



Наукові перспективи
Видавнича група

№ 3 (57)

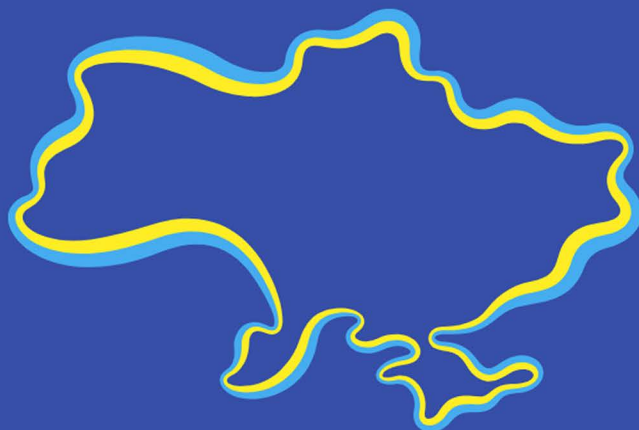
2026

ІТ НАУКА ТЕХНІКА

СЬОГОДНІ



З Україною
в серці!



Видавнича група «Наукові перспективи»

Всеукраїнська Асамблея докторів наук із державного управління

«Наука і техніка сьогодні»

Випуск № 3(57) 2026

Київ – 2026

Publishing Group «Scientific Perspectives»

Ukrainian Assembly of Doctors of Sciences in Public Administration

"Science and technology today"

Issue № 3(57) 2026

Kyiv – 2026

ISSN 2786-6025 Online

УДК 001.32:1 /3](477)(02)

R40-05553

DOI:  Crossref
we use DOIs

[https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3\(57\)](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2026-3(57))

**«Наука і техніка сьогодні» (Серія «Педагогіка», Серія «Право», Серія «Економіка»,
Серія «Фізико-математичні науки», Серія «Техніка»):
журнал. 2026. № 3(57) 2026. С. 3273**



*Згідно наказу Міністерства освіти і науки України від 07.04.2022 № 320
журналу присвоєно категорію "Б" із економіки та педагогіки
(спеціальності – 015 - Педагогічні науки; 076 - Економічні науки)*

*Згідно наказу Міністерства освіти і науки України від 06.06.2022 № 530 журналу
присвоєно категорію "Б" із права (спеціальність – 081 Юридичні науки)*

*Згідно наказу Міністерства освіти і науки України від 10.10.2022 № 894 журналу
присвоєно категорію "Б" із техніки (спеціальність - 122 Комп'ютерні науки)*

*Журнал видається за підтримки Міждержавної гільдії інженерів консультантів, Інституту філософії та
соціології Національної Академії Наук Азербайджану (Баку, Азербайджан), громадської організації «Християнська
академія педагогічних наук України» та громадської організації «Всеукраїнська асоціація педагогів і психологів з
духовно-морального виховання»*

*Рекомендовано до видавництва Президією Всеукраїнської Асамблеї докторів наук з державного управління
(Рішення від 24.03.2026, № 9/3-26)*



Журнал включено до міжнародної наукометричної бази Index
Copernicus (IC), міжнародної пошукової системи Google Scholar та до
міжнародної наукометричної бази даних Research Bible

Згідно Порядку формування Переліку наукових фахових видань України, затвердженого наказом МОН
України від 15.01.2018 № 32, повнотекстовий доступ до наукових статей журналу представлений на платформі
«Наукова періодика України» в Національній бібліотеці України імені В.І. Вернадського НАН України та в
Національному репозитарії академічних текстів

Головний редактор:



Коренева Інна Миколаївна - доктор педагогічних наук, професор, декан
факультету природничої і фізико-математичної освіти Глухівського
національного педагогічного університету імені Олександра Довженка;
професор кафедри теорії і методики викладання природничих дисциплін
Глухівського національного педагогічного університету імені Олександра
Довженка (Україна)

Редакційна колегія:

1. **Біляковська Ольга Орестівна** доктор педагогічних наук, професор, завідувачка кафедри
загальної педагогіки та педагогіки вищої школи Львівського національного університету імені Івана
Франка (Україна)

2. **Воровка Маргарита Іванівна** – докторка педагогічних наук, професорка, професорка кафедри
освітології та педагогіки мистецтва Мелітопольського державного педагогічного університету імені
Богдана Хмельницького (Україна)

3. **Гончарук Валентина Анатоліївна** кандидат педагогічних наук, доцент, доцент кафедри
української літератури, українознавства та методик їх навчання Уманського державного педагогічного
університету імені Павла Тичини (Україна)

Узун I.C.

2924

ПОДІЄВА БЮДЖЕТОВАНА МІКРОАДАПТАЦІЯ ДЛЯ ПОТОКОВОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ ЗА ДРЕЙФУ РЕЛЕВАНТНОСТІ МОДАЛЬНОСТЕЙ

Фастовський Е.Г., Єльчанінов Д.Б.

2939

*ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ НА ОСНОВІ ВЕРБАЛЬНОЇ ПОРЯДКОВОЇ
КЛАСИФІКАЦІЇ У КРЕДИТНОМУ СКОРИНГУ*

Філь Н.Ю., Кононихін О.С.

2962

*ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ТА МОДЕЛЬ ВИБОРУ
ПРОГРАМНОГО ЗАСОБУ ГРАФІЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ
БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ ПІДПРИЄМСТВА*

Хавалко В.М., Зінько А.Р.

2976

МЕТОДИ І ЗАСОБИ ВІДСТЕЖЕННЯ РУХОМИХ ОБ'ЄКТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

Хропатий О.М.

2991

МОДЕЛЬ І АЛГОРИТМИ СЕНСОРНО-ОРІЄНТОВАНОГО
КЕРУВАННЯ АВТОНОМНИМ МОБІЛЬНИМ РОБОТОМ НА БАЗІ
МІКРОКОНТРОЛЕРА ESP32

Хропатий О.М., Лисенко Д.Е., Горваль Д.Г.

3003

ІЄРАРХІЧНА МОДЕЛЬ АДАПТИВНОГО УПРАВЛІННЯ РОЗПОДІЛЕНИМИ ІoT-СИСТЕМАМИ З ДИНАМІЧНИМ ПЕРЕРОЗПОДІЛОМ ФУНКЦІЙ МІЖ РІВНЯМИ

Чмир В.М.

3016

АНАЛІЗ ДОСВІДУ ТЕХНІЧНОГО ОБСЛУГОВУВАННЯ ВІЙСЬКОВОЇ ТЕХНІКИ КРАЇН НАТО ТА ШЛЯХИ ЙОГО АДАПТАЦІЇ В ОБОРОННО-ПРОМИСЛОВОМУ КОМПЛЕКСІ УКРАЇНИ

Чорненко В.Я.

3029

МЕТОДОЛОГІЯ БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОГО ПОРІВНЯЛЬНОГО
АНАЛІЗУ ТЕХНОЛОГІЙ РОЗПІЗНАВАННЯ ЖЕСТОВОЇ МОВИ

**Чупринка В.І., Чупринка Н.В., Корогод Г.О., Науменко Б.В.,
Упіров І. С.**

3042

АВТОМАТИЗОВАНЕ ПРОЄКТУВАННЯ ДЕТАЛЕЙ ВИРОБІВ
ДРІБНОЇ ШКІРГАЛАНТЕРЕЇ

Шевчук Олександр Федорович кандидат фізико-математичних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0002-8600-0700>

Козловський Андрій Володимирович кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0001-9697-1511>

Паночишин Юрій Миколайович кандидат технічних наук, доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0000-0003-1546-3422>

Сімончук Сергій Володимирович асистент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, <https://orcid.org/0009-0000-7295-5357>

Бондар Микола Ярославович студент факультету інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПРЕДИКТИВНОЇ ТА ПРЕСКРИПТИВНОЇ АНАЛІТИКИ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ВИРОБНИЧОГО ПЛАНУВАННЯ

Анотація. У статті розглянуто актуальну науково-прикладну задачу підвищення ефективності виробничого планування в умовах невизначеності попиту та обмеженості ресурсів. Запропоновано інтегрований підхід до підтримки прийняття рішень, який поєднує методи предиктивної та прескриптивної аналітики в межах єдиного програмного рішення. Розроблено архітектуру інформаційної технології, що забезпечує автоматизований перехід від прогнозування попиту до формування оптимального виробничого плану.

У роботі реалізовано гібридний підхід до прогнозування попиту, який базується на паралельному використанні статистичних моделей ARIMA та ансамблевого алгоритму Random Forest. Для підвищення точності прогнозування застосовано механізми розширеного формування ознак, що враховують як часові залежності, так і вплив екзогенних факторів, зокрема

маркетингових акцій і календарних подій. Вибір оптимальної моделі здійснюється автоматично на основі метрики середньої абсолютної відсоткової похибки.

Розроблено математичну модель оптимізації виробничого плану, сформульовану як задачу лінійного програмування, яка враховує витрати на виробництво, зберігання запасів та дефіцит продукції, а також обмеження виробничих потужностей. Інтеграція прогнозованого попиту у модель оптимізації дозволяє реалізувати концепцію прескриптивної аналітики та забезпечує формування економічно обґрунтованих управлінських рішень.

Експериментальна верифікація запропонованого підходу проведена на реальних даних роздрібною мережі.

Отримані результати показали, що використання ансамблевих методів машинного навчання забезпечує середню абсолютну відсоткову похибку прогнозування на рівні менше 9%. Застосування оптимізаційної моделі забезпечує зниження сукупних витрат підприємства на 14,5% порівняно з традиційними підходами до планування.

Практичне значення роботи полягає у можливості використання розробленого програмного застосунку як інструменту підтримки прийняття рішень для підприємств малого та середнього бізнесу. Перспективи подальших досліджень пов'язані з розширенням моделі на багатопродуктові системи, врахуванням стохастичності попиту та застосуванням методів глибинного навчання.

Ключові слова: прогнозування попиту, машинне навчання, лінійне програмування, оптимізація, предиктивна аналітика, прескриптивна аналітика, програмування, програмна реалізація.

Shevchuk Oleksandr Fedorovych Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0002-8600-0700>

Kozlovskyi Andrii Volodymyrovych Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0001-9697-1511>

Panochyshyn Yurii Mykolaiovych Candidate of Engineering Sciences, Associate Professor, Associate Professor at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, 95 Khmelnytske shose, Vinnytsia, <https://orcid.org/0000-0003-1546-3422>

ISSN 2786-6025 Online

Simonchuk Serhii Volodymyrovych Master of Computer Science, Assistant at the Department for Computer Science, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, <https://orcid.org/0009-0000-7295-5357>

Bondar Mykola Iaroslavovych student, Faculty of Intelligent Information Technologies and Automation, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia

INFORMATION TECHNOLOGY FOR PREDICTIVE AND PRESCRIPTIVE ANALYTICS IN PRODUCTION PLANNING OPTIMIZATION

Abstract. The article addresses a relevant scientific and applied problem of improving the efficiency of production planning under demand uncertainty and resource constraints. An integrated approach to decision support is proposed, combining predictive and prescriptive analytics methods within a unified software solution. The architecture of the information technology system was developed to ensure an automated transition from demand forecasting to the formulation of an optimal production plan.

A hybrid approach to demand forecasting was implemented, based on the parallel use of statistical ARIMA models and the Random Forest ensemble algorithm. To enhance forecasting accuracy, advanced feature engineering mechanisms were applied, taking into account temporal dependencies as well as exogenous factors, including marketing promotions and calendar events. The selection of the optimal model is performed automatically based on the Mean Absolute Percentage Error (MAPE) metric.

A mathematical model for production plan optimization was developed, formulated as a linear programming problem, which considers production costs, inventory holding costs, shortage penalties, and capacity constraints. The integration of forecasted demand into the optimization model allows the implementation of prescriptive analytics concepts and ensures the generation of economically justified managerial decisions.

Experimental validation of the proposed approach was conducted using real-world retail network data. The results demonstrated that the use of ensemble machine learning methods ensures a Mean Absolute Percentage Error below 9%. Applying the optimization model provides a reduction of total enterprise costs by 14.5% compared to traditional planning approaches.

The practical significance of this work lies in the possibility of using the developed software application as a decision support tool for small and medium-sized enterprises. Future research directions include extending the model to multi-product systems, accounting for stochastic demand, and applying deep learning methods.

Keywords: demand forecasting, machine learning, linear programming, optimization, predictive analytics, prescriptive analytics, programming, software implementation.

Постановка проблеми. Оптимізація виробничого планування та управління запасами є складовою задачі прийняття рішень у системах управління ланцюгами постачання, що безпосередньо впливає на економічну ефективність підприємства. Формально дана задача може бути представлена як задача мінімізації сукупних витрат, що включають витрати на виробництво, зберігання запасів та втрати від дефіциту, за умов обмежених виробничих ресурсів і невизначеного попиту.

У сучасних умовах функціонування ринку попит на продукцію характеризується високим рівнем стохастичності та залежністю від екзогенних факторів, таких як маркетингові акції, сезонні коливання та конкурентне середовище. Це ускладнює застосування класичних підходів до планування, які базуються на припущенні стаціонарності часових рядів та лінійності залежностей. Як наслідок, традиційні методи прогнозування часто не забезпечують достатнього рівня точності, що призводить до неефективних управлінських рішень [1].

На практиці підприємства малого та середнього бізнесу здебільшого використовують табличні процесори для формування прогнозів та виробничих планів, що передбачає значну частку ручної обробки даних і не дозволяє враховувати складні нелінійні взаємозв'язки між факторами.

З іншого боку, корпоративні інформаційні системи класу ERP забезпечують високий рівень автоматизації, проте їх впровадження пов'язане зі значними фінансовими витратами та обмеженою прозорістю внутрішніх алгоритмів.

Окремою проблемою є розрив між етапами прогнозування попиту та оптимізації виробничих рішень. Більшість сучасних інструментів прогнозування, зокрема бібліотеки машинного навчання, формують лише оцінку майбутнього попиту, не забезпечуючи її автоматичної трансформації у оптимальний виробничий план. Водночас задачі оптимізації, зокрема задачі лінійного програмування, потребують точних вхідних параметрів, які в умовах невизначеності формуються з похибками.

Таким чином, актуальною є задача розробки інтегрованого підходу, що поєднає методи предиктивної аналітики для прогнозування попиту та прескриптивної аналітики для оптимізації виробничих рішень у межах єдиного програмного середовища. Такий підхід має забезпечувати автоматизовану обробку даних, врахування впливу екзогенних факторів та формування економічно обґрунтованого виробничого плану з урахуванням ресурсних обмежень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Проблематика прогнозування попиту та оптимізації управління запасами є однією з ключових у дослідженнях систем управління ланцюгами постачання. Традиційно для її розв'язання застосовувались статистичні методи аналізу часових рядів, зокрема моделі класу ARIMA, експоненційного згладжування та інші, які базуються на припущеннях стаціонарності процесу та лінійності залежностей [2]. Незважаючи на їхню інтерпретованість та відносну простоту, сучасні дослідження демонструють обмежену ефективність таких підходів у випадках високої волатильності попиту та наявності складних нелінійних закономірностей [3, 4].

У зв'язку з цим спостерігається активний перехід до використання методів машинного навчання та глибинного навчання. Зокрема, ансамблеві алгоритми, такі як Random Forest та Gradient Boosting, демонструють високу стійкість до шумів і здатність виявляти нелінійні залежності, що робить їх ефективними для задач прогнозування попиту [5]. Дослідження показують, що такі моделі можуть перевищувати класичні статистичні підходи за точністю прогнозу, досягаючи покращення показників точності на 5–10% і більше залежно від специфіки даних. Разом із тим, моделі глибинного навчання, зокрема LSTM-мережі, здатні враховувати довгострокові залежності у часових рядах і зменшувати похибку прогнозування на 15–20% у порівнянні з ARIMA [6].

Окремий напрям досліджень пов'язаний із використанням гібридних та ансамблевих підходів, що поєднують кілька моделей для підвищення точності прогнозування. Такі підходи дозволяють компенсувати недоліки окремих алгоритмів і забезпечують кращу узагальнювальну здатність моделей. Наприклад, поєднання моделей Random Forest, LSTM та XGBoost дозволяє досягати значно нижчих значень похибки прогнозу та підвищувати надійність системи в умовах нестабільного попиту [5]. Крім того, сучасні роботи підкреслюють важливість врахування екзогенних факторів (свята, погодні умови, маркетингові активності), які суттєво впливають на точність прогнозування і повинні бути інтегровані у модель через розширене формування ознак.

Паралельно з розвитком методів прогнозування активно досліджуються задачі оптимізації у ланцюгах постачання. Класичні підходи базуються на методах математичного програмування, зокрема лінійному програмуванні та симплекс-методі, які дозволяють знаходити оптимальні рішення за наявності обмежень на ресурси та виробничі потужності. Такі методи широко застосовуються для задач планування виробництва, управління запасами та розподілу ресурсів, забезпечуючи мінімізацію витрат і підвищення ефективності операційної діяльності [7].

Водночас сучасні дослідження демонструють тенденцію до інтеграції предиктивної та прескриптивної аналітики [8].

Зокрема, застосування машинного навчання для прогнозування попиту у поєднанні з оптимізаційними моделями дозволяє значно знизити витрати на управління запасами (до 18–25%) та покращити використання оборотного капіталу.

Однак більшість існуючих підходів реалізується у вигляді окремих компонентів, що функціонують незалежно один від одного, або інтегрується у складні корпоративні системи з обмеженою доступністю для малого та середнього бізнесу.

Таким чином, аналіз наукових джерел свідчить про наявність двох ключових тенденцій: з одного боку, підвищення точності прогнозування за рахунок використання методів машинного навчання та гібридних моделей, а з іншого – активний розвиток оптимізаційних методів для підтримки прийняття рішень.

Разом із тим, питання створення єдиного програмного інструменту, який поєднує ці підходи в інтегровану систему з автоматичним переходом від прогнозу до оптимального виробничого плану, залишається недостатньо дослідженим і потребує подальшого розвитку..

З огляду на це, **метою даної статті** є розробка та дослідження інтегрованого підходу до підтримки прийняття рішень у задачах виробничого планування, який поєднує методи предиктивної аналітики для прогнозування попиту та методи прескриптивної аналітики для оптимізації виробничого плану.

Архітектура системи та алгоритмічне забезпечення процесу планування

Для розв'язання задачі інтеграції прогнозування попиту та оптимізації виробничого плану було спроектовано багаторівневу модульну архітектуру програмного забезпечення, що базується на принципах об'єктно-орієнтованого проєктування та розділення відповідальностей (рис. 1).

Запропонована архітектура забезпечує декомпозицію системи на незалежні функціональні компоненти, що взаємодіють через формалізовані інтерфейси обміну даними.

У загальному вигляді процес обробки інформації в системі може бути представлений як послідовне перетворення вхідного набору історичних даних D у оптимальний виробничий план X^* :

$$D \rightarrow F(D) \rightarrow \hat{Y} \rightarrow X^*,$$

де $F(D)$ – результат етапу формування ознак, $\hat{Y}$ – прогноз попиту, X^* – оптимальний план виробництва.

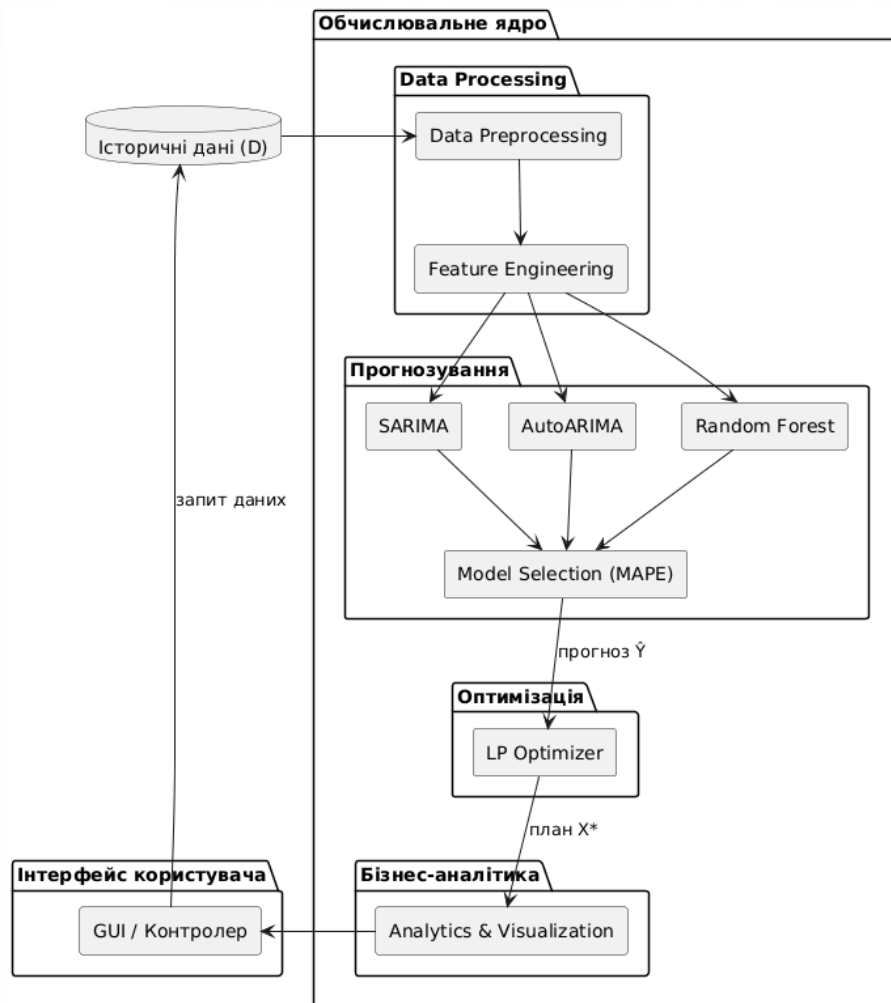


Рис. 1. Архітектура системи предиктивної та прескриптивної аналітики для виробничого планування

На першому етапі функціонує модуль попередньої обробки даних (Data Preprocessing), який здійснює очищення вхідних даних від пропущених значень, виявлення аномалій та нормалізацію числових параметрів. Важливою складовою цього етапу є формування розширеного простору ознак (Feature Engineering), що включає генерацію лагових змінних, календарних індикаторів (день тижня, місяць) та бінарних ознак екзогенних подій (акції, святкові періоди). Формально цей процес може бути представлений як відображення: $F : D \rightarrow \mathbb{R}^n$, де n – кількість сформованих ознак.

Наступним компонентом є модуль гібридного прогнозування, який реалізує паралельне навчання декількох моделей різної природи. Зокрема, використовується статистична модель SARIMA для виявлення сезонних та трендових компонентів, а також ансамблевий алгоритм Random Forest для апроксимації нелінійних залежностей між ознаками. Для забезпечення

адаптивності системи передбачено механізм автоматичного вибору найкращої моделі на основі метрики середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE), що обчислюється на валідаційній вибірці. Результатом роботи цього модуля є вектор прогнозованого попиту: $\hat{Y} = \{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_T\}$, де T – горизонт планування.

Отриманий прогноз передається до модуля оптимізації, який формує та розв'язує задачу лінійного програмування з урахуванням виробничих обмежень та економічних параметрів. Цей модуль реалізує прескриптивну аналітику, трансформуючи прогнозовані значення попиту у конкретні управлінські рішення у вигляді оптимального виробничого плану.

Окремим функціональним компонентом є модуль бізнес-аналітики, який забезпечує інтерпретацію результатів та візуалізацію ключових показників. Він дозволяє аналізувати вплив екзогенних факторів на попит, оцінювати точність прогнозування та здійснювати фінансову інтерпретацію отриманого виробничого плану.

Взаємодія користувача з системою реалізується через графічний інтерфейс, який виконує роль контролера, забезпечуючи введення параметрів задачі, ініціацію обчислювальних процесів та відображення результатів. Архітектурно інтерфейс ізольований від обчислювального ядра, що підвищує масштабованість та спрощує подальшу модифікацію системи.

Запропонована архітектура забезпечує гнучкість, розширюваність та стійкість до помилок, що є критично важливим для практичного застосування у задачах підтримки прийняття рішень. Крім того, модульний підхід дозволяє незалежно вдосконалювати окремі компоненти системи, зокрема замінювати алгоритми прогнозування або оптимізації без зміни загальної структури програмного забезпечення.

Математична постановка задачі оптимізації виробничого плану

Задача формування оптимального виробничого плану розглядається як задача лінійного програмування з урахуванням прогнозованого попиту, обмежених виробничих ресурсів та витрат, пов'язаних із зберіганням і дефіцитом продукції.

Нехай задано горизонт планування, що складається з T дискретних періодів (днів), для кожного з яких відомий прогноз попиту $\hat{y}_t$, отриманий на попередньому етапі за допомогою моделей машинного навчання.

Введемо наступні змінні: $x_t \geq 0$ – обсяг виробництва продукції у період t ; $I_t \geq 0$ – рівень запасів на кінець періоду t ; $s_t \geq 0$ – обсяг дефіциту у період t .

Параметрами задачі є: c_p – витрати на виробництво одиниці продукції; c_h – витрати на зберігання одиниці продукції; c_s – штрафні витрати за одиницю дефіциту; C_{max} – максимальна виробнича потужність у кожному періоді; I_0 – початковий рівень запасів.

Цільова функція задачі спрямована на мінімізацію сукупних витрат підприємства протягом усього горизонту планування:

$$\min \sum_{t=1}^T (c_p x_t + c_h I_t + c_s s_t).$$

Система обмежень включає баланс матеріального потоку для кожного періоду:

$$I_t = I_{t-1} + x_t - \hat{y}_t + s_t, t = 1, 2, \dots, T.$$

Обмеження на виробничі потужності: $0 \leq x_t \leq C_{max}, t = 1, 2, \dots, T$, та умови невід'ємності змінних: $I_t \geq 0, s_t \geq 0, x_t \geq 0$.

Сформульована задача є детермінованою задачею лінійного програмування, де прогнозований попит $\hat{y}_t$ виступає як вхідний параметр. Її розв'язання дозволяє отримати оптимальний план виробництва $\{x_t^*\}$, який мінімізує сумарні витрати з урахуванням компромісу між надлишковими запасами та ризиком дефіциту.

Особливістю запропонованого підходу є інтеграція результатів предиктивного моделювання безпосередньо у математичну модель оптимізації, що забезпечує автоматизований перехід від прогнозу попиту до прийняття управлінських рішень. Така постановка дозволяє реалізувати концепцію prescriptive analytics у межах єдиного програмного модуля.

Слід зазначити, що якість отриманого оптимального рішення безпосередньо залежить від точності прогнозу попиту. У зв'язку з цим у роботі використовується адаптивний механізм вибору моделі прогнозування, що мінімізує похибку передбачення та, відповідно, підвищує ефективність оптимізаційного рішення.

Моделювання впливу екзогенних факторів та алгоритмічне забезпечення прогнозування

Однією з ключових проблем прогнозування попиту в реальних бізнес-системах є наявність екзогенних факторів, які спричиняють суттєві відхилення від базових трендів та сезонних компонентів. До таких факторів належать маркетингові акції, календарні події (свята, вихідні дні), а також конкурентне середовище. Ігнорування цих чинників призводить до систематичних похибок прогнозування, особливо у випадках різких змін попиту.

Для врахування впливу зовнішніх факторів у роботі використовується підхід розширеного формування ознак (feature engineering), який дозволяє

інтегрувати додаткову інформацію у модель прогнозування. Формально задача прогнозування попиту може бути представлена як:

$$\hat{y}_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k}, z_t),$$

де y_{t-i} – лагові значення попиту, z_t – вектор екзогенних ознак у момент часу t .

Вектор екзогенних ознак z_t формується шляхом перетворення сирих даних у набір структурованих предикторів і включає: календарні змінні (день тижня, місяць, сезонні індикатори); бінарні ознаки наявності маркетингових активностей; індикатори святкових періодів; агреговані статистики попиту за попередні періоди. Таким чином у моделі враховувати як регулярні (сезонні), так і нерегулярні (події) коливання попиту.

У якості базових алгоритмів прогнозування використано два класи моделей різної природи. Перший клас представлений статистичною моделлю SARIMA, яка ефективно описує лінійні залежності та сезонні компоненти часового ряду. Для забезпечення стаціонарності ряду перед навчанням моделі застосовується логарифмічне перетворення та диференціювання.

Другий клас представлений ансамблевим методом Random Forest, який дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між ознаками. Завдяки використанню великої кількості дерев рішень та механізму бутстреп-агрегації, цей алгоритм демонструє високу стійкість до шумів і перенавчання, а також здатність ефективно працювати з гетерогенними даними.

З метою підвищення точності прогнозування у роботі реалізовано гібридний підхід, що передбачає паралельне навчання обох моделей із подальшим вибором найкращої з них. Критерієм вибору виступає середня абсолютна відсоткова похибка (MAPE), яка обчислюється на відкладеній тестовій вибірці.

Модель, що забезпечує мінімальне значення MAPE, використовується для формування фінального прогнозу попиту на заданий горизонт планування.

Додатково для інтерпретації результатів прогнозування використовується аналіз важливості ознак (feature importance), що дозволяє оцінити внесок кожного екзогенного фактора у формування попиту. Це забезпечує не лише підвищення точності моделі, але й можливість отримання аналітичних висновків щодо впливу зовнішніх чинників на поведінку споживачів.

Запропонований підхід забезпечує адаптивність системи до змін середовища функціонування та дозволяє ефективно поєднувати переваги статистичних і машинних методів прогнозування. Інтеграція екзогенних факторів у модель суттєво знижує похибку прогнозування та підвищує якість подальшої оптимізації виробничого плану.

Експериментальна верифікація та оцінка результатів

Для перевірки ефективності запропонованого підходу проведено серію експериментів на реальному наборі даних роздрібної торговельної мережі, що містить щоденні спостереження обсягів продажів та супутню інформацію про календарні характеристики й маркетингові активності.

На етапі підготовки даних часовий ряд було розділено на навчальну та тестову вибірки у співвідношенні 80/20 без перемішування (time-series split), що дозволяє зберегти часову структуру даних. Для оцінки якості прогнозування використовувалась метрика середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE). У рамках експериментального дослідження було реалізовано та порівняно декілька моделей прогнозування, зокрема AutoARIMA та SARIMA як представників класичних статистичних підходів, а також алгоритм Random Forest як ансамблевий метод машинного навчання (рис. 2). Оцінювання якості прогнозів здійснювалося за метрикою середньої абсолютної відсоткової похибки (MAPE) на тестовій вибірці. Результати експерименту показали, що для задачі довгострокового прогнозування з горизонтом 30 днів найбільш точним виявився ансамблевий підхід Random Forest, який досяг значення MAPE на рівні 8,4%. У свою чергу, класична модель SARIMA продемонструвала нижчу точність (MAPE = 12,1%), що пояснюється її обмеженою здатністю враховувати нелінійні залежності та вплив екзогенних факторів.

Водночас слід зазначити, що моделі класу SARIMA зберігають свою актуальність у задачах прогнозування з відносно стабільною структурою часових рядів, де домінують трендові та сезонні компоненти. Їхніми перевагами є висока інтерпретованість, менша залежність від обсягу даних та можливість формального статистичного аналізу параметрів моделі. Зокрема, SARIMA може бути ефективною у короткостроковому прогнозуванні або як базова модель для побудови гібридних підходів.



Рис. 2. Візуалізація результатів гібридного прогнозування попиту

Отримані прогнози були використані як вхідні параметри для задачі оптимізації виробничого плану (рис. 3). Для оцінки ефективності запропонованого підходу було проведено порівняння з традиційною стратегією планування, що передбачає рівномірний розподіл виробництва.



Рис. 3. Автоматично згенерований оптимальний план виробництва

Результати тестування показали, що використання інтегрованого підходу дозволяє знизити сукупні витрати підприємства на 14,5% порівняно з традиційною стратегією. Це досягається за рахунок більш точного узгодження обсягів виробництва з прогнозованим попитом та оптимального балансу між витратами на зберігання і втратами від дефіциту.

Додатково було проведено аналіз стійкості системи до неповноти вхідних даних. У рамках експерименту змодельовано сценарій із недостатньою кількістю історичних спостережень, що унеможлиблює побудову лагових ознак. Реалізований механізм обробки виняткових ситуацій дозволив коректно перехопити помилку та забезпечити стабільність роботи програмного модуля без аварійного завершення.

Висновки. У роботі запропоновано інтегрований підхід до виробничого планування, що поєднує методи прогнозування попиту та лінійної оптимізації в межах єдиного програмного модуля. Розроблено математичну модель оптимізації, яка враховує виробничі обмеження та витрати на зберігання і дефіцит продукції.

Експериментальні результати підтвердили ефективність підходу: застосування ансамблевих методів прогнозування забезпечує точність на рівні менше 9% за метрикою MAPE, а інтеграція прогнозу в оптимізаційну модель дозволяє знизити сукупні витрати підприємства на 14,5% порівняно з базовими стратегіями.

Література:

1. Клименко В. Застосування інструментів штучного інтелекту для підвищення точності прогнозування продажів у сфері цифрового підприємництва. *Економіка та суспільство*, 2024. Вип. 68. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-140>
2. Makridakis, S., Spiliotis, E. and Assimakopoulos, V. (2018) Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward. *PLoS ONE*, 13, e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
3. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice (3rd ed.). *OTexts*. Retrieved from <https://otexts.com/fpp3/>.
4. Prah, M. , Yakubu, A. , Attah, L. and Oluwatoba, A. (2025) Development and Evaluation of Predictive Machine Learning Models for Crude Oil Supply Chain Logistics in the USA. *Technology and Investment*, 16, 68-78. DOI: 10.4236/ti.2025.162005.
5. Saira Malik, Muhibullah Khan, Muhammad Kamran Abid, & Naeem Aslam. (2024). Sales Forecasting Using Machine Learning Algorithm in the Retail Sector. *Journal of Computing & Biomedical Informatics*, 6(02), 282–294. Retrieved from <https://www.jcabi.org/index.php/Main/article/view/370>
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780, DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
7. Li, X., Ji, X. & Zeng, X. (2024). Optimizing supply chain networks using mixed integer linear programming (MILP). *Theoretical and Natural Science*, 41, 139-144. DOI: <https://doi.org/10.54254/2753-8818/41/20240642>
8. Dimitris Bertsimas, Nathan Kallus. (2019) From Predictive to Prescriptive Analytics. *Management Science*, 66(3):1025-1044. DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253>

References:

1. Klymenko, V. (2024). Zastosuvannia instrumentiv shtuchnoho intelektu dlia pidvyshchennia tochnosti prohnouzuvannia prodazhiv u sferi tsyfrovogo pidpriemnytstva [Application of artificial intelligence tools to improve sales forecasting accuracy in the digital entrepreneurship domain]. *Ekonomika ta suspilstvo*, 68, 140. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2024-68-140> [in Ukrainian].
2. Makridakis, S., Spiliotis, E. and Assimakopoulos, V. (2018) Statistical and Machine Learning Forecasting Methods: Concerns and Ways Forward. *PLoS ONE*, 13, e0194889. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0194889>
3. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: Principles and Practice (3rd ed.). *OTexts*. Retrieved from <https://otexts.com/fpp3/>.
4. Prah, M. , Yakubu, A. , Attah, L. and Oluwatoba, A. (2025) Development and Evaluation of Predictive Machine Learning Models for Crude Oil Supply Chain Logistics in the USA. *Technology and Investment*, 16, 68-78. DOI: 10.4236/ti.2025.162005.
5. Saira Malik, Muhibullah Khan, Muhammad Kamran Abid, & Naeem Aslam. (2024). Sales Forecasting Using Machine Learning Algorithm in the Retail Sector. *Journal of Computing & Biomedical Informatics*, 6(02), 282–294. Retrieved from <https://www.jcabi.org/index.php/Main/article/view/370>
6. Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997) Long Short-Term Memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735-1780, DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.
7. Li, X., Ji, X. & Zeng, X. (2024). Optimizing supply chain networks using mixed integer linear programming (MILP). *Theoretical and Natural Science*, 41, 139-144. DOI: <https://doi.org/10.54254/2753-8818/41/20240642>

8. Dimitris Bertsimas, Nathan Kallus. (2019) From Predictive to Prescriptive Analytics. *Management Science*, 66(3):1025-1044. DOI: <https://doi.org/10.1287/mnsc.2018.3253>

Дата першого надходження статті до видання: 10.03.2026

Дата прийняття статті до друку після рецензування: 26.03.2026