерев	Число дерев у складі ансамблю рішень.
	Гранична глибина дерева.	Обмежує розмір дерева для запобігання перенавчанню.
	Швидкість навчання	Знижує вплив кожного окремого дерева.
	Частка ознак	Частка характеристик, задіяних у формуванні дерева.
	Мінімальне прирощення при розділенні.	Мінімальне збільшення, необхідне для поділу вузла.
FastForest	Кількість дерев	Загальна кількість дерев.
	Максимальна глибина	Гранична глибина кожного окремого дерева.
	Кількість листків	Допустима максимальна глибина кожного дерева.
LightGBM	Кількість листків	Регулює складність кожного дерева.
	Швидкість навчання	Вплив кожного дерева на загальну модель.
	Мінімальні дані в листку	Мінімальна кількість прикладів, що вимагаються в листі.
	Частка ознак	Частка функцій, що використовуються в кожній ітерації.
SDCA	Нормалізація L2	Накладає штраф на великі ваги для запобігання перенавчанню.
	L1 Регуляризація.	Сприяє розрідженості моделі.
	Допуск конвергенції	Визначає момент, коли оптимізація завершується.

Для підвищення ефективності навчання моделей та запобігання перенавчанню (overfitting), коли модель надмірно пристосовується до тренувальних даних і втрачає здатність до узагальнення, у модулі та фреймворку Auto.ML .NET використовується метод перехресної перевірки (cross-validation). Цей підхід дає змогу оцінювати продуктивність моделі, тестуючи її на різних підмножинах даних, що сприяє отриманню більш стабільних і надійних результатів.

Auto.ML .NET підтримує різні метрики для оцінки ефективності моделі, зокрема:

1. RSquared (R^2) – показник, що відображає, наскільки добре модель пояснює варіацію залежної змінної. Він вимірює частку варіації, яку модель здатна пояснити, у порівнянні із загальною варіацією у вихідних даних. Вищі значення R^2 свідчать про гарну адаптацію моделі до даних, однак занадто високі показники можуть вказувати на перенавчання.

2. RMSE (Root Mean Square Error) – середнє квадратичне відхилення, яке відображає середню похибку прогнозів моделі. Чим нижче значення RMSE, тим точніші передбачення. Ця метрика особливо корисна для оцінки регресійних моделей.

3. MSE (Mean Square Error) – середнє квадратичне відхилення між фактичними та прогнозованими значеннями. Подібно до RMSE, ця метрика допомагає оцінити точність прогнозів, але через квадратичну форму є більш чутливою до значних похибок.

Під час генерації моделі вибір найнадійнішого варіанту здійснюється на основі однієї з зазначених метрик. Для визначення оптимальної моделі було проведено експерименти із навчанням моделей на двох різних наборах даних. Кожен набір використовувався для створення окремих моделей, що оцінювалися за різними метриками. У дослідженні розглядалися два набори даних: один містив 25 000 записів, інший – 5 000 записів.

На рисунку 5 представлено результати генерації моделі, навченої на наборі з 25 000 записів із використанням метрики RSquared для вибору найбільш надійної моделі.

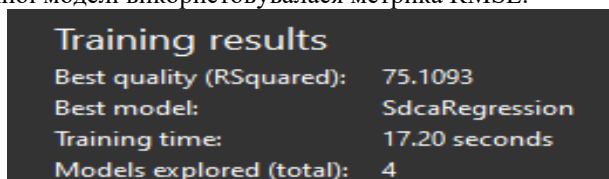
```

Training results
Best quality (RSquared): 0.9430
Best model:             LightGbmRegression
Training time:          19.38 seconds
Models explored (total): 7
  
```

Рисунок 5 – Експеримент №1 із використанням метрики RSquared для вибору найбільш надійної моделі

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

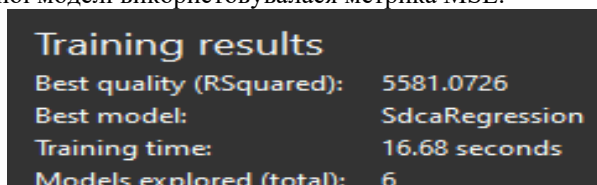
На рисунку 6 представлено результати генерації моделі на основі набору даних із 25 000 записів, де для вибору найбільш надійної моделі використовувалася метрика RMSE.



Training results	
Best quality (RSquared):	75.1093
Best model:	SdcaRegression
Training time:	17.20 seconds
Models explored (total):	4

Рисунок 6 – Експеримент №2 для метрики RMSE

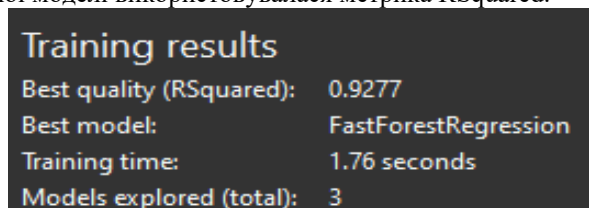
На рисунку 7 представлено результати генерації моделі на основі набору даних із 25 000 записів, де для вибору найбільш надійної моделі використовувалася метрика MSE.



Training results	
Best quality (RSquared):	5581.0726
Best model:	SdcaRegression
Training time:	16.68 seconds
Models explored (total):	6

Рисунок 7 – Експеримент №3 для вибору найбільш надійної моделі з використанням метрики MSE

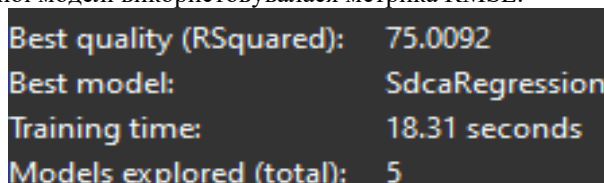
На рисунку 8 представлено результати генерації моделі на основі набору даних із 5 000 записів, де для вибору найбільш надійної моделі використовувалася метрика RSquared.



Training results	
Best quality (RSquared):	0.9277
Best model:	FastForestRegression
Training time:	1.76 seconds
Models explored (total):	3

Рисунок 8 – Експеримент №4

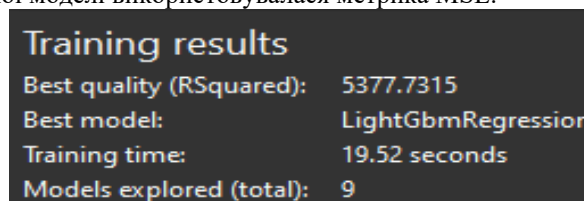
На рисунку 9 представлено результати генерації моделі на основі набору даних із 5 000 записів, де для вибору найбільш надійної моделі використовувалася метрика RMSE.



Best quality (RSquared):	75.0092
Best model:	SdcaRegression
Training time:	18.31 seconds
Models explored (total):	5

Рисунок 9 – Експеримент №5

На рисунку 10 представлено результати генерації моделі на основі набору даних із 5 000 записів, де для вибору найбільш надійної моделі використовувалася метрика MSE.



Training results	
Best quality (RSquared):	5377.7315
Best model:	LightGbmRegression
Training time:	19.52 seconds
Models explored (total):	9

Рисунок 10 – Експеримент №6

Усі розглянуті метрики (RSquared, RMSE, MSE) демонструють високу ефективність та надають цінну інформацію для оцінки продуктивності моделі. Проте, за підсумками проведених експериментів, основною метрикою було обрано RSquared, оскільки вона забезпечує дещо вищу надійність. Ця метрика дозволяє краще оцінити, наскільки точно модель пояснює варіацію даних, а також дає чіткіше уявлення про її прогностичні можливості. Завдяки цьому RSquared було визначено як оптимальний вибір для підвищення якості моделювання.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Результати експериментів із використанням різних метрик на двох наборах даних, що відрізняються за розміром та складом, наведені в таблиці 2.

Таблиця 2

Підсумки проведених експериментів

№	Кількість записів	Метрика оцінки	Отримана модель	Результат	Надійність моделі
1	25000	RSquared	LightGbmRegression	0.9430	94.3%
2	25000	RMSE	SdcaRegression	75.1093	92.5%
3	25000	MSE	SdcaRegression	5581.0726	92.5%
4	5000	RSquared	FastForestRegression	0.9277	92.77%
5	5000	RMSE	SdcaRegression	75.0092	92.5%
6	5000	MSE	LightGbmRegression	5377.7315	92.67%

На основі проведених експериментів проведено ряд досліджень прогнозування продаж у системі управління інвентарем магазинів та складських приміщень. На рисунку 11 представлено відображення історичних даних для ноутбуків. Синя лінія показує вже наявні історичні дані, тоді як зелена, червона та оранжева лінії відображають прогнози на три місяці вперед, отримані від трьох різних моделей, натренованих із використанням різних метрик оцінки надійності.

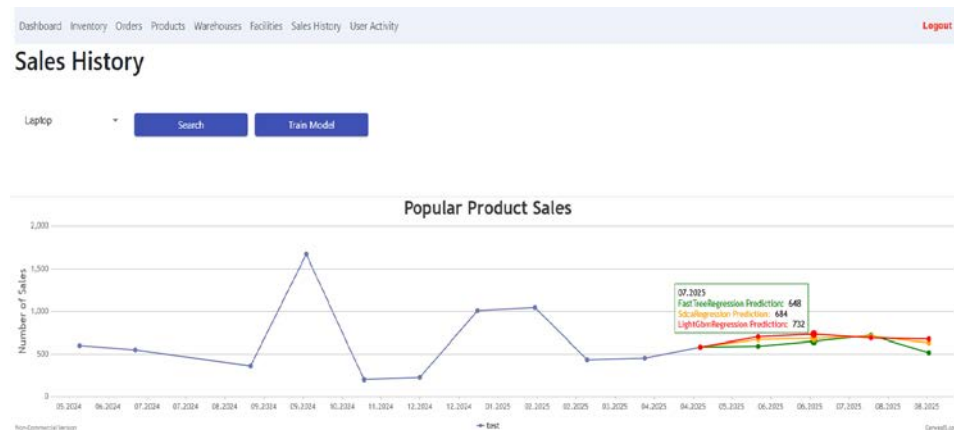


Рисунок 11 – Історія продажів ноутбуків із прогнозуванням

На рисунку 12 представлена відображення історичних даних для холодильників.

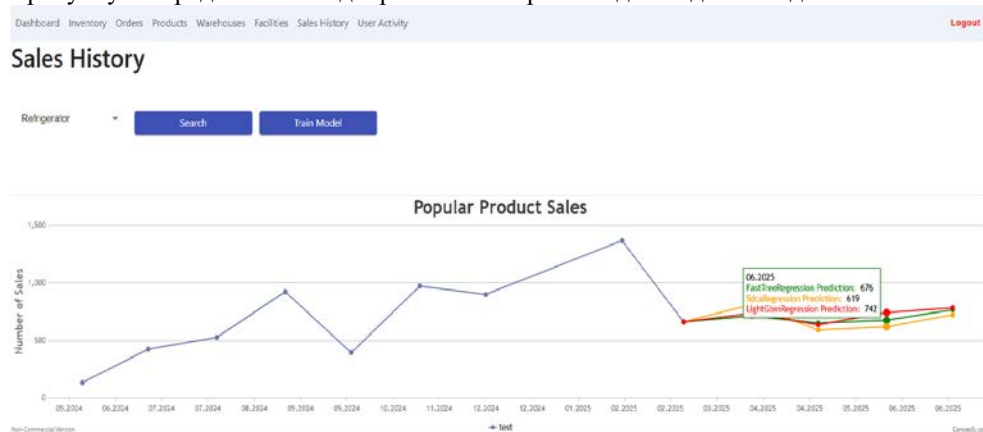


Рисунок 12 – Історія продажів холодильників з передбаченням

На рисунку 13 зображено вкладку з відображенням історичних даних для оливкової олії.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

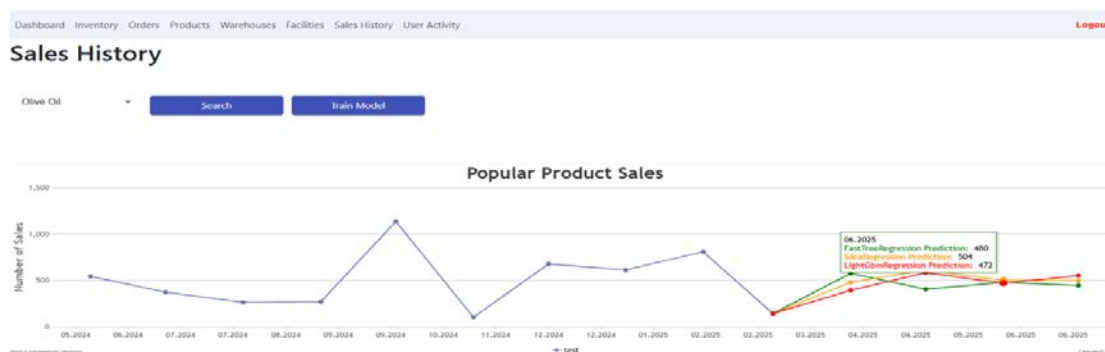


Рисунок 13 – Історія продажів оливкової олії із прогнозуванням

Проведені експериментальні дослідження дозволили оцінити ефективність застосування різних метрик оцінки продуктивності моделей прогнозування (коефіцієнт детермінації R^2 , середньоквадратичне відхилення RMSE, середньоквадратична помилка MSE) у контексті управління ризиками. На основі порівняльного аналізу, коефіцієнт детермінації R^2 був визначений як основна метрика, що забезпечує найвищу надійність оцінки здатності моделі пояснювати дисперсію даних, що є критично важливим для мінімізації ризиків, пов'язаних з прогнозуванням.

Експерименти були проведені на двох незалежних наборах даних (25 000 та 5 000 записів), з використанням ряду моделей машинного навчання, включаючи LightGBM Regression, SDCA Regression та Fast Forest Regression. Підсумкові результати, представлені в Таблиці 2, демонструють, що найбільш надійні моделі досягають рівня точності до 94,3%, що свідчить про ефективність застосованих підходів до прогнозування.

Розроблені моделі дозволили здійснювати прогнозування обсягів продажів у системі управління інвентарем магазинів та складських приміщень. Візуалізація результатів, представлена на рисунках 11–13, відображає історичні дані та прогнозовані значення для різних категорій товарів (ноутбуки, холодильники та оливкова олія) на тримісячний період. Застосування різних підходів до моделювання дозволило оцінити їх вплив на точність прогнозування та ефективність управління ризиками, що пов'язані з товарними запасами.

ВИСНОВКИ

На основі проведеного дослідження сформульовано такі наукові висновки:

1. Розроблено адаптивну методологію прогнозування продажів, що враховує динамічні зміни ринкового середовища та забезпечує ефективне управління запасами в магазинах і складських приміщеннях. Використання методів машинного навчання дозволяє підвищити гнучкість моделі, забезпечуючи її адаптацію до нових даних і можливість врахування факторів ризику.

2. Інтеграція фреймворку .NET AutoML дозволила автоматизувати процес вибору оптимальних алгоритмів і налаштування їхніх гіперпараметрів, що сприяло прискоренню та спрощенню розробки моделей прогнозування. Впроваджений модуль генерації моделей підтримує широкий спектр алгоритмів (FastTree, FastForest, SDCA, LightGBM) та методів оптимізації (Cost Frugal Tuner, Eci Cost Frugal Tuner, SMAC, Grid Search, випадковий пошук), що забезпечує високу варіативність підходів до аналізу даних.

3. Метод перехресної перевірки (cross-validation) сприяв покращенню якості моделей, мінімізуючи ризик перенавчання, що забезпечило більш стабільні та надійні прогностичні результати.

4. Порівняльний аналіз метрик оцінки ефективності моделей (RSquared, RMSE, MSE) продемонстрував, що коефіцієнт детермінації (RSquared) є найбільш достовірним критерієм для оцінки якості прогнозування. Результати експериментів на двох вибірках даних засвідчили високу ефективність запропонованого підходу, досягаючи рівня надійності моделей до 94,3%.

5. Розроблені моделі прогнозування були інтегровані в систему управління інвентарем, що дало змогу здійснювати прогнозування продажів для різних категорій товарів (ноутбуки, холодильники, оливкова олія) на три місяці вперед. Візуалізація результатів підтверджує практичну цінність методології для оптимізації управління запасами та зниження ризиків надмірного або недостатнього постачання товарів. Отже, результати дослідження підтверджують ефективність розробленої методології прогнозування продажів і її значний потенціал для підвищення ефективності управління запасами в підприємницьких структурах.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Биков В.Ю. Управління ризиками в корпоративних інформаційних системах. – К.: Наукова думка, 2016. – 240 с.
2. Гнатенко О.В. Методи прогнозування продаж: теорія і практика. – Львів: Видавничий дім «АртЕк», 2018. – 320 с.
3. Дробот І.М. Управління запасами: сучасні методології та підходи. – Харків: Факт, 2019. – 285 с.
4. Зінченко П.І. Інформаційні технології в управлінні складськими запасами. – Дніпро: Університетська книга, 2020. – 350 с.
5. Колесникова Л.О. Аналітика продаж: методи та моделі. – Одеса: Фенікс, 2021. – 200 с.
6. Кузнєцов О.І. Автоматизовані системи управління запасами. – Київ: Либідь, 2017. – 275 с.
7. Левченко Ю.П. Системи управління підприємствами: ERP, CRM, SCM. – Львів: Академічний експрес, 2018. – 340 с.
8. Мартинюк О.В. Гнучкі методи прогнозування у комерційній діяльності. – Тернопіль: Астон, 2016. – 290 с.
9. Назаренко Т.О. Програмне забезпечення для обліку та контролю запасів. – Вінниця: Поділля, 2019. – 260 с.
10. Олійник В.М. Логістичні системи та їх вплив на управління запасами. – Київ: Видавництво «Наука», 2022. – 310 с.
11. Петренко С.В. Програмні рішення для управління запасами у роздрібній торгівлі. – Харків: Вектор, 2023. – 280 с.
12. Романенко Л.С. Цифрові технології в управлінні бізнесом. – Київ: Освіта, 2015. – 315 с.
13. Смірнова А.В. Автоматизація процесів обліку товарних запасів. – Полтава: Полтавський університет, 2017. – 290 с.
14. Сорока Н.П. Методики прогнозування попиту та оптимізація товарних залишків. – Луцьк: Студент, 2018. – 270 с.
15. Ткаченко І.О. Інструменти аналітики для прогнозування продажів. – Суми: Сумський державний університет, 2019. – 285 с.
16. Уманець В.І. Моделювання ризиків у торгівлі: сучасні підходи. – Київ: Техніка, 2020. – 295 с.
17. Харченко Г.Ф. Технології управління товарними потоками. – Запоріжжя: Прем'єр, 2021. – 280 с.
18. Чепурко О.В. Вплив інформаційних систем на логістичні процеси. – Чернігів: Просвіта, 2022. – 305 с.
19. Шевченко І.Г. Системи штучного інтелекту в прогнозуванні продажів. – Харків: Харківський національний університет, 2023. – 290 с.
20. Яковенко П.М. ERP-системи у сучасному бізнесі. – Львів: Західний регіон, 2024. – 320 с.
21. Forbes. Best Inventory Management Software 2025. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.forbes.com> (дата звернення: 12.03.2025).
22. Cin7. Features & Pricing. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.cin7.com> (дата звернення: 12.03.2025).
23. Conquer shipping, inventory, and dropshipping complexity | Ordoro [Електронний ресурс]. – Електронні дані – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.ordoro.com/> (дата звернення 25.11.2024)

REFERENCES

1. Bykov V.Yu. Risk management in corporate information systems. – K.: Naukova Dumka, 2016. – 240 p.
2. Gnatenko O.V. Sales forecasting methods: theory and practice. – Lviv: ArtEk Publishing House, 2018. – 320 p.
3. Drobot I.M. Inventory management: modern methodologies and approaches. – Kharkiv: Fakt, 2019. – 285 p.
4. Zinchenko P.I. Information technologies in warehouse inventory management. – Dnipro: University Book, 2020. – 350 p.
5. Kolesnikova L.O. Sales analytics: methods and models. – Odesa: Phoenix, 2021. – 200 p.
6. Kuznetsov O.I. Automated inventory management systems. – Kyiv: Lybid, 2017. – 275 p.
7. Levchenko Y.P. Enterprise management systems: ERP, CRM, SCM. – Lviv: Academic Express, 2018. – 340 p.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

8. Martyniuk O.V. Flexible forecasting methods in commercial activities. – Ternopil: Aston, 2016. – 290 p.
9. Nazarenko T.O. Software for accounting and control of inventories. – Vinnytsia: Podillya, 2019. – 260 p.
10. Oliynyk V.M. Logistics systems and their impact on inventory management. – Kyiv: Nauka Publishing House, 2022. – 310 p.
11. Petrenko S.V. Software solutions for inventory management in retail trade. – Kharkiv: Vector, 2023. – 280 p.
12. Romanenko L.S. Digital technologies in business management. – Kyiv: Osvita, 2015. – 315 p.
13. Smirnova A.V. Automation of inventory accounting processes. – Poltava: Poltava University, 2017. – 290 p.
14. Soroka N.P. Demand forecasting methods and optimization of inventory balances. – Lutsk: Student, 2018. – 270 p.
15. Tkachenko I.O. Analytics tools for sales forecasting. – Sumy: Sumy State University, 2019. – 285 p.
16. Umanets V.I. Risk modeling in trade: modern approaches. – Kyiv: Tekhnika, 2020. – 295 p.
17. Kharchenko G.F. Goods flow management technologies. – Zaporizhzhia: Premier, 2021. – 280 p.
18. Chepurko O.V. The impact of information systems on logistics processes. – Chernihiv: Prosvita, 2022. – 305 p.
19. Shevchenko I.G. Artificial intelligence systems in sales forecasting. – Kharkiv: Kharkiv National University, 2023. – 290 p.
20. Yakovenko P.M. ERP systems in modern business. – Lviv: Western Region, 2024. – 320 p.
21. Forbes. Best Inventory Management Software 2025. [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.forbes.com> (access date: 03/12/2025).
22. Cin7. Features & Pricing. [Electronic resource]. – Access mode: <https://www.cin7.com> (access date: 12.03.2025).
23. Conquer shipping, inventory, and dropshipping complexity | Ordoro [Electronic resource]. – Electronic data – 2024. – Access mode to the resource: <https://www.ordoro.com/> (access date: 25.11.2024)

Надійшла до редакції 20.01.2025р.

УГРИН ДМИТРО ІЛІЧ – доктор технічних наук, професор, доцент кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: d.ugryn@chnu.edu.ua](mailto:d.ugryn@chnu.edu.ua)

УШЕНКО ЮРІЙ ОЛЕКСАНДРОВИЧ – доктор фізико-математичних наук, професор, завідувач комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: y.ushenko@chnu.edu.ua](mailto:y.ushenko@chnu.edu.ua)

ГАЗДЮК КАТЕРИНА ПЕТРІВНА – доктор філософії, доцент, завідувач кафедри програмного забезпечення комп'ютерних систем, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: k.gazdiuk@chnu.edu.ua](mailto:k.gazdiuk@chnu.edu.ua)

ДОВГУНЬ АНДРІЙ ЯРОСЛАВОВИЧ – кандидат фізико-математичних наук, доцент кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: a.dovgun@chnu.edu.ua](mailto:a.dovgun@chnu.edu.ua)

УГРИН АНДРІЙ ДМИТРОВИЧ – студент відділення «Інформаційних технологій, фінансів, маркетингу, туризму», Чернівецький індустріальний фаховий коледж, Чернівці, Україна. [e-mail: uhryn.andrii@chic.cv.ua](mailto:uhryn.andrii@chic.cv.ua)

КОЗАК ДАНИЛ ВІТАЛІЙОВИЧ – студент-магістрант кафедри комп'ютерних наук, Чернівецький національний університет ім. Ю. Федьковича, Чернівці, Україна. [e-mail: kozak.danyil@chnu.edu.ua](mailto:kozak.danyil@chnu.edu.ua)

D.I. UHRYN, Yu.O. USHENKO, K.P. HAZDIUK, A. Ya. DOVHUN, A.D. UHRYN, D. V. KOZAK
**METHODOLOGY OF DEVELOPMENT AND IMPLEMENTATION OF AN INTELLIGENT
SALES FORECASTING INFORMATION SYSTEM FOR EFFECTIVE INVENTORY
MANAGEMENT**

Yuriy Fedkovych Chernivtsi National University, Chernivtsi Industrial Vocational College