

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження моделей та методів прогнозування попиту на продукцію

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,

групи ІУСТм-23-1

Ганжила Нікіта Борисович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі системи та технології

(повна назва освітньої програми)

Керівник: проф. Панфьорова І.Ю.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ІУС

  
(підпис)

Петров К.Е.

(прізвище, ініціали)

2025 р.

## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ Комп'ютерних наук \_\_\_\_\_  
 Кафедра \_\_\_\_\_ Інформаційних управляючих систем \_\_\_\_\_  
 Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_  
 Спеціальність \_\_\_\_\_ 122 Комп'ютерні науки \_\_\_\_\_  
 (код і повна назва)  
 Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-професійна \_\_\_\_\_  
 (освітньо-професійна або освітньо-наукова)  
 Освітня програма \_\_\_\_\_ Інформаційні управляючі системи та технології \_\_\_\_\_  
 (повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

“ 09 ” грудня 20 24 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві \_\_\_\_\_ Ганжилі Нікіті Борисовичу \_\_\_\_\_  
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження моделей та методів прогнозування попиту на продукцію

затверджена наказом по університету від “ 27 ” листопада 2024 р. № 1249Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії “ 18 ” січня 2025 р.


3. Вихідні дані до роботи каталог продукції, календарний план акцій та знижок, методи прогнозування, моделі прогнозування, інформація про реалізацію продукції за останні п'ять років.


4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі опис бізнес-процесу прогнозування на підприємстві, опис підприємства, опис недоліків існуючого бізнес-процесу, опис ІС, що використовують для прогнозування попиту на продукцію, опис методів та моделей прогнозування, формулювання задачі дослідження, постановка задачі визначення методу або моделі прогнозування попиту, теоретичне та практичне вирішення поставленої задачі, опис та проектування програмного забезпечення системи прогнозування попиту, запропонованого рішення.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Опис бізнес-процесу прогнозування, його недоліків та підприємства «Спец-альянс»	09.12.24 – 12.12.24	Виконано
2	Опис ІС, що використовують для прогнозування попиту	13.12.24 – 14.12.12	Виконано
3	Опис методів та моделей прогнозування	15.12.24 – 19.12.24	Виконано
4	Постановка задачі визначення методу або моделі прогнозування	20.12.24 – 21.12.24	Виконано
5	Теоретичне та практичне вирішення поставленої задачі	22.12.24 – 23.12.24	Виконано
6	Проектування та опис програмного забезпечення системи прогнозування попиту	24.12.24 – 28.12.24	Виконано
7	Обґрунтування вибору технічного забезпечення системи прогнозування	28.12.24 – 03.01.25	Виконано
8	Експериментальна перевірка	04.01.25 – 10.01.25	Виконано
9	Оформлення пояснювальної записки	11.01.25 – 13.01.25	Виконано
10	Оформлення додатків	14.01.25 – 15.01.25	Виконано
11	Попередній захист	16.01.25	Виконано
12	Представлення на рецензування	16.01.25	Виконано

Дата видачі завдання 09 грудня 2024 р.

Здобувач   
(підпис)

Керівник роботи   
(підпис)

проф. Панфьорова І.Ю.  
(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 118 с., 24 рис., 10 табл., 1 дод., 32 джерела.

АНАЛІЗ ДАНИХ, МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ, МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, ОБРОБКА ДАНИХ, ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес прогнозування попиту на продукцію з використанням методу або моделі прогнозування, що надає найточніший результат для кожного виду продукції окремо.

Мета роботи – дослідження методів та моделей прогнозування для автоматизованого визначення такого методу або моделі прогнозування, що забезпечує найточніший результат для кожного виду продукції окремо.

З метою дослідження процесу прогнозування розглянуто основні методи та моделі прогнозування, що використовують для прогнозу попиту на продукцію, та визначено автоматизований спосіб вибору моделі або методу прогнозування, що надає найточніший результат для кожного виду продукції окремо.

В ході кваліфікаційної роботи було розглянуто опис підприємства, бізнес-процес прогнозування, що виконують на підприємстві, недоліки цього процесу, інформаційні системи, що використовують для прогнозування попиту, методи та моделі прогнозування, сформульовано задачу автоматизованого способу визначення методу або моделі прогнозування для кожного виду продукції окремо, наданий теоретичний опис, виконане практичне вирішення поставленої задачі, спроектовано систему прогнозування та експериментально перевірено запропоноване вирішення поставленої задачі.

## ABSTRACT

Master's thesis: 118 pages, 24 figures, 10 tables, 1 appendices, 32 sources.

DATA ANALYSIS, DATA PROCESSING, FORECASTING, FORECASTING METHODS, FORECASTING MODELS, NEURAL NETWORKS.

The object of research of the qualification work is the process of demand forecasting for products using a method or model that provides the most accurate result for each type of product separately.

The aim of the work is to study forecasting methods and models for automated determination of such a method or model that ensures the most accurate result for each type of product separately.

To study the forecasting process, the main forecasting methods and models used for predicting product demand were considered, and an automated method for selecting the most accurate forecasting model or method for each product type was determined.

In the course of the qualification work, the description of the enterprise was reviewed, the business process of forecasting performed at the enterprise, the shortcomings of this process, the information systems used for demand forecasting, methods and models of forecasting were analyzed, the task of an automated method for determining the forecasting method or model for each type of product separately was formulated, a theoretical description was provided, practical solutions to the problem were developed, a forecasting system was designed, and the proposed solution to the task was experimentally tested.

## ЗМІСТ

	С.
Скорочення та умовні позначки.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз існуючих моделей та методів прогнозування попиту на продукцію та постановка задачі дослідження .....	11
1.1 Опис процесу прогнозування попиту на продукцію на підприємстві «Спец-альянс».....	11
1.2 Визначення проблеми вибору методу або моделі прогнозування попиту на продукцію.....	22
1.3 Опис методів та моделей прогнозування, які використовують для прогнозування попиту на продукцію .....	23
1.4 Опис існуючих спеціалізованих ІС для прогнозування попиту на продукцію .....	34
1.5 Підходи до вирішення задачі автоматизованого вибору методу або моделі прогнозування для кожного виду продукції.....	39
1.6 Висновки та постановка задачі дослідження .....	41
2 Теоретичне вирішення задачі визначення моделі або методу прогнозування, що надає найточніший результат прогнозування для конкретного виду продукції .....	43
2.1 Постановка задачі визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо .....	43
2.2 Опис та вибір архітектури нейронної мережі для визначення методу або моделі прогнозування попиту на продукцію, що надає найточніший результат прогнозування попиту на кожен вид продукції окремо .....	46

2.3	Опис обраної архітектури нейронної мережі для вирішення задачі вибору моделі або методу прогнозування попиту .....	49
2.4	Підготовка даних для роботи з нейронною мережею .....	51
2.5	Опис підходу до вирішення поставленої задачі .....	52
2.6	Висновки до другого розділу.....	54
3	Практична реалізація вирішення задачі визначення моделі або методу прогнозування, що надає найточніший результат прогнозування попиту для конкретного виду продукції.....	56
3.1	Розробка системи прогнозування попиту на продукцію.....	56
3.2	Особливості та труднощі впровадження і експлуатації системи прогнозування .....	58
3.3	Побудова та впровадження алгоритму прогнозування попиту на продукцію .....	60
3.4	Висновки до третього розділу .....	63
4	Експериментальна перевірка отриманих результатів та оцінка точності запропонованого рішення.....	65
4.1	Обґрунтування вибору платформи програмного забезпечення.....	65
4.2	Опис вимог до програмного забезпечення.....	68
4.3	Оцінка результатів та їх експериментальна перевірка .....	69
4.4	Висновки до четвертого розділу.....	82
	Висновки.....	84
	Перелік джерел посилання .....	86
	Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	90

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

БД – база даних

ІС – інформаційна система

AR – autoregressive model

ARIMA – Autoregressive Integrated Moving Average

AWS – Amazon Web Services

CNN – Convolutional Neural Networks

ES – Exponential Smoothing

FNN – Feedforward Neural Network

GCP – Google Cloud Platform

LSTM – Long Short-Term Memory

RNN – Recurrent Neural Networks

SARIMA – Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

SMA – Simple Moving Average

WMA – Weighted Method Average

## ВСТУП

Прогнозування попиту на продукцію є одним із найважливіших аспектів забезпечення ефективності діяльності сучасного виробничого підприємства. В умовах динамічного ринку, де зміни на попит можуть бути непередбачуваними, точність прогнозування набуває критичного значення. Завдяки надійним прогнозам попиту підприємство може зменшити ризики, пов'язані з надлишковими запасами, які спричиняють додаткові витрати на зберігання та можуть втратити актуальність, а також уникнути дефіциту продукції, що призводить до втрати довіри клієнтів і зниження рівня продажів. Ефективне управління попитом дозволяє покращити ефективність виробничих процесів, забезпечуючи безперервність роботи, зменшення витрат на виробництво та зберігання продукції і відповідність потребам клієнтів у потрібний час.

Особливого значення це набуває для підприємств, які працюють у динамічних умовах, де конкуренція є високою, а вимоги клієнтів постійно змінюються. У таких ситуаціях правильне прогнозування попиту дозволяє не лише своєчасно реагувати на ринкові зміни, а й планувати стратегічний розвиток підприємства. Наприклад, знання тенденцій споживання дозволяє підприємству краще розподіляти виробничі ресурси, планувати закупівлю сировини та ефективніше організовувати роботу виробничих потужностей.

Для досягнення високої точності прогнозування необхідне застосування сучасних методів і моделей прогнозування попиту на продукцію. До них належать як прості статистичні методи, що підходять для короткотермінових прогнозів, так і складніші математичні моделі. Кожен із методів або моделей прогнозування попиту на продукцію має свої переваги та недоліки. Проте основною проблемою залишається вибір такого методу або моделі прогнозування попиту, що найкраще підходить для конкретного виду продукції та специфіки доступних даних. Вибір моделі або методу

прогнозування залежить від багатьох факторів, зокрема обсягу й якості даних, наявності сезонності, трендів та інших характеристик ринкової поведінки.

Метою даного дослідження є розробка автоматизованого підходу до вибору методу або моделі прогнозування попиту, який дозволить значно підвищити точність прогнозів, шляхом вибору методу або моделі прогнозування, що має найбільш точний результат прогнозу попиту на продукцію для кожного виду продукції окремо. Такий підхід передбачає створення системи, яка аналізує доступні дані, оцінює їхні характеристики та автоматизовано визначає, який метод або модель прогнозування забезпечить найбільш точний результат прогнозування попиту. Наприклад, якщо для одного виду продукції спостерігається явна сезонність, система може обрати методи, що враховують сезонні коливання, тоді як для іншого виду продукції, де важливими є нелінійні залежності, буде застосовано більш складні моделі або методи прогнозування попиту.

Автоматизація визначеного процесу не лише підвищує точність прогнозів, але й суттєво знижує витрати часу та ресурсів на аналіз даних при проведенні прогнозу попиту на продукцію. Це дозволяє підприємству ефективніше використовувати свої ресурси, зосереджуючись на стратегічних завданнях, а не на рутинних процесах. Крім того, інтеграція такого підходу в системи управління підприємством сприятиме підвищенню адаптивності та гнучкості в прийнятті рішень.

Розробка системи автоматизованого вибору моделі або методу прогнозування попиту на продукцію створює нові можливості для підприємства, дозволяючи підвищити конкурентоспроможність і забезпечити стабільний розвиток. Результати цього дослідження можуть бути використані для вдосконалення процесів прогнозування попиту в інших галузях, що відкриває широкі перспективи для впровадження таких систем у практику.

# 1 АНАЛІЗ ІСНУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ НА ПРОДУКЦІЮ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

## 1.1 Опис процесу прогнозування попиту на продукцію на підприємстві «Спец-альянс»

В сучасному глобалізованому світі, де конкуренція на ринку стає все більш жорсткою, а споживачі стають все більш вимогливими, прогнозування попиту на продукцію стає важливим завданням для підприємств усіх галузей [1, 2]. Економічні зміни, швидкі технологічні інновації, зміни в споживчих уподобаннях та інші фактори непередбачуваного характеру створюють надзвичайно складне середовище для управління бізнесом [2].

Прогнозування попиту на продукцію дозволяє підприємствам адаптуватися до змін у споживчих потребах, на основі результатів прогнозування попиту на продукцію підприємства мають змогу обґрунтовано змінювати обсяги виробництва та постачанням, для уникнення надмірних запасів або нестачі продукції на складі [3]. Крім того, результати проведеного прогнозування попиту на продукцію дозволять підприємству планувати свої прибутки, розробляти стратегії розвитку, планувати потреби сировини для виконання виробничого плану, також результати прогнозування використовують при складанні бюджету підприємства [3]. Одним із підприємств, що використовує процес прогнозування попиту на продукцію, під час своєї діяльності, є виробниче підприємство «Спец-альянс».

Підприємство «Спец-альянс» спеціалізується на виробництві та продажу абразивних матеріалів, таких як шліфувальні круги, полірувальні круги, круги пелюсткові, абразивні стрічки та інші, і вже понад 10 років займає провідні позиції на українському ринку.

Підприємство складається з шести відділів: відділ адміністрації, відділ кадрів, комерційний відділ, виробничий відділ, фінансовий відділ та відділ

охорони. Адміністрація керує загальними та стратегічними питаннями підприємства, відділ кадрів займається працевлаштуванням і дотриманням прав працівників, фінансовий відділ відповідний за складання бюджету, фінансовий облік та операції із фінансами. Виробничий відділ займається завданнями виробництва та зберігання продукції. Комерційний відділ відповідає за закупівлю сировини, продаж продукції, планування та логістичні завдання.

У комерційному відділі працюють: менеджер з продажів, що відповідальний за обробку замовлення і внесення їх до бази даних (БД) підприємства, менеджер з постачання відповідальний за закупівлю сировини та обладнання, менеджер з планування складає виробничі плани, прогнозує попит на продукцію та визначає потреби сировини для виконання виробничого плану, і менеджер з логістики, що відповідальний за доставку сировини, готової продукції та інші логістичні завдання підприємства.

На підприємстві «Спец-альянс» менеджер з планування виконує прогнозування попиту на продукцію з декількох важливих причин.

По-перше, прогнозування попиту на продукцію дозволяє підприємству планувати потребу виробничих ресурсів, зокрема використовуючи результати прогнозування підприємство може отримати інформацію про необхідні обсяги сировини, обладнання, робочої сили та часові рамки що знадобляться для забезпечення попиту на продукцію.

По-друге, завдяки точним прогнозам попиту «Спец-альянс» підтримує достатній рівень запасів готової продукції та сировини на складі. Це зменшує ризик дефіциту продукції при підвищеному попиті та мінімізує затрати на зберігання при низькому попиті.

Також виконуючи прогнозування попиту на продукцію підприємство може гнучкіше реагувати на зміни потреб ринку та забезпечувати постійне постачання абразивних матеріалів відповідно до потреб клієнтів. Це призводить до підвищення лояльності клієнтів і зміцненню позицій компанії на ринку. Результати прогнозів попиту слугують однією з основних

інформацій для формування бюджетів і довгострокових планів розвитку підприємства, що дозволяє обґрунтовано приймати рішення щодо інвестицій, модернізації виробничої потужності та розширення асортименту продукції.

Для опису бізнес-процесу «Прогнозування попиту на продукцію», що виконується на підприємстві «Спец-альянс», було створено візуальну модель за методологією IDEF0, розроблена модель наведена на рисунках 1.1 (контекстна модель) та 1.2 (декомпозиція першого рівня). Після цього візуальну модель було декомпозовано на п'ять логічних блоків.

Вхідними даними бізнес-процесу є такі дані:

- каталог продукції з переліком та описом продукції, що виготовляє підприємство;
- терміни прогнозування, які визначають період, на який здійснюється прогноз;
- історичні дані про реалізацію продукції, що містять інформацію про минулу реалізацію продукції;
- інформація про методи/моделі прогнозування, з описом доступних методів і моделей.

Після виконання бізнес-процесу результатом є звіт про прогноз попиту на продукцію, у якому зазначається очікуваний попит на продукцію за встановлений термін.

Модель бізнес-процесу декомпозується на п'ять логічних блоків: збір даних, аналіз даних, вибір методу/моделі прогнозування, проведення прогнозування та перевірка і коригування прогнозу. Декомпозиція блоків наведена на рисунках 1.3 – 1.7.

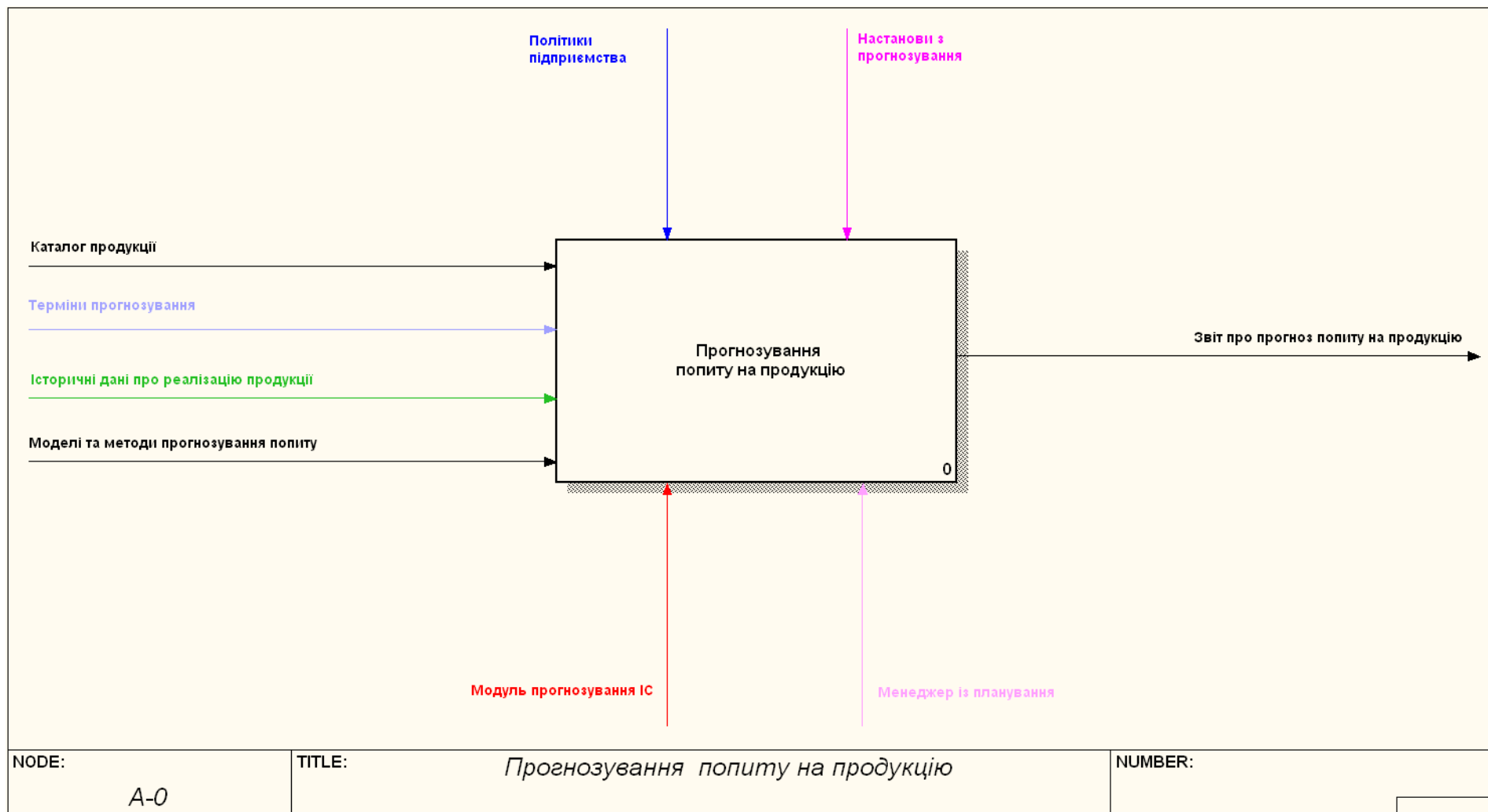


Рисунок 1.1 – Бізнес-процес «Прогнозування попиту на продукцію» (контекстна діаграма)

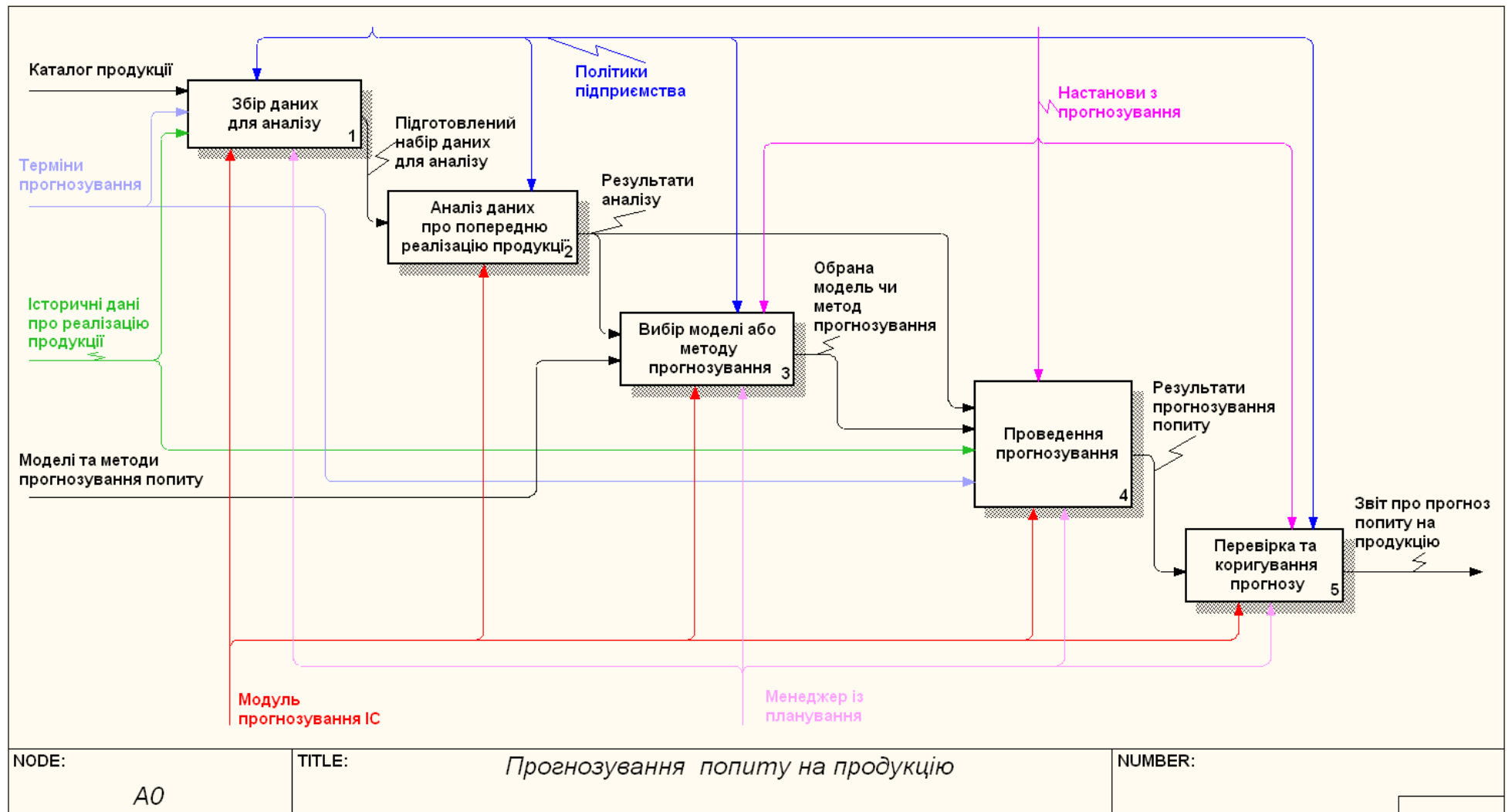


Рисунок 1.2 – Бізнес-процес «Прогнозування попиту на продукцію» (декомпозиція першого рівня)

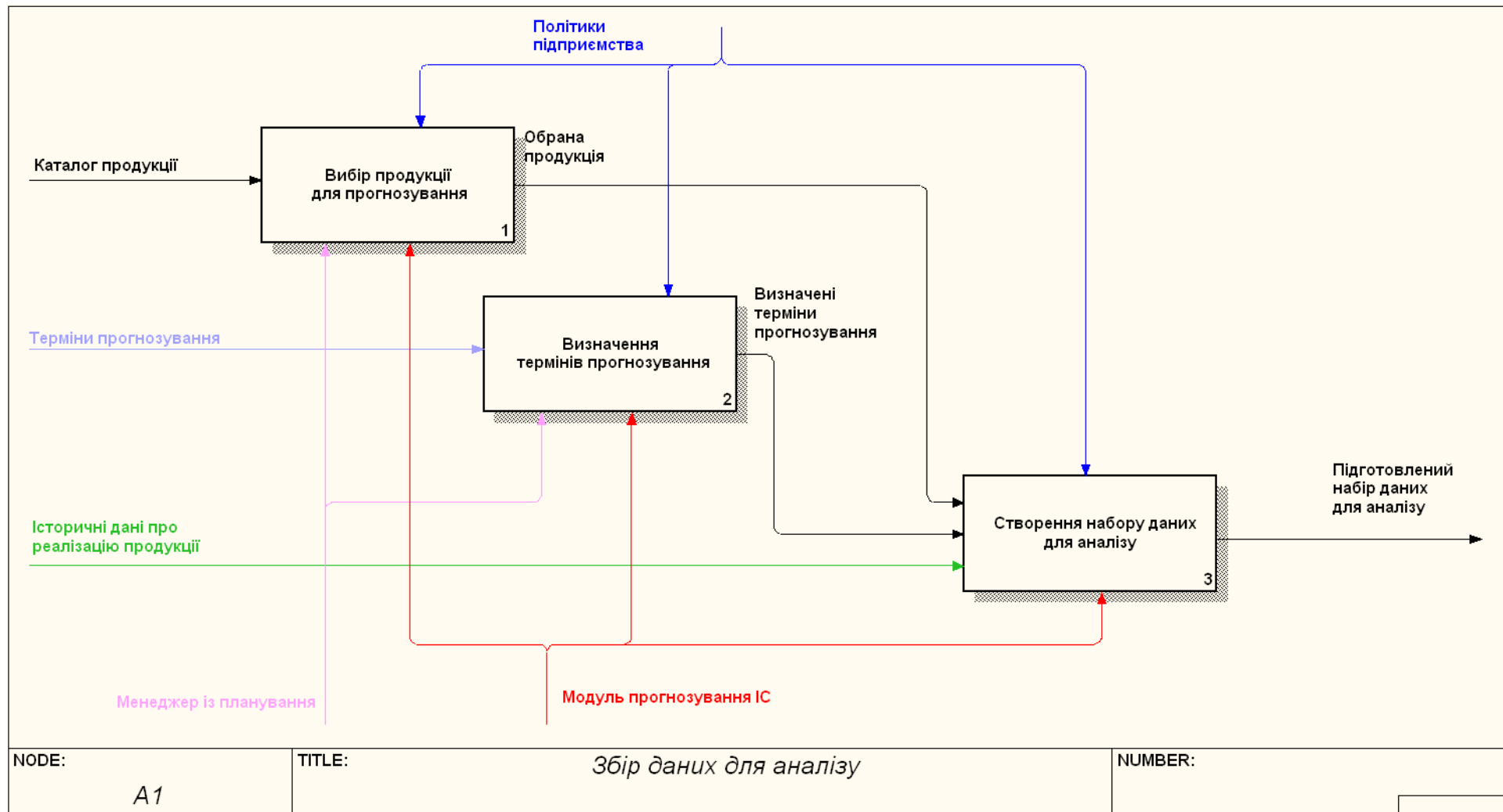


Рисунок 1.3 – Блок «Збір даних для аналізу» (декомпозиція другого рівня)

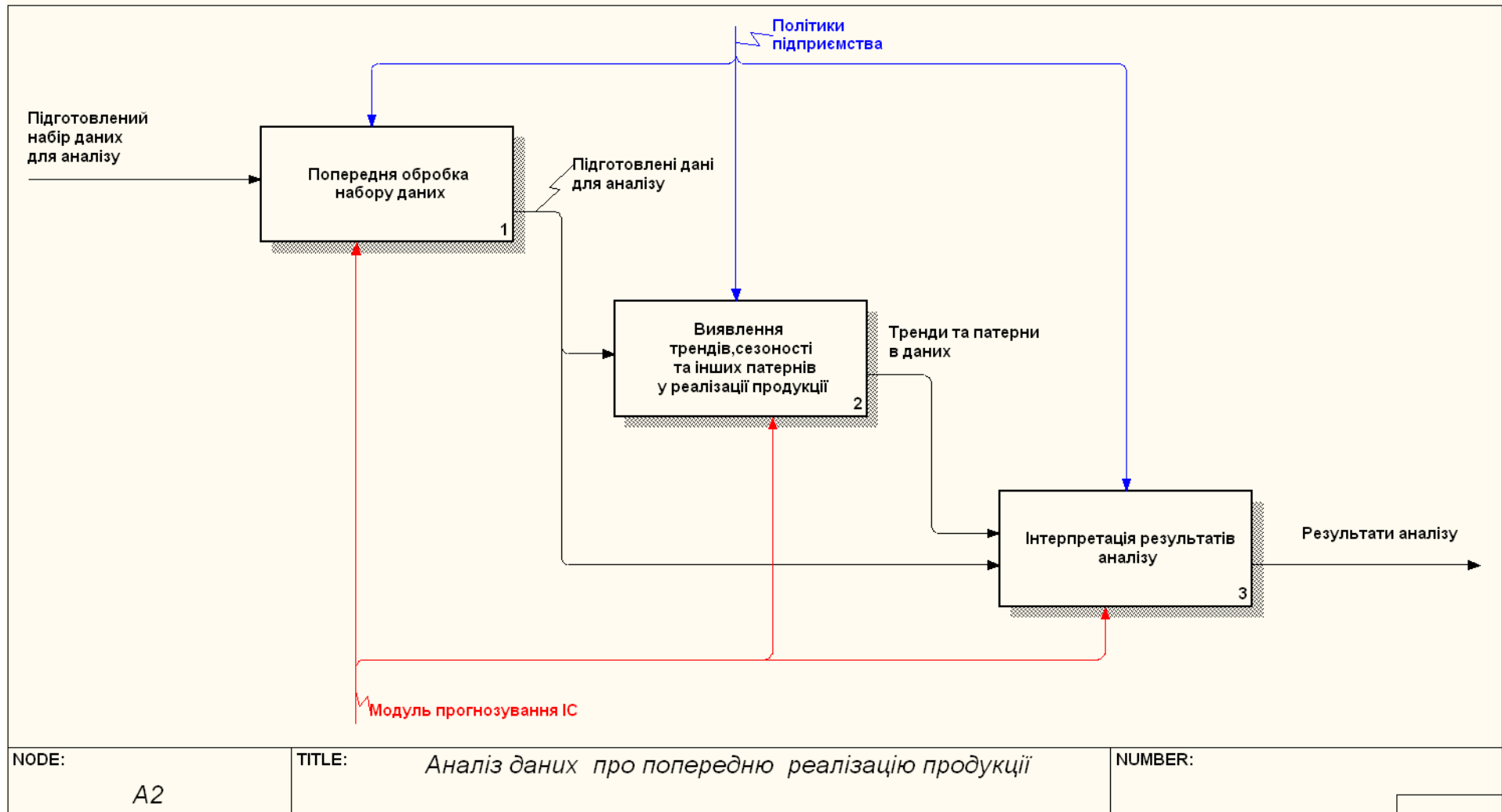


Рисунок 1.4 – Блок «Аналіз даних про попередню реалізацію продукції» (декомпозиція другого рівня)

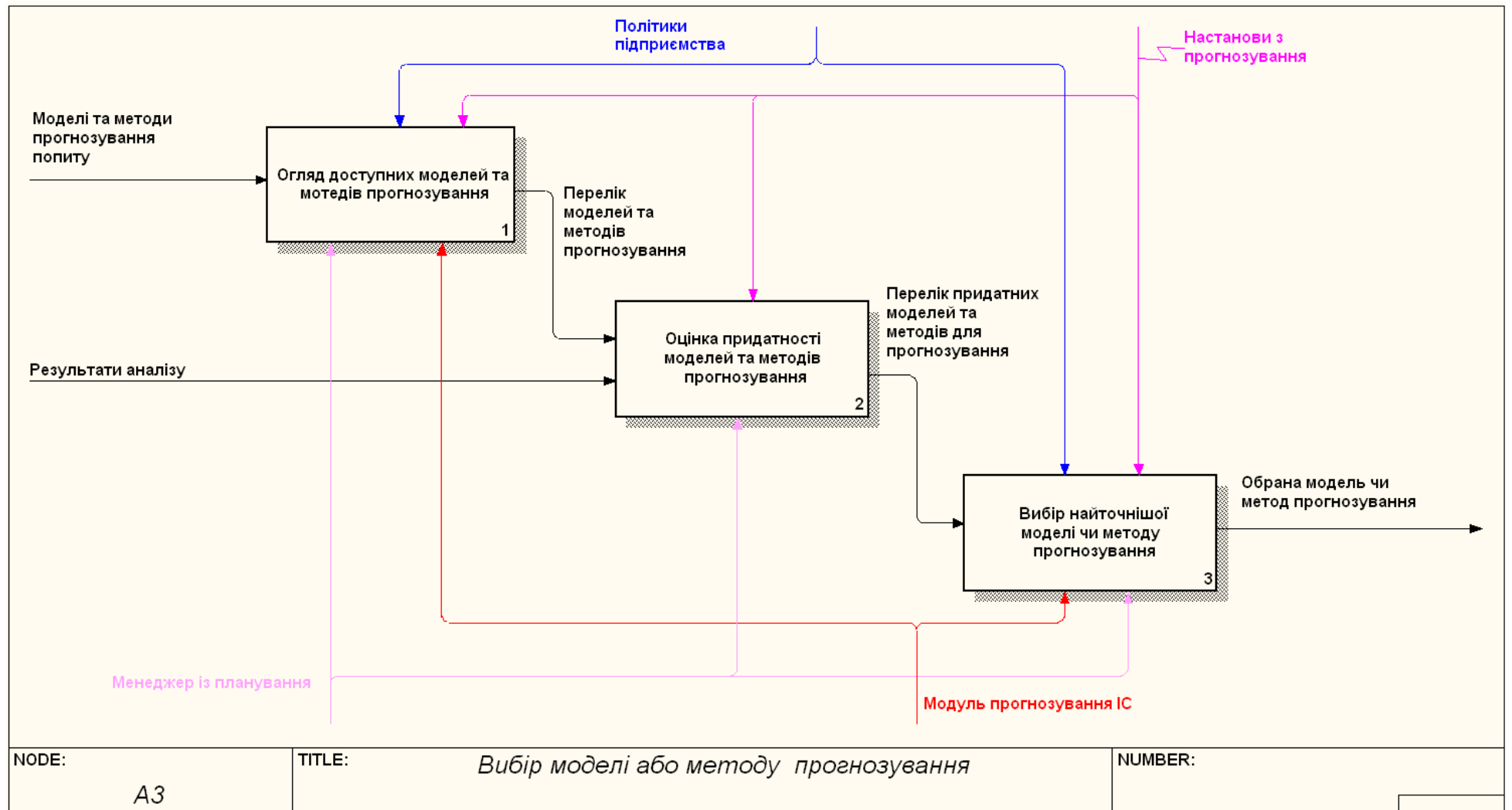


Рисунок 1.5 – Блок «Вибір моделі або методу прогнозування» (декомпозиція другого рівня)

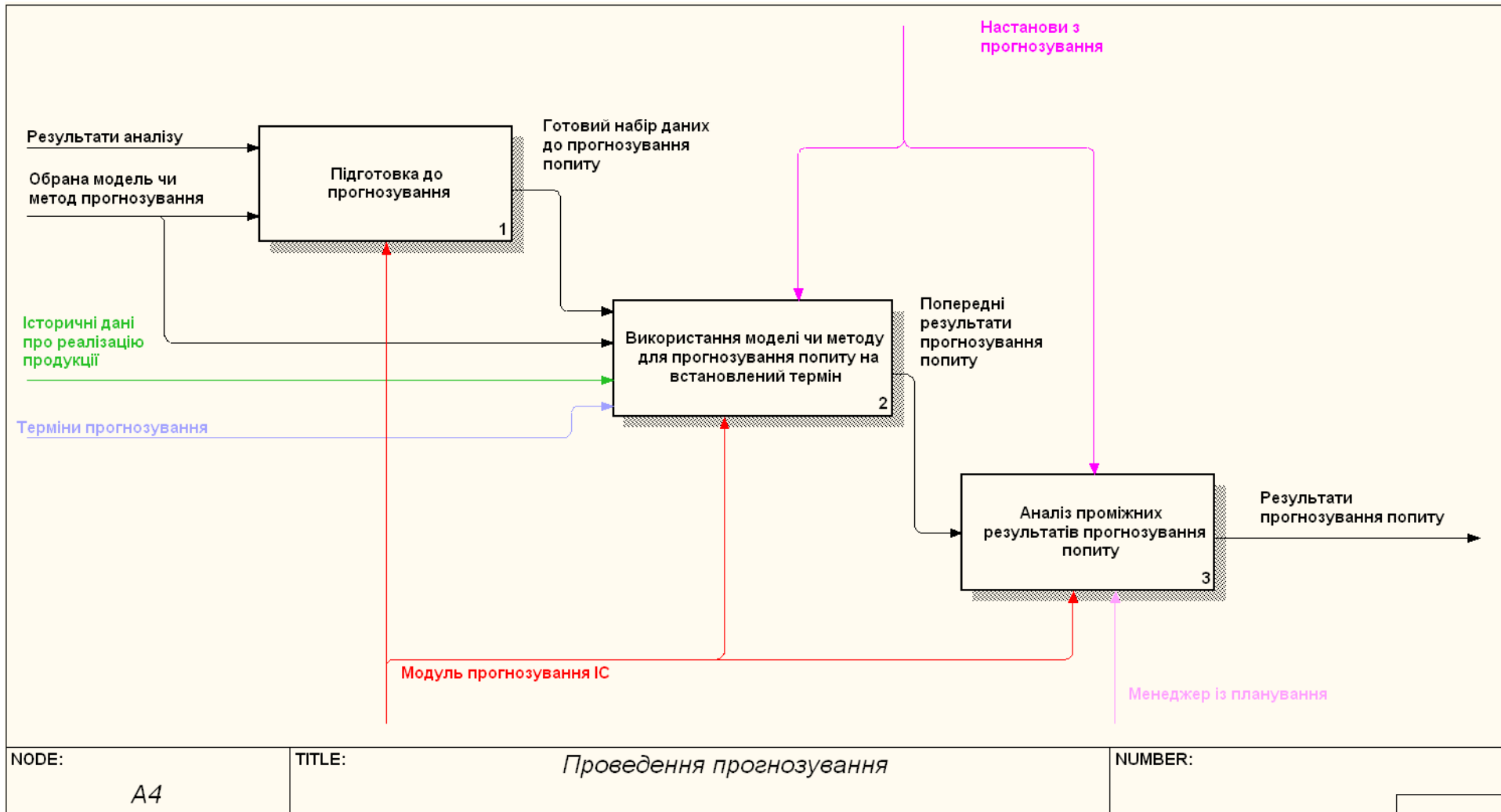


Рисунок 1.6 – Блок «Проведення прогнозування» (декомпозиція другого рівня)

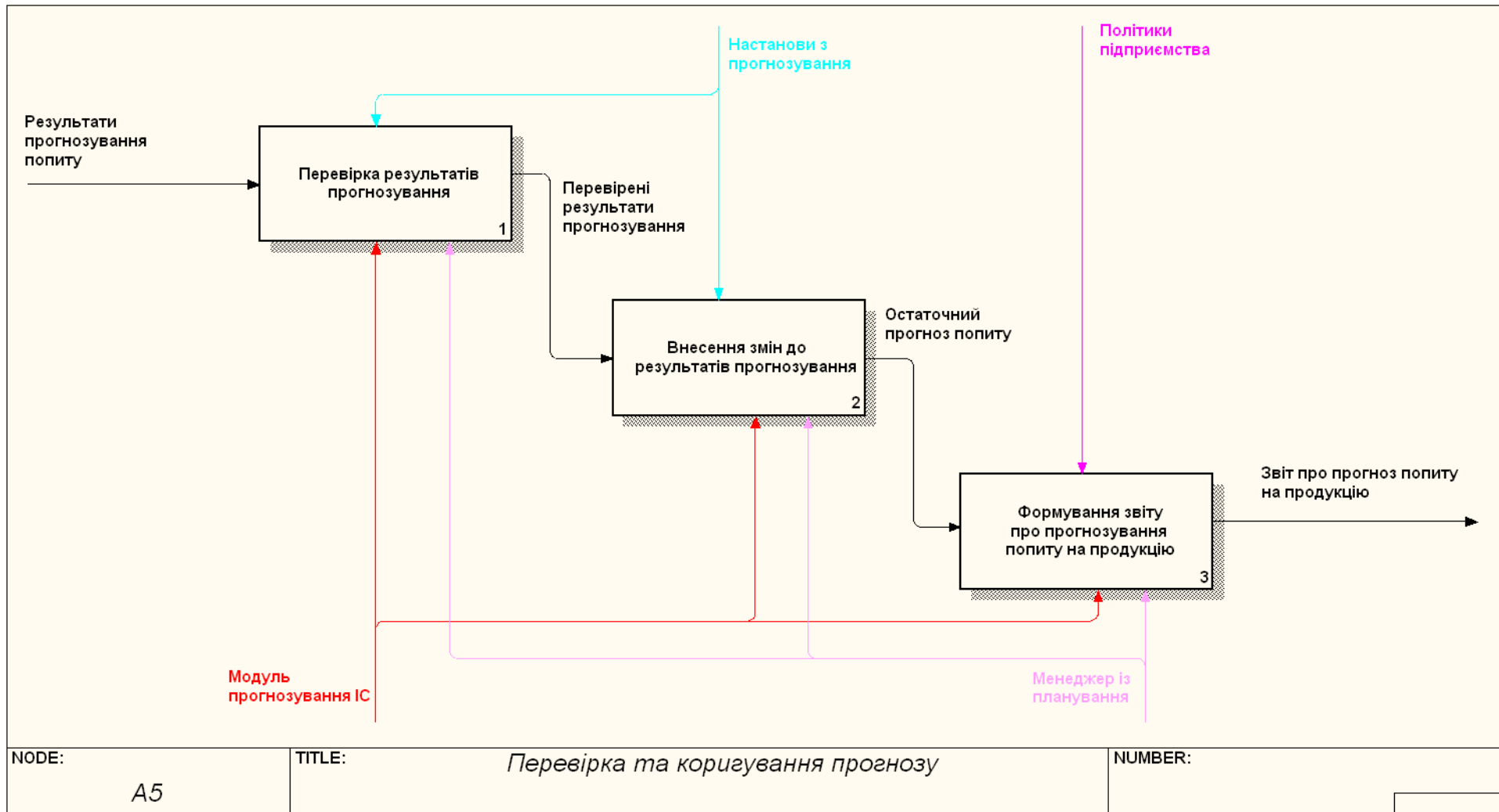


Рисунок 1.7 – Блок «Перевірка та коригування прогнозу» (декомпозиція другого рівня)

Під час блоку «Збір даних для аналізу» менеджер із планування здійснює вибір продукції для якої буде проводитись прогнозування, встановлює терміни прогнозування, після чого модуль прогнозування ІС (інформаційна система) збирає наявну інформацію про попередню реалізацію продукції і формує набір даних для подальшого аналізу. Після виконання цього блоку вихідна інформація, а саме підготовлений набір даних для аналізу надходить до наступного блоку.

Під час наступного блоку «Аналіз даних про попередню реалізацію продукції» здійснюється попередня обробка набору даних, після чого вже підготовлені данні для аналізу аналізуються на наявність сезонності, тренду та інших шаблонів. Результати аналізу інтерпретуються у зрозумілі для людини факти (чи є у продукції сезонність, тренд та інше).

Далі результати аналізу використовується під час блоку «Вибір моделі або методу прогнозування», менеджер із планування сам визначає метод та моделі прогнозування, що придатні для обраного переліку продукції в залежності від результатів аналізу інформації про реалізацію продукції та наявні методи та моделі прогнозування. Після виконання цього блоку менеджер із планування визначає метод чи модель прогнозування, що буде використовуватись під час наступного блоку, а саме блоку «Проведення прогнозування».

Під час блоку «Проведення прогнозування» здійснюється основна дія бізнес-процесу, а саме виконується прогнозування попиту на продукцію використовуючи зібрану інформацію, таку як: найточніший метод або модель прогнозування попиту разом із підготовленим набором даних про продукцію та терміни прогнозування. Після чого отримуються попередні результати прогнозування попиту на продукцію, які може переглянути менеджер із планування на наявність серйозних помилок. Після отримання попередніх результатів їх потрібно перевірити та за потреби відкоригувати, саме це і виконується під час останнього блоку «Перевірка та коригування прогнозу».

## 1.2 Визначення проблеми вибору методу або моделі прогнозування попиту на продукцію

На підприємстві «Спец-альянс» менеджер із планування відповідає за вибір методу або моделі прогнозування попиту на продукцію. Важливо зазначити, що вибір методу або моделі прогнозування попиту на продукцію відбувається вручну, на основі досвіду менеджера та його оцінки ринкових умов і попередніх результатів аналізу. Однак під час процесу прогнозування постає серйозна проблема – існує велика кількість різних моделей та методів прогнозування попиту, кожен з яких має свої особливості використання [4]. Це ускладнює вибір моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозу для конкретних умов, оскільки правильний вибір моделі або методу прогнозування може значно підвищити точність результату прогнозування, тоді як невідповідна модель або метод прогнозування може призвести до суттєвих помилок та недостовірних результатів.

Вибір моделі або методу прогнозування вручну має декілька суттєвих недоліків, а саме:

- існує суб'єктивність під час вибору моделі або методу прогнозування, через те, що вибір залежить від знань і інтуїції менеджера із планування, а це може призвести до помилкового результату прогнозування;

- виникають часові витрати через те, що ручний спосіб вибору моделі або методу прогнозування попиту займає значний час, оскільки менеджеру із планування потрібно самостійно проаналізувати наявну інформацію та прийняти рішення, який метод або модель надаватиме найточніший результат у даній ситуації;

- при проведенні прогнозування для всього переліку продукції, використовуючи лише один метод або модель прогнозування попиту результат прогнозування має низьку точність для окремих видів продукції, через те, що

різні методи або моделі прогнозування можуть по-різному бути ефективними для прогнозування окремого виду продукції, існує ризик, що один метод або модель прогнозування матиме більш точний результат прогнозування для одного виду продукції, але не для іншого.

Через визначені проблеми завдання розробки системи прогнозування стає актуальним, а саме ця система повинна автоматизовано визначати та використовувати метод або модель прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування попиту для кожного виду продукції окремо.

Автоматизація процесу прогнозування дозволить зменшити вплив людського фактору та зменшити час на отримання результатів прогнозування, дозволяючи менеджеру із планування зосередитися на інших стратегічних завданнях, та підвищити точність прогнозів шляхом підбору методу або моделі прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо.

Отже, автоматизований вибір моделі або методу прогнозування для кожного окремого виду продукції сприятиме підвищенню ефективності та швидкості планування на підприємстві «Спец-альянс», а також раціональному використанню виробничих ресурсів.

### 1.3 Опис методів та моделей прогнозування, які використовують для прогнозування попиту на продукцію

Існує широкий вибір методів та моделей прогнозування, що використовують для прогнозування попиту на продукцію, кожен із яких характеризується певними перевагами та недоліками, що робить їх придатними для вирішення конкретних завдань бізнесу [5]. Вибір відповідного методу або

моделі прогнозування є критично важливим, адже саме від цього залежить точність результатів прогнозування, яка значною мірою впливає на ефективність стратегічного планування та позиціонування підприємства на ринку.

Серед методів і моделей прогнозування, що найчастіше використовуються для прогнозування попиту на продукцію [6], можна виділити такі методи та моделі, як:

- метод простого ковзного середнього (Simple Moving Average, SMA) використовується через простоту реалізації і здатність згладжувати короткострокові коливання попиту, але не враховує трендів і сезонності;

- метод експоненційного згладжування (Exponential Smoothing, ES) популярний завдяки врахуванню більш свіжих даних, які мають більшу вагу, але менш ефективний при складних сезонних змінах;

- модель Хольта-Вінтерса, це поширена модель для обліку сезонності та трендів, що робить її зручною для продукції із регулярними коливаннями попиту;

- модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) часто застосовується завдяки високій точності при прогнозуванні на основі трендів, але потребує значного обсягу історичних даних і складного налаштування;

- модель SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) це вдосконалена версія ARIMA, спеціально адаптована для врахування сезонних коливань;

- експертні моделі застосовуються у випадках, коли дані обмежені, і потрібна додаткова думка фахівців для оцінки майбутніх трендів.

Однак, незважаючи на поширене використання зазначених методів і моделей прогнозування, вибір методу або моделі прогнозування попиту, що матиме найточніший результат під конкретний вид продукції є складним і трудомістким завданням. Кожен метод та модель прогнозування має свої переваги та недоліки, які впливають на точність прогнозів у різних умовах [6]. Наприклад, методи, що враховують сезонність і тренди, можуть бути

неефективними для продукції із нестабільним попитом або коротким життєвим циклом. З іншого боку, більш складні моделі, як ARIMA чи SARIMA, вимагають значного обсягу якісних історичних даних і чутливі до зміни зовнішніх умов. Прості методи, як SMA і ES, швидко впроваджуються та підходять для короткострокового прогнозування. У той же час, складні моделі ARIMA чи SARIMA, забезпечують високу точність для товарів із визначеними сезонними шаблонами. Експертні моделі дозволяють врахувати специфічні знання про ринок, які не завжди можна формалізувати в даних.

Важливо зазначити, що точність результатів конкретної моделі або методу прогнозування залежить не лише від доступних даних, але й від характеру самого попиту: наявності трендів, сезонних коливань, раптових змін чи специфіки ринкової ніші [7]. У практиці, відсутність універсального підходу змушує менеджерів із планування випробовувати різні методи та моделі прогнозування вручну, що займає багато часу і не гарантує точного результату.

Метод SMA є одним з найпростіших методів прогнозування для аналізу та прогнозування даних, що полягає у розрахунку середнього значення попиту за визначений період [8]. Цей метод підходить для даних, що мають відносно стабільні або зовсім не мають тренди та сезонність.

Формула розрахунку попиту використовуючи метод SMA:

$$SMA = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}, \quad (1.1)$$

де  $SMA$  – значення простої ковзної середньої;

$X_1, X_2, \dots, X_n$  – останні  $n$  значень часового ряду;

$n$  – кількість значень часового ряду.

Метод SMA добре підходить для випадків, коли дані показують помірні коливання без різких змін. Він часто застосовується у прогнозуванні попиту на продукцію, особливо коли потрібно зменшити вплив короткочасних коливань на прогноз. Цей метод легко реалізується у практиці завдяки простоті розрахунків і

зрозумілості для менеджерів з планування. Наприклад, у виробництві абразивних матеріалів, де попит може змінюватися, SMA дозволяє встановити базовий рівень попиту, на якому можна будувати подальші стратегії виробництва та закупівлі [8].

Метод середньої виваженої (по Шрайбфедеру) (WMA – Weighted Method Average) є адаптацією методу SMA, яка включає вагові коефіцієнти для попередніх спостережень [9]. Це дозволяє акцентувати увагу на найближчих даних, роблячи метод більш чутливим до змін.

Формула розрахунку попиту використовуючи метод середньої виваженої:

$$WMA = \frac{\omega_1 X_1 + \omega_2 X_2 + \dots + \omega_n X_n}{\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n}, \quad (1.2)$$

де  $WMA$  – значення середньої виваженої;

$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$  – ваги, які відповідають кожному з останніх  $n$  значень;

$X_1, X_2, \dots, X_n$  – останні  $n$  значень часового ряду;

$n$  – кількість значень часового ряду.

Метод WMA є корисним у ситуаціях, коли спостерігається постійна зміна попиту на продукцію. Його здатність швидко реагувати на останні дані дозволяє підприємству коригувати виробничі плани та запаси у відповідь на коливання ринку [9]. Наприклад, у випадку акцій чи сезонних знижок, метод може забезпечити своєчасну реакцію на зростання попиту, що особливо важливо для виробництва з коротким циклом виконання замовлень.

Метод ES є потужним методом для прогнозування, який використовує експоненційно зменшені ваги для попередніх спостережень [10]. Цей метод надає можливість прогнозувати дані, що мають тренд та сезонність.

Формула для розрахунку прогнозу методом ES:

$$F_{t+1} = (1 - \alpha) \times F_t + \alpha \times Y_t, \quad (1.3)$$

де  $F_{t+1}$  – прогноз наступного періоду часу;

$t$  – значення часу, на який прогнозується (година, доба, місяць або рік);

$\alpha$  – коефіцієнт згладжування (від 0 до 1), який визначає вагу поточного спостереження в прогнозі (чим ближче  $\alpha$  до 1, тим більшу вагу мають останні спостереження);

$F_t$  – прогноз на поточний період;

$Y_t$  – значення, що спостерігається на поточний період.

Метод ES є корисним у випадках, коли попит на продукцію підлягає впливу трендів, наприклад, під час збільшення споживання певного виду продукції [10]. Він дозволяє більш точно відобразити зміни в споживчих перевагах, що може бути критично важливим в умовах, коли ринок швидко адаптується до нових умов. Підприємство може використовувати ES для управління запасами і забезпечення своєчасного виконання замовлень.

Метод Хольта-Вінтерса є розширенням методу ES, яке враховує сезонні коливання та тренди. Він може бути реалізований у двох формах: адитивній та мультиплікативній, що дозволяє адаптувати метод до різних типів даних [11]. Мультиплікативна форма застосовується, коли сезонні коливання змінюються пропорційно до загального рівня попиту (тобто, коли сезонність посилюється або зменшується залежно від масштабу попиту). Адитивна форма методу Хольта-Вінтерса застосовується, коли сезонні коливання залишаються стабільними за величиною, незалежно від тренду. У цьому випадку амплітуда сезонності є постійною, і сезонний ефект додається до рівня та тренду, а не множить [11].

Формула для розрахунку прогнозу методом Хольта-Вінтерса (мультиплікативна форма):

$$l_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(l_{t-1} + b_{t-1}), \quad (1.4)$$

$$b_t = \beta(l_t - l_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}, \quad (1.5)$$

$$s_t = \gamma(y_t - l_t) + (1 - \gamma)s_{t-p}, \quad (1.6)$$

$$F_{t+h} = (l_t + hb_t) s_{t-p+1+(h-1)} \times |p|, \quad (1.7)$$

де  $l_t$  – рівень на момент часу  $t$ ;

$t$  – значення часу, на який прогнозується (година, доба, місяць або рік);

$\alpha$  – параметр згладжування для рівня;

$y_t$  – значення, що спостерігається на момент часу  $t$ ;

$b_t$  – тренд на момент часу  $t$ ;

$\beta$  – параметр згладжування для тренду відповідно;

$s_t$  – сезонність на момент часу  $t$ ;

$\gamma$  – параметр згладжування для сезонності;

$F_{t+h}$  – прогнозоване значенням попиту на період  $t + h$ ;

$h$  – горизонт прогнозування (кількість періодів уперед);

$p$  – період сезонності.

Метод Хольта-Вінтерса особливо ефективний для прогнозування попиту на продукцію, оскільки він здатний урахувати як короткострокові, так і довгострокові коливання в даних [11]. Це дозволяє підприємству планувати виробництво з урахуванням сезонних піків у попиті, наприклад, під час певних акцій чи сезонів, коли попит на продукцію може зрости. Впровадження цього методу дозволяє зменшити ризики дефіциту або надлишків продукції.

Експертні моделі прогнозування попиту використовують знання та досвід фахівців для формування прогнозів у ситуаціях, де наявні дані обмежені або недостатньо інформативні [12]. Вони застосовуються в тих випадках, коли існує необхідність врахувати фактори, які важко піддаються кількісному вимірюванню, наприклад, зміни у ринкових умовах, нові тенденції, чи запуск нової продукції. Основним принципом таких моделей є інтеграція суб'єктивних оцінок експертів, які можуть бути отримані через інтерв'ю, анкетування чи групові дискусії [12].

Процес прогнозування за допомогою експертних моделей включає кілька етапів. Для формування прогнозу фахівці надають свої оцінки щодо майбутнього

попиту, враховуючи зміни на ринку, сезонні фактори, конкуренцію тощо. Ці оцінки можуть бути надані у вигляді числових значень або розподілу ймовірностей. Оцінки різних експертів об'єднуються за допомогою методів, які дозволяють досягти консенсусу або отримати зважену середню оцінку. Наприклад, найчастіше застосовують середнє арифметичне або використовують метод Делфі, де експерти по черзі надають свої прогнози і коригують їх на основі зворотного зв'язку від інших учасників, що дозволяє знижувати вплив суб'єктивних упереджень. Далі експертні оцінки можуть бути об'єднані з кількісними даними (наприклад, статистикою попиту або економічними індикаторами) для підвищення точності прогнозу. Це може бути зроблено шляхом застосування методів, таких як зважене середнє, де більша вага надається тим оцінкам, які вважаються більш точними або актуальними. Після отримання прогнозу, важливо здійснити аналіз його точності і при необхідності коригувати, зважаючи на нові дані або зміни на ринку. Це може включати зворотний зв'язок від користувачів результатів прогнозу або вивчення відхилень між прогнозованими і фактичними значеннями.

Модель AR (Autoregressive Model) використовує значення попиту з попередніх періодів для прогнозування майбутнього попиту [13]. Це дає змогу виявляти закономірності та тренди в історичних даних.

Формула для розрахунку прогнозу з використанням моделі AR(p) має вигляд:

$$y_t = c + \varphi^1 y_t^{-1} + \varphi^2 y_t^{-2} + \dots + \varphi^p y_t^{-p} + \varepsilon_t, \quad (1.8)$$

де  $y_t$  – значення, що прогнозується на момент часу  $t$ ;

$t$  – значення часу на який прогнозується (година, доба, місяць або рік);

$c$  – константа;

$\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^p$  – параметри моделі (коефіцієнти авторегресії);

$p$  – порядок моделі;

$\varepsilon_t$  – випадкова помилка.

Модель AR використовують для прогнозування попиту на продукцію, оскільки вона може виявляти взаємозв'язки між значеннями попиту в різні періоди [13]. Це дозволяє підприємству краще розуміти циклічні шаблони і адаптувати свої стратегії виробництва відповідно до виявлених тенденцій. У сферах де попит може змінюватися в залежності від ринкових умов, ця модель надає можливість для довгострокового планування.

Модель ARIMA об'єднує автокореляцію, інтеграцію (для забезпечення стаціонарності) та ковзну середню, що дозволяє ефективно аналізувати та прогнозувати часові ряди [14].

Формула для розрахунку прогнозу з використанням моделі ARIMA(p, d, q) має вигляд:

$$\begin{aligned} (1 - \varphi^1 B - \varphi^2 B^2 - \dots - \varphi^p B^p)(1 - B)^d y_t = \\ = (1 + \theta^1 B + \theta^2 B^2 + \dots + \theta^q B^q) \varepsilon_t, \end{aligned} \quad (1.9)$$

де  $\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^p$  – параметри авторегресії;

$B$  – оператор затримки часового ряду;

$d$  – порядок інтегрування (кількість диференцій);

$y_t$  – значення, що спостерігається на момент часу  $t$ ;

$t$  – значення часу на який прогнозується (година, доба, місяць або рік);

$\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^q$  – параметри ковзного середнього;

$\varepsilon_t$  – випадкова помилка.

ARIMA є потужним інструментом для аналізу та прогнозування попиту на продукцію, особливо в умовах, коли дані містять сезонні та трендові властивості. Ця модель дозволяє враховувати минулі значення попиту, а також непередбачувані зміни, такі як зміни в ринковій ситуації або нових конкурентів. Завдяки своїй гнучкості, ARIMA може адаптуватися до різних сценаріїв та забезпечити точні прогнози, що допомагає в ефективному управлінні

запасами [14].

Модель SARIMA є розширенням класичної моделі ARIMA, що враховує сезонні властивості в часових рядах. Вона використовується для аналізу та прогнозування даних, що демонструють сезонні коливання або циклічні шаблони, які регулярно повторюються через певні проміжки часу (наприклад, щорічні коливання попиту на певну продукцію або сезонні зміни в кліматичних умовах) [15]. В порівнянні з ARIMA, модель SARIMA додає додаткові сезонні властивості, які дозволяють моделювати не тільки тренди та випадкові коливання, але й вплив сезонних факторів, що можуть істотно змінювати поведінку ряду. Формула для розрахунку прогнозу з використанням моделі SARIMA(p, d, q, s) має вигляд:

$$(1 - \varphi^1 B - \varphi^2 B^2 - \dots - \varphi^p B^p)(1 - \Phi^1 B^s - \Phi^2 B^{2s} - \dots - \Phi^p B^{ps}) \times \\ \times (1 - B)^d (1 - B^s)^D y_t = (1 + \theta^1 B + \theta^2 B^2 + \dots + \theta^q B^q) \times \\ \times (1 + \Theta^1 B^s + \Theta^2 B^{2s} + \dots + \Theta^q B^{qs}) \varepsilon_t, \quad (1.10)$$

де  $\varphi^1, \varphi^2, \dots, \varphi^p$  – параметри авторегресії;

$B, B^2, \dots, B^p$  – оператор затримки (затримки часового ряду);

$\Phi^1, \Phi^2, \dots, \Phi^p$  – параметри сезонної авторегресії;

$s$  – період сезонності;

$d$  – порядок інтегрування (кількість диференцій);

$D$  – порядок інтегрування (кількість диференцій для сезонності);

$y_t$  – значення, що спостерігається на момент часу  $t$ ;

$t$  – значення часу на який прогнозується (година, доба, місяць або рік);

$\theta^1, \theta^2, \dots, \theta^q$  – параметри ковзного середнього;

$\Theta^1, \Theta^2, \dots, \Theta^q$  – параметри сезонного ковзного середнього;

$\varepsilon_t$  – випадкова помилка.

Модель SARIMA є потужним інструментом для прогнозування попиту на продукцію, коли дані демонструють регулярні сезонні коливання. Використання

SARIMA дозволяє підприємству точніше прогнозувати обсяги попиту, що забезпечує підвищення ефективності виробничих і складських процесів. Це може бути критично важливо для збереження балансів запасів, оскільки надмірні запаси під час низького попиту можуть призвести до втрат, а нестача продукції під час піків попиту може знизити рівень обслуговування клієнтів, шляхом затримок замовлень [15]. Таким чином, SARIMA надає підприємствам можливість адаптувати свої стратегії відповідно до ринкових умов і сезонних змін.

У таблиці 1.1 наведено перелік методів та моделей прогнозування попиту, визначення ситуацій коли їх застосовувати та їх недоліки. Кожен метод та модель прогнозування мають свої переваги та недоліки, які визначають їх ефективність у різних умовах. Навіть у однакових ситуаціях можливо використання кількох методів та моделей, однак результати, які вони видають, можуть значно відрізнятися.

Таблиця 1.1 – Перелік методів та моделей прогнозування попиту, ситуації коли їх застосовувати та недоліки методів та моделей

Назва методу або моделі	Ситуація для використання	Недоліки методів та моделей
1	2	3
Метод SMA	Використовується, коли дані є стабільними, без значних коливань і трендів. Добре підходить для короткострокового прогнозування.	Метод не може досить ефективно реагувати на зміни в ринку.
Метод WMA	Використовується для даних з невеликим обсягом інформації, коли можна врахувати кілька попередніх періодів.	В умовах динамічності ринку результат буде не надійним.

Продовження таблиці 1.1

1	2	3
Метод ES	Використовується для даних з трендами, де важливість попередніх спостережень зменшується з часом. Добре підходить для короткострокових прогнозів.	При різких коливаннях даних, результат може бути недостатньо точним, що викликане інерційністю методу
Метод Хольта-Вінтерса	Використовується для даних з сезонними коливаннями, та трендами. Використовується для прогнозування, коли сезонність і тренди очевидні.	Ефективність методу може знижуватися, коли сезонність не є стабільною або змінюється з часом.
Експертні моделі прогнозування	Використовуються в ситуаціях, коли історичні дані є обмеженими, а прогнозування потребує врахування додаткової інформації. Підходять для нових або нестабільних ринків, де статистичні методи не можуть надати точних результатів.	Залежність від суб'єктивних оцінок, що може впливати на точність. Не завжди можуть враховувати всі зовнішні фактори. Висока ймовірність людської помилки.
Експертні моделі прогнозування	Використовуються в ситуаціях, коли історичні дані є обмеженими, а прогнозування потребує врахування додаткової інформації. Підходять для нових або нестабільних ринків, де статистичні методи не можуть надати точних результатів.	Залежність від суб'єктивних оцінок, що може впливати на точність. Не завжди можуть враховувати всі зовнішні фактори. Висока ймовірність людської помилки.

Кінець таблиці 1.1

1	2	3
Модель AR	Використовуються для часових рядів, які мають значну залежність від своїх попередніх значень. Добре підходять для даних без сезонності.	Виникає ускладнення прогнозування, через те, що часові ряди не є стаціонарними, і їх потрібно попередньо обробити.
Модель ARIMA	Використовується для стаціонарних даних з трендами, коли дані потребують диференціювання для досягнення стаціонарності. Підходить для складних часових рядів.	Модель вимагає, щоб дані були стаціонарними, що може вимагати додаткових кроків для їх підготовки.
Модель SARIMA	Використовується для даних з сезонними коливаннями та трендами. Підходить для довгострокового прогнозування, де важливо врахувати сезонність.	Якщо сезонність виявляється непередбачуваною, точність прогнозів може знижуватися.

#### 1.4 Опис існуючих спеціалізованих ІС для прогнозування попиту на продукцію

Існує кілька варіантів вирішення завдання прогнозування попиту на продукцію. Одним із них є застосування спеціалізованих ІС, призначених для автоматизації процесів прогнозування, аналізу даних та підтримки прийняття управлінських рішень. Серед популярних ІС, що можуть бути використані для прогнозування попиту на продукцію, можна виділити такі, як:

- Infor Demand Planning;
- JDA Demand (Blue Yonder Demand);
- Qlik Sense;
- Tableau;
- Kepion Planning.

Infor Demand Planning – це потужне рішення для планування, яке надає функціональні можливості для прогнозування попиту, управління ланцюгом постачання та підтримки процесів прийняття рішень [16]. Система застосовує історичні дані та дозволяє гнучко налаштовувати моделі прогнозування під конкретні потреби підприємства, зокрема враховує сезонні та циклічні коливання. Основними перевагами системи є аналіз трендів, інтеграція з іншими модулями Infor, а також можливість ручного коригування прогнозів, що забезпечує вищу точність та ефективність прогнозування. Проте, одним з недоліків Infor Demand Planning є її складність в освоєнні для користувачів без досвіду аналітики [16]. Це може вимагати додаткових витрат на навчання персоналу та залучення зовнішніх консультантів для налаштування та обслуговування системи.

JDA Demand (Blue Yonder Demand) пропонує широкий спектр інструментів для прогнозування, використовуючи як статистичні методи, так і алгоритми машинного навчання для коригування результатів [17]. Ця система інтегрується з іншими продуктами JDA для координації бізнес-процесів і підтримує можливості сценарного аналізу, що дозволяє розглядати декілька варіантів прогнозування. Проте система має обмежену сумісність з інструментами візуалізації сторонніх розробників, що може бути проблемою для підприємств, які використовують кілька різних інструментів для аналізу та візуалізації даних.

Qlik Sense – це ІС для бізнес-аналітики, яка, завдяки розширеним можливостям інтеграції та візуалізації, дозволяє створювати аналітичні моделі, які можуть бути використані для прогнозування попиту [18]. Вона пропонує

інтуїтивний інтерфейс і можливість швидкої інтеграції з багатьма джерелами даних. Основними перевагами Qlik Sense є візуалізація даних, інтерактивні дашборди та підтримка різноманітних методів прогнозування. Однак, основний недолік Qlik Sense полягає в тому, що система потребує високих апаратних ресурсів для обробки великих масивів даних, що може впливати на її продуктивність та збільшувати витрати на технічне обслуговування та інфраструктуру.

Tableau забезпечує зручні інструменти для аналітики та може бути застосована для прогнозування попиту завдяки можливостям інтеграції з різними джерелами даних [19]. Система підтримує візуалізацію аналітичних даних та має інтуїтивний інтерфейс, що дозволяє швидко будувати моделі прогнозування та проводити коригування. Однак Tableau не має вбудованих інструментів для детального прогнозування попиту з використанням специфічних методів та моделей прогнозування, що може обмежити точність прогнозів, особливо для підприємств, які потребують прогностичних моделей високої складності.

Керіон Planning – це система для корпоративного планування, яка поєднує інтерактивне прогнозування з аналітикою фінансових показників [20]. Вона дозволяє здійснювати прогнозування попиту в режимі реального часу, інтегрується з іншими продуктами Microsoft, а також надає можливість для сценарного аналізу. Проте, Керіон Planning має обмежену кількість інструментів для автоматичного збору та очищення даних, що може призвести до необхідності додаткових ресурсів для підготовки даних перед аналізом, особливо якщо підприємство має справу з великими обсягами неструктурованих даних.

У таблиці 1.2 наведено порівняння ІС для прогнозування попиту на продукцію за декількома характеристиками.

Таблиця 1.2 – Порівняння ІС для прогнозування попиту на продукцію

Система	Можливість інтеграції	Гнучкість налаштувань	Кількість функцій прогнозування	Точність прогн. (%)	Час налаштування (кількість діб)
Infor Demand Planning	Тільки з продуктами Infor	Висока	12	86	25
JDA Demand (Blue Yonder)	Тільки з продуктами JDA	Середня	14	89	20
Qlik Sense	З багатьма джерелами даних	Висока	10	82	15
Tableau	З багатьма джерелами даних	Висока	8	84	15
Kepon Planning	З продуктами Microsoft	Висока	11	85	10

На підприємстві «Спец-альянс» існують певні особливості бізнес-процесів, які ускладнюють або унеможливають використання існуючих ІС для прогнозування попиту. Необхідність створення власної системи прогнозування зумовлена наступними факторами.

Асортимент абразивних матеріалів підприємства включає велику кількість видів продукції з різними технічними характеристиками, що суттєво впливає на

попит. Існуючі ІС, такі як Infor Demand Planning та JDA Demand (Blue Yonder), хоч і мають налаштування для різних видів продукції, однак не завжди здатні адекватно враховувати специфіку та різноманітність, що притаманна абразивним матеріалам. Це може призводити до недостовірності у прогнозах та помилок, що не відповідають реальним умовам ринку.

Попит на абразивні матеріали може істотно змінюватися в залежності від сезонних коливань, економічної ситуації та специфічних потреб клієнтів. Системи, такі, як Qlik Sense та Tableau, часто використовуються для візуалізації та аналізу даних, але вони мають обмежену функціональність для інтегрованого прогнозування в реальному часі з урахуванням динамічних змін. Відсутність інструментів для оперативного коригування прогнозів у таких умовах ставить під загрозу точність прогнозів.

Частина клієнтів «Спец-альянс» має специфічні вимоги до частоти постачання, обсягів або характеристик продукції, що потребує персоналізованого підходу до прогнозування. ІС, як Kerion Planning, пропонують певний рівень налаштувань, але не завжди здатні задовольнити вимоги клієнтів у специфічних випадках. Це створює значні труднощі, оскільки системи, що розроблені для широкого ринку, не можуть повністю враховувати індивідуальні потреби окремих клієнтів.

На підприємстві вже використовуються різні системи для управління запасами та виробничими процесами. Важливим моментом є інтеграція системи прогнозування з цими існуючими ІС. Наприклад, JDA Demand (Blue Yonder) або Infor Demand Planning можуть мати обмежену здатність до інтеграції з іншими внутрішніми системами підприємства, що може призводити до інформаційних розривів і погіршення узгодженості між прогнозами попиту та фактичними виробничими процесами.

Отже, хоча ІС, такі, як Infor Demand Planning, JDA Demand (Blue Yonder), Qlik Sense, Tableau та Kerion Planning пропонують певні функціональні можливості для прогнозування попиту, жодна з них не є гарним варіантом для

підприємства «Спец-альянс». Кожна з цих систем має свої обмеження в налаштуванні, гнучкості у реагуванні на зміни попиту, а також обмежені можливості для інтеграції з існуючими бізнес-процесами. Відсутність можливості адаптації до індивідуальних вимог клієнтів та специфіки продукції також є серйозною перешкодою для їх ефективного використання.

Тому підприємству необхідно розробити власну систему прогнозування для прогнозування попиту на продукцію, яка дозволить врахувати всі специфічні вимоги, автоматизувати процес прогнозування і забезпечити точніші прогнози, що, у свою чергу, підвищить конкурентоспроможність на ринку.

#### 1.5 Підходи до вирішення задачі автоматизованого вибору методу або моделі прогнозування для кожного виду продукції

У процесі аналізу підходів до автоматизації вибору моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції, підприємства «Спец-альянс» було розглянуто декілька підходів: експертні системи, класифікаційні дерева, регресійні моделі та нейронні мережі. Різні підходи до вибору моделі або методу прогнозування мають свої переваги й недоліки. Вони були детально проаналізовані для визначення їх відповідності специфічним умовам підприємства.

Експертні системи, що побудовані на базі правил, є зручними для задач із чітко визначеними параметрами. Вони дозволяють простежити логіку вибору моделі або методу прогнозування, що може бути корисним у простих сценаріях. Однак їх ефективність значно залежить від попередньо закладеної бази знань, яка формується на основі досвіду експертів. У динамічних умовах ринку експертні системи часто демонструють обмеження через відсутність здатності до самонавчання.

Класифікаційні дерева використовуються для аналізу даних за допомогою логічного розгалуження, що робить їх прозорими й легкими у використанні. Вони здатні швидко обробляти невеликі набори даних, проте їх точність різко знижується при аналізі складних багатовимірних залежностей та даних. Крім того, вони схильні до перенавчання, що унеможлиблює їх ефективну роботу за умов швидких змін у структурі даних.

Регресійні моделі ефективні для задач із чітко визначеними лінійними залежностями між змінними. Вони добре справляються із завданнями на основі стабільних закономірностей у даних, але виявляються недостатньо точними у випадках складних нелінійних взаємозв'язків, характерних для попиту на продукцію підприємства.

На відміну від цих підходів, нейронні мережі виявилися найбільш перспективними для вирішення задач вибору моделі або методу прогнозування попиту на продукцію. Ключова перевага нейронних мереж полягає в здатності враховувати складні нелінійні взаємозв'язки та адаптуватися до змін у даних завдяки механізму самонавчання. Крім автоматизації вибору моделі або методу прогнозування попиту, нейронні мережі можуть також використовуватися безпосередньо для проведення прогнозування. Це дає змогу одночасно вирішувати обидві задачі, що інші підходи забезпечити не можуть.

Нейронні мережі здатні аналізувати багатовимірні дані, враховуючи широкий спектр параметрів, таких як сезонність, історичні обсяги реалізації, економічні фактори та інші змінні, які впливають на попит [21]. Завдяки механізму самонавчання нейронні мережі здатні адаптуватися до змін ринку, що є критично важливим для підприємства «Спец-альянс». Крім того, нейронні мережі дозволяють інтегрувати результати різних методів прогнозування, таких як ARIMA, SARIMA, регресійні моделі, і визначати, який із них є найточнішим для кожного виду продукції. Таким чином, вони забезпечують високу точність прогнозування, зменшують ризики помилкових рішень і підвищують ефективність процесів планування.

## 1.6 Висновки та постановка задачі дослідження

По-перше, проведений аналіз бізнес-процесу прогнозування попиту на продукцію на підприємстві «Спец-альянс» виявив, що менеджер з планування самостійно обирає метод або модель прогнозування попиту, що використовується для всього переліку продукції, без урахування специфіки кожного виду продукції. По-друге, було визначено, що це призводить до недостатньої точності прогнозів, оскільки різні види продукції вимагають індивідуальних підходів до прогнозування. По-третє, було проаналізовано існуючі ІС, і виявлено, що вони не відповідають специфічним вимогам підприємства, що пов'язано з широким асортиментом товарів, частими змінами в структурі попиту та індивідуальними вимогами клієнтів.

Загальний висновок, який можна зробити з попереднього аналізу, полягає в тому, що існуючі підходи до прогнозування попиту на продукцію на підприємстві «Спец-альянс» мають значні недоліки, які потребують вирішення. Відсутність автоматизованого способу визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надають найточніші результати прогнозування для кожного виду продукції окремо, є однією з основних причин неефективності існуючого бізнес-процесу на підприємстві.

Серед головних причин, чому вирішення задачі прогнозування попиту на підприємстві «Спец-альянс» перебуває в небажаному стані, можна виділити: по-перше, різноманітність методів та моделей прогнозування попиту, які потребують різних умов та підходів, по-друге, специфічні особливості бізнес-процесів підприємства, які ускладнюють адаптацію стандартних рішень, по-третє, необхідність у персоналізованому підході до прогнозування для деяких клієнтів.

З цих причин, найважливішою для подальшого дослідження є необхідність розробки системи прогнозування, яка буде в автоматизованому режимі вибирати

метод або модель прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо, після чого із використання обраної моделі або методу прогнозувати попит на продукцію.

На основі визначених причин, мета дослідження полягає у створенні системи, що автоматизує процес вибору методу або моделі прогнозування попиту на продукцію та використовує обрану модель або метод прогнозування для прогнозування попиту на продукцію. Основні завдання дослідження включають:

- проведення аналізу існуючих методів та моделей прогнозування, виявлення їх переваг та недоліків;
- теоретичне вирішення задачі визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для конкретного виду продукції;
- практична реалізація вирішення задачі визначення моделі або методу прогнозування, що надає найточніший результат прогнозування для конкретного виду продукції;
- проведення експериментальної перевірки отриманих результатів, оцінка точності запропонованого рішення у порівнянні з існуючими способами.

## **2 ТЕОРЕТИЧНЕ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ВИЗНАЧЕННЯ МОДЕЛІ АБО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ, ЩО НАДАЄ НАЙТОЧНІШИЙ РЕЗУЛЬТАТ ПРОГНОЗУВАННЯ ДЛЯ КОНКРЕТНОГО ВИДУ ПРОДУКЦІЇ**

2.1 Постановка задачі визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо

В умовах сучасного ринку точність прогнозування попиту на продукцію є критичним фактором для підприємств, оскільки від неї залежить ефективність виробництва, ефективне управління запасами та зниження ризиків, пов'язаних із дефіцитом чи надлишками продукції. Особливо це актуально для підприємств, що працюють з великим асортиментом продукції, таких як виробниче підприємство «Спец-альянс».

Зі зростанням складності ринкових умов та обсягів доступних даних, підприємства стикаються з необхідністю вдосконалення використовуваних методів або моделей прогнозування попиту. Використання традиційних підходів, таких як регресійний аналіз або експоненціальне згладжування, часто не дає достатньої гнучкості для адаптації до змін у поведінці споживачів, сезонності чи інших динамічних факторів. Тому автоматизація процесу вибору моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування є стратегічно важливим завданням, яке здатне суттєво покращити точність та ефективність прогнозів.

Для досягнення високої точності прогнозування існує безліч методів і моделей прогнозування попиту, але не всі з них однаково ефективні для різних видів продукції. Наприклад, моделі, що враховують часові залежності, можуть бути більш придатними для продукції зі значними сезонними коливаннями, тоді як прості методи ефективніші для прогнозування стабільного попиту. У цьому

контексті виникає необхідність автоматизованого визначення моделі чи методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо.

Одним із ключових критеріїв у цьому процесі є відсоток схожості прогнозованого значення попиту до фактичного результату. Цей критерій дозволяє об'єктивно оцінити ефективність різних методів та моделей прогнозування попиту, беручи до уваги не лише точність прогнозу, але й його здатність враховувати специфіку даних.

Кожен вид продукції позначається як  $P_i$ , де  $i = 1, 2, \dots, N$ , а  $N$  відображає загальну кількість видів продукції. Для прогнозування застосовуються різні методи або моделі прогнозування попиту, що позначаються  $M_j$ , де  $j = 1, 2, \dots, K$ , а  $K$  визначає загальну кількість доступних методів та моделей прогнозування попиту на продукцію.

Прогнози можуть бути виконані на різні часові інтервали, зокрема на 1 місяць, 6 місяців та 12 місяців, що відповідає значенням  $T_k$ , де  $k = \{1, 6, 12\}$ , відповідно прогноз на 1 місяць, 6 місяців, та 12 місяців.

Для кожного виду продукції  $P_i$ , кожної моделі або методу прогнозування  $M_j$  та кожного інтервалу часу  $T_k$  визначається прогнозоване значення попиту  $\hat{y}_{i,j,k}(t)$ , яке характеризує очікуваний попит у момент часу  $t$ , отриманий за допомогою моделі або методу прогнозування  $M_j$ . Фактичне значення попиту на продукцію у цей самий момент часу позначається як  $y_i(t)$ .

Для аналізу точності прогнозування враховується кількість точок даних у межах кожного обраного часового інтервалу, що позначається як  $n_k$  і залежить від тривалості інтервалу.

Відсоток схожості прогнозованого значення до фактичного визначається як:

$$S_{i,j,k}(t) = \max\left(0, 1 - \frac{|y_i(t) - \hat{y}_{i,j,k}(t)|}{y_i(t)}\right) \times 100, \quad (2.1)$$

де  $S_{i,j,k}(t)$  – відсоток схожості між прогнозом та фактичним значенням попиту для виду продукції  $P_i$ , моделі або методу прогнозування  $M_j$  і інтервалу часу  $T_k$  в момент часу  $t$ .

Середній відсоток схожості для кожної моделі або методу прогнозування  $M_j$ , виду продукції  $P_i$  та інтервалу  $T_k$ :

$$\bar{S}_{i,j,k} = \frac{1}{n_k} \sum_{t=1}^{n_k} S_{i,j,k}(t), \quad (2.2)$$

де  $\bar{S}_{i,j,k}$  – середній відсоток схожості прогнозу моделі або методу прогнозування  $M_j$  до фактичних значень для виду продукції  $P_i$  та інтервалу  $T_k$ ;

$n_k$  – кількість точок даних у межах кожного обраного часового інтервалу часу  $T_k$ .

Для кожного виду продукції  $P_i$  необхідно знайти таку модель або метод прогнозування  $M_j$ , що має максимальний середній відсоток схожості для всіх часових інтервалів:

$$M_j^* = \arg \max_{M_j} \frac{1}{|T|} \sum_k \bar{S}_{i,j,k}, \quad (2.3)$$

де  $|T|$  – кількість часових інтервалів (у цьому випадку  $|T| = 3$ , тобто 1, 6 та 12 місяців).

В результаті розв'язання задачі для кожного виду продукції  $P_i$  визначається така модель або метод прогнозування  $M_j^*$ , що забезпечує максимальний відсоток схожості прогнозів до фактичних значень за всіма часовими інтервалами.

Вирішення поставленої задачі дозволяє автоматизувати вибір моделі або методу прогнозування, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо. Врахування відсотка схожості як критерію точності забезпечує аргументацію оцінки, дозволяючи обирати модель або метод

прогнозування попиту, який найкраще враховує специфіку даних та часові інтервали прогнозу. Цей підхід допоможе підприємству «Спец-альянс» підвищити точність прогнозування та ефективність планування виробничих процесів.

2.2 Опис та вибір архітектури нейронної мережі для визначення методу або моделі прогнозування попиту на продукцію, що надає найточніший результат прогнозування попиту на кожен вид продукції окремо

Нейронні мережі є потужним інструментом аналізу даних, що дозволяє ефективно розв'язувати складні задачі класифікації, оптимізації та прогнозування. Архітектура нейронних мереж визначає, як обробляються та аналізуються дані, включаючи структуру шарів, типи нейронів і способи їх взаємодії [22]. У контексті задач визначення методу або моделі прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо, вибір архітектури нейронної мережі відіграє вирішальну роль. Різні архітектури мають свої переваги та недоліки, що впливають на здатність мережі аналізувати багатовимірні дані, порівнювати результати прогнозування та визначати варіант, що надає найточніший результат прогнозу. Аналіз архітектур нейронних мереж дозволяє обрати ефективну архітектуру для визначеної задачі, забезпечуючи точність та надійність визначення методу або моделі прогнозування попиту на продукцію, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції окремо.

Перцептрон із прямим зв'язком (Feedforward Neural Network, FNN) є найпростішим видом нейронних мереж, де інформація передається в одному напрямку: від вхідного шару через один або кілька прихованих шарів до вихідного шару [23]. Ця архітектура добре підходить для задач класифікації чи

регресії, які не потребують врахування залежностей між даними в часі. Однак у задачах прогнозування та вибору методу або моделі прогнозування попиту, де важливо враховувати динамічні взаємозв'язки між показниками, її використання є обмеженим через неспроможність обробляти часові залежності.

Рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN) спеціалізуються на аналізі послідовних даних завдяки механізму зворотного зв'язку, який дозволяє враховувати контекст попередніх елементів у наборі даних [24]. Ця архітектура має потенціал для моделювання короткострокових залежностей, що може бути корисним для порівняння результатів різних методів або моделей прогнозування попиту у коротких часових інтервалах та проведення прогнозування. Проте RNN стикаються з проблемою зникнення градієнта, що обмежує їхню здатність аналізувати довготривалі залежності у даних, які необхідні для більш складного аналізу та прогнозу.

Довга короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory, LSTM) є вдосконаленням архітектури RNN, яка вирішує проблему зникнення градієнта завдяки спеціальним осередкам пам'яті [25]. Завдяки здатності зберігати та аналізувати інформацію про події як короткострокової, так і довгострокової природи, LSTM забезпечує високу точність у задачах прогнозування та порівняння результатів прогнозу моделей та методів прогнозування попиту, враховуючи взаємозв'язки між змінними у різних часових масштабах [25]. Основним недоліком LSTM є її складність, що потребує значних обчислювальних ресурсів та часу на навчання, але це компенсується її універсальністю та здатністю працювати зі складними залежностями.

Згорткові нейронні мережі (Convolutional Neural Networks, CNN), хоча і широко застосовуються для обробки візуальних даних, також часто використовуються для аналізу залежностей у багатовимірних наборах даних [26]. Принцип роботи базується на виявленні локальних залежностей між змінними за допомогою операції згортки. У контексті задач прогнозування та визначення моделі або методу прогнозування CNN можуть допомогти виділяти

ключові особливості великих наборів даних. Проте їх ефективність обмежується у випадках, де необхідно враховувати довготривалі часові залежності або складні нелінійні взаємозв'язки [26].

У таблиці 2.1 наведено порівняння наведених архітектур нейронних мереж, перелічено їх переваги, недоліки та ситуації коли їх застосовують.

Таблиця 2.1 – Порівняння архітектур нейронних мереж

Архітектура	Переваги	Недоліки	Застосування
FNN	Простота реалізації. Ефективна для задач класифікації та регресії.	Не враховує часові залежності. Обмежена в аналізі динамічних взаємозв'язків між даними.	Класифікація та регресія без часових залежностей.
RNN	Добре працюють з короткостроковими залежностями. Можливість обробляти послідовні дані.	Проблема зникнення градієнта. Обмеження на довготривалі залежності.	Короткострокове прогнозування та порівняння моделей прогнозування.
LSTM	Висока точність прогнозування. Може обробляти складні залежності. Ефективна для довгострокового аналізу.	Складність в реалізації. Потребує значних обчислювальних ресурсів та часу на навчання.	Прогнозування із врахуванням довгострокових залежностей.
CNN	Ефективні для виявлення ключових особливостей у великих наборах даних.	Обмежена ефективність при обробці довготривалих часових залежностей. Погано справляються з нелінійними взаємозв'язками.	Аналіз залежностей у багатовимірних наборах даних.

Аналіз архітектур нейронних мереж свідчить про те, що кожна з них має

свої унікальні переваги та недоліки. Для задач проведення прогнозування та визначення моделі чи методу прогнозування, що надає найточніший результат прогнозу попиту на продукцію для кожного виду продукції окремо, найкращим вибором є архітектура LSTM. Її здатність моделювати складні нелінійні залежності, враховувати як короткострокові, так і довгострокові взаємозв'язки, робить її особливо ефективною для аналізу часових рядів.

На відміну від LSTM, FNN добре працюють із статичними даними, але втрачають контекст у часових рядах. RNN, хоча й здатні опрацьовувати часові ряди, мають проблему затухання градієнта, що обмежує їх ефективність у випадках довготривалих залежностей. CNN, у свою чергу, ефективні для просторового аналізу, а не для роботи з послідовностями даних. Саме тому архітектура LSTM є найбільш ефективною для задач прогнозування попиту, забезпечуючи високу точність і здатність адаптуватися до змін у даних.

### 2.3 Опис обраної архітектури нейронної мережі для вирішення задачі вибору моделі або методу прогнозування попиту

Архітектура нейронної мережі LSTM є вдосконаленою версією RNN, що спеціалізуються на вивченні даних з послідовностей і довгострокових залежностей [25]. Основною перевагою LSTM є здатність ефективно зберігати і використовувати інформацію про довгострокові залежності, завдяки своїй унікальній структурі, яка включає блоки пам'яті, звані комірками, а також три типи воріт: ворота забуття, входу та виходу [25]. Це дозволяє LSTM значно ефективніше працювати з часовими рядами, уникаючи проблеми зі зникаючими градієнтами, які є характерними для традиційних RNN.

Блоки пам'яті в LSTM зберігають інформацію з попередніх кроків, що дозволяє використовувати її для прогнозування на наступних етапах. Ворота

регулюють, яка інформація повинна бути збережена або забута на кожному етапі навчання. Ворота забуття визначають, яку частину інформації з попереднього стану комірки слід зберегти, а яку видалити. Вхідні ворота визначають, яку частину нової інформації слід додати до поточного стану комірки, а вихідні ворота регулюють, яка інформація потрапить у поточний прихований стан, що використовується для наступних прогнозів.

Архітектура LSTM має важливі переваги:

- збереження довгострокових залежностей;
- адаптивність до різних типів даних.

Завдяки блокам пам'яті та воротам, LSTM може враховувати вплив подій, що відбулися в минулому, навіть якщо між ними існує великий часовий інтервал, що є критично важливим для аналізу складних даних, як у випадку з часовими рядами. Також LSTM показує високу ефективність у роботі з нерегулярними або шумовими даними, оскільки мережа здатна фільтрувати нерелевантну інформацію завдяки своїй структурі воріт [26].

Однак, архітектура LSTM має і певні обмеження:

- висока обчислювальна складність;
- складність налаштування гіперпараметрів;
- ризик перенавчання.

Через велику кількість параметрів та складну внутрішню структуру, навчання LSTM потребує значних обчислювальних ресурсів, особливо при роботі з великими обсягами даних [25]. Вибір ефективних значень для кількості шарів, розміру прихованих шарів і швидкості навчання може бути складним процесом, що вимагає численних експериментів. Також складна структура мережі схильна до перенавчання за недостатньої кількості навчальних даних, що може призвести до зниження точності прогнозів [26].

Отже, архітектура LSTM є найбільш ефективною для вирішення задач прогнозування, що базуються на часових рядах, зокрема для аналізу довгострокових залежностей. Однак її успішне використання потребує ретельної

підготовки даних, налаштування гіперпараметрів та наявності достатнього обсягу навчальних даних для уникнення проблеми перенавчання.

#### 2.4 Підготовка даних для роботи з нейронною мережею

Правильна підготовка даних є ключовим етапом для успішного використання LSTM у задачах прогнозування. Вона включає кілька послідовних етапів.

На першому етапі дані потрібно нормалізувати. Оскільки LSTM є чутливою до масштабів вхідних значень, кожна змінна у наборі даних приводиться до єдиного масштабу, наприклад, до діапазонів. Це допомагає уникнути домінування змінних з великими значеннями та сприяє стабільному процесу навчання.

Наступним етапом є перетворення часових рядів у формат, придатний для роботи з LSTM. Оскільки мережа обробляє послідовності фіксованої довжини, дані розбиваються на вікна певного розміру  $\tau$ . Наприклад, якщо  $\tau = 15$ , для прогнозування наступного значення використовуються 15 попередніх значень.

Особливу увагу потрібно приділити вибору змінних, які впливають на прогноз. До мережі можуть бути включені як основні змінні (наприклад, історичні значення реалізації продукції), так і допоміжні змінні (сезонні фактори, економічні індикатори тощо). Ці змінні об'єднуються у багатовимірні послідовності, які подаються на вхід LSTM.

Для забезпечення якісного навчання набори даних розділяються на три частини:

- навчальний набір, що використовується для налаштування ваг мережі;
- валідаційний набір, що застосовується для перевірки мережі на кожному етапі навчання та попередження перенавчання;
- тестовий набір, що використовується для оцінки остаточної точності прогнозу.

Особливу увагу також потрібно приділити боротьбі з нерегулярними або відсутніми даними. У випадку, якщо частина даних відсутня, можуть бути застосовані методи їх відновлення, такі як лінійна інтерполяція або використання середніх значень.

Цей підхід до підготовки даних забезпечує ефективне навчання LSTM та дозволяє знизити вплив можливих шумів, що сприяє отриманню точних прогнозів.

## 2.5 Опис підходу до вирішення поставленої задачі

Теоретичне вирішення поставленої задачі з використанням нейронної мережі LSTM ґрунтується на математичному формулюванні задачі, запропонованій архітектурі, а також її здатності вирішувати поставлену задачу. У цьому контексті LSTM виконує роль інструмента для обробки часових рядів даних попиту, визначення моделі або методу прогнозування попиту та проведення прогнозування попиту на продукцію із визначеним методом або моделлю прогнозування попиту.

Для вирішення задачі визначення моделі або методу прогнозування попиту для кожного виду продукції  $P_i$  у кожному часовому інтервалі  $T_k$  з використанням LSTM реалізується кілька послідовних етапів.

Вхідними даними для нейронної мережі є часові ряди попиту для кожного виду продукції  $P_i$ , представлені у вигляді  $y_i(t)$ , де  $t$  – момент часу. Ці дані нормалізуються для забезпечення стабільності навчання та подаються на вхід нейронної мережі. Для кожного виду продукції формуються набори даних, що включають:

- особливості часових рядів, а саме попередні значення попиту, тренди, сезонність;

- індивідуальні вимоги клієнтів, щодо цього виду продукції;
- мітки, фактичні значення попиту  $y_i(1)$ ,  $y_i(6)$ ,  $y_i(12)$ , які відповідають прогнозам на один, шість та дванадцять місяців відповідно.

Кожен часовий ряд розбивається на навчальну, валідаційну та тестову вибірки, щоб уникнути перенавчання та оцінити точність мережі.

Кожен блок LSTM складається з трьох основних компонентів:

- вхідні ворота, що визначають, яка частина нової інформації буде додана до стану пам'яті;
- ворота забуття, що вирішують, яку інформацію з пам'яті необхідно забути;
- вихідні ворота, що контролюють, яку інформацію буде виведено як прогноз.

Ці компоненти забезпечують збереження релевантної інформації протягом усього часового ряду, що є критичним для задач прогнозування.

Для кожного виду продукції  $P_i$  нейронна мережа приймає часовий ряд  $y_i(t)$  і прогнозує значення  $\hat{y}_i(1)$ ,  $\hat{y}_i(6)$ ,  $\hat{y}_i(12)$ . Вхідний шар мережі кодує дані, а вихідний шар генерує прогнозовані значення.

Процес навчання нейронної мережі базується на мінімізації функції втрат, яка вимірює відхилення між фактичними та прогнозованими значеннями попиту. В якості такої функції використовується середньоквадратична помилка, що визначається як середнє значення квадратів різниці між прогнозованими та фактичними значеннями для кожного моменту часу. Після кожної ітерації параметри мережі оновлюються за допомогою методу зворотного поширення помилки через час.

Важливим етапом є оцінювання точності прогнозів для кожної моделі або методу прогнозування попиту, де використовується спеціальні метрики, такі як середній відсоток схожості. Це дозволяє об'єктивно оцінити результати роботи мережі та порівняти точність прогнозів для різних моделей або методів прогнозування попиту на продукцію. На основі цих показників визначається

модель або метод прогнозування попиту для кожного виду продукції, що забезпечує максимальну точність прогнозів попиту.

Після визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозу попиту для кожного виду продукції нейронна мережа використовує ці методи та моделі прогнозування для проведення прогнозування на визначений термін. Застосування LSTM дозволяє не лише забезпечити високу точність прогнозів, але й адаптувати рішення під специфічні особливості часових рядів кожної продукції. Це стало можливим завдяки здатності мережі враховувати як короткострокові, так і довгострокові залежності, а також адаптуватися до складних структурних особливостей даних.

## 2.6 Висновки до другого розділу

У ході роботи було сформульовано задачу визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування попиту для кожного виду продукції, що є критично важливим етапом для ефективного управління попитом. Поставлена задача мала на меті забезпечити адаптивність системи прогнозування до різних характеристик продукції та часових рядів.

Проведений аналіз сучасних архітектур нейронних мереж дозволив визначити, що LSTM є найбільш ефективною для вирішення поставленої задачі. LSTM демонструє унікальну здатність працювати з часовими рядами, зберігати як коротко, так і довгострокові залежності, а також виключати вплив нерелевантної інформації. Визначені обмеження архітектури, зокрема висока обчислювальна складність і ризик перенавчання, будуть враховані при розробці підходу до її використання.

У рамках розділу також було виконано детальний опис теоретичного вирішення задачі із застосуванням обраної архітектури LSTM. Теоретичне

вирішення передбачає формування послідовностей фіксованої довжини, вибір релевантних змінних, а також побудову та налаштування структури нейронної мережі. Використання багатовимірних послідовностей дозволило врахувати вплив зовнішніх факторів, а введення критеріїв оцінки точності мережі забезпечило об'єктивність вибору моделі або методу прогнозування попиту для кожного виду продукції.

Додатково було проаналізовано етап підготовки даних, який включав нормалізацію, відновлення відсутніх значень, вибір параметрів і розділення набору даних на навчальний, валідаційний і тестовий. Це забезпечило якісне навчання мережі та високу стабільність прогнозів.

Таким чином, сформульована задача та запропоноване теоретичне вирішення із застосуванням архітектури LSTM повністю відповідають вимогам до систем прогнозування попиту. Запропонований підхід не лише дозволяє обрати модель або метод прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції, але й забезпечує адаптивність та точність прогнозів у змінних умовах ринку.

### 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧІ ВИЗНАЧЕННЯ МОДЕЛІ АБО МЕТОДУ ПРОГНОЗУВАННЯ, ЩО НАДАЄ НАЙТОЧНІШИЙ РЕЗУЛЬТАТ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОПИТУ ДЛЯ КОНКРЕТНОГО ВИДУ ПРОДУКЦІЇ

#### 3.1 Розробка системи прогнозування попиту на продукцію

Розробка автоматизованої системи прогнозування попиту на продукцію є важливим етапом у покращенні точності прогнозів та удосконаленні бізнес-процесів на підприємстві «Спец-альянс». Існуючий процес прогнозування попиту, що базується на ручному виборі методу або моделі прогнозування для всього переліку обраної продукції, є неефективним. Тому необхідно розробити систему, яка автоматизує вибір методів або моделей прогнозування попиту для кожного виду продукції окремо та проводить прогнозування з використанням найефективнішого варіанту.

Система складається з кількох ключових модулів, кожен з яких виконує важливу роль у забезпеченні ефективності прогнозування. Перелік модулів разом із їх описом наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Опис модулів системи прогнозування

Назва модуля	Опис функціоналу модуля
1	2
Модуль обробки вхідних даних	Збір та попередня обробка даних з різних джерел, виявлення пропусків та аномалій.
Модуль підготовки даних	Нормалізація та стандартизація даних, розділення на навчальні та тестові набори.
Модуль вибору моделі або методу прогнозування	Визначення методу або моделі прогнозування, що дає найточніші результати прогнозу попиту для кожного виду продукції.

Кінець таблиці 3.1

1	2
Модуль навчання нейронної мережі	Навчання мережі з використанням обраного методу або моделі прогнозування, налаштування гіперпараметрів.
Модуль формування прогнозу	Генерація прогнозів на основі навченої мережі та оцінка їх точності.
Модуль виведення результатів	Візуалізація результатів у графіках та таблицях, формування звітів для користувачів.

Першим модулем є модуль обробки вхідних даних, який відповідає за збирання та попередню обробку даних про реалізацію, запаси продукції, сезонні коливання попиту та інші релевантні дані. Цей модуль забезпечує високу якість даних, необхідних для подальшого аналізу.

Другим компонентом системи є модуль підготовки даних для навчання, що реалізує процеси трансформації і нормалізації даних, аби вони були придатними для використання у навчанні нейронних мереж. Це критичний етап, оскільки якість підготовлених даних прямо впливає на ефективність проведення прогнозування попиту на продукцію.

Третім компонентом системи є модуль вибору моделі або методу прогнозування, що має завдання визначити метод або модель прогнозування попиту, що надає найбільш точні результати прогнозу попиту для кожного виду продукції окремо. Для цього використовується нейронна мережа з архітектурою LSTM. Після вибору моделі або методу прогнозування, цей метод або модель прогнозування застосовується для подальшого прогнозування попиту на обраний перелік продукції продукцію.

Четвертий компонент системи – модуль навчання нейронної мережі, що реалізує сам процес навчання нейронної мережі на підготовлених даних. Для цього використовуються популярні бібліотеки Python, такі як TensorFlow та Keras, що забезпечує гнучкість і можливість налаштування архітектури мережі

для максимальної точності прогнозів.

П'ятим компонентом системи є модуль формування прогнозу, який генерує прогнозовані значення на основі навченої мережі з використанням обраного методу або моделі прогнозування.

Останнім компонентом системи є модуль виведення результатів, що відповідає за візуалізацію отриманих прогнозів у графічному та табличному форматах. Цей модуль також генерує звіти для менеджерів із планування, що допомагає приймати обґрунтовані рішення на основі результатів прогнозування.

### 3.2 Особливості та труднощі впровадження і експлуатації системи прогнозування

Реалізація ІС для автоматизованого прогнозування попиту на продукцію пов'язана з численними викликами, які виникають на етапах впровадження та подальшої експлуатації. Основними проблемами є забезпечення коректності даних, інтеграція з існуючими бізнес-процесами, забезпечення належної продуктивності системи та її адаптація до умов підприємства.

Якість даних, що використовуються в системі, є критично важливою для отримання точних прогнозів. Зокрема, труднощі виникають через неоднорідність формату даних із різних джерел, наявність пропусків, аномалій чи обмежений обсяг історичних даних. Це створює додаткові завдання для попередньої обробки, що є основою для подальших етапів роботи системи.

Трансформація та нормалізація даних потребують детального підходу до побудови алгоритмів їх підготовки. Для забезпечення коректної роботи нейронних мереж вхідні дані мають відповідати специфічним вимогам, що ускладнює процес навчання мереж, особливо при великих обсягах інформації чи зміні структури даних.

Виконання завдання автоматизованого вибору методів або моделей прогнозування для прогнозування попиту для кожного виду продукції є ще однією складністю. Використання нейронних мереж, таких як LSTM, потребує обчислювальних ресурсів для налаштування параметрів та забезпечення високої точності [25]. Це ускладнює масштабування системи при роботі з розширеним асортиментом продукції.

Процеси навчання мереж вимагають значного апаратного забезпечення та часу для виконання. Оскільки в умовах ринкової динаміки мережі мають періодично перевчатися на оновлених даних, це створює додаткове навантаження на систему та може викликати затримки у формуванні прогнозів [26].

Інтеграція системи з бізнес-процесами підприємства є важливою умовою для її ефективного функціонування. Це стосується не лише передачі результатів у форматі, що підходить для користувачів, але й адаптації системи до поточних потреб, які можуть змінюватися залежно від умов роботи підприємства. Формування зручних для інтерпретації звітів, забезпечення оперативного доступу до результатів та їх відповідність потребам користувачів вимагають додаткових зусиль.

Додатково варто врахувати витрати на розробку, впровадження, модернізацію апаратного забезпечення та навчання персоналу, які можуть вплинути на терміни реалізації та вартість експлуатації системи.

У підсумку, попри значні переваги системи прогнозування, впровадження та експлуатація такої системи потребує ретельного врахування технічних, організаційних та фінансових факторів для забезпечення її ефективного використання в умовах підприємства.

### 3.3 Побудова та впровадження алгоритму прогнозування попиту на продукцію

Алгоритм дії системи прогнозування попиту забезпечує автоматизацію всіх етапів аналізу даних і формування прогнозів для обраного переліку продукції. Процес здійснюється в кілька послідовних етапів, які включають збір, обробку, аналіз даних і формування результатів прогнозування.

Алгоритм починається з вибору продукції та періоду прогнозування. Користувач через інтерфейс системи обирає перелік продукції, для якої буде здійснено прогноз, а також визначає період прогнозування. Додатково користувач встановлює індивідуальні вимоги клієнтів. Це забезпечує підготовку до формування коректного набору даних для аналізу.

Наступним кроком є автоматичний збір даних із бази даних підприємства. Система формує запит до бази даних і отримує необхідну інформацію про обрану продукцію, зокрема історичні дані про продажі, рівень запасів, сезонні коливання попиту та інші ключові показники. На цьому етапі також перевіряється коректність отриманих даних і проводиться їх первинна обробка.

Після отримання даних система переходить до етапу їх обробки та підготовки. Це включає видалення пропусків, виправлення аномалій і проведення нормалізації даних. Підготовлені дані розподіляються на навчальні та тестові набори для використання в процесі аналізу.

На етапі вибору методу або моделі прогнозування система проводить оцінку точності різних методів або моделей, щоб визначити найбільш ефективний варіант. Для прогнозування використовується методика, заснована на архітектурі нейронної мережі LSTM, яка забезпечує високу точність у роботі з часовими рядами. На основі обраної моделі або методу прогнозування система формує прогноз попиту для кожного виду продукції на обраний період. Також результати прогнозування перевіряються на відповідність індивідуальним

вимогам клієнтів.

Після формування прогнозу результати виводяться у вигляді таблиці з прогнозованими значеннями попиту для кожної одиниці продукції. Додатково генеруються графіки змін попиту.

Завдяки вбудованим механізмам система враховує можливі обмеження, такі як відсутність даних або помилки в структурі даних. У таких випадках система інформує користувача про необхідність внесення коректив або втручання адміністратора.

Алгоритм дозволяє досягати високого рівня точності прогнозів, мінімізуючи ризики, пов'язані з некоректними даними, і забезпечує користувачів необхідними інструментами для прийняття зважених рішень у сфері управління попитом. Алгоритм наведено у вигляді діаграми Swimlane на рисунку 3.1.

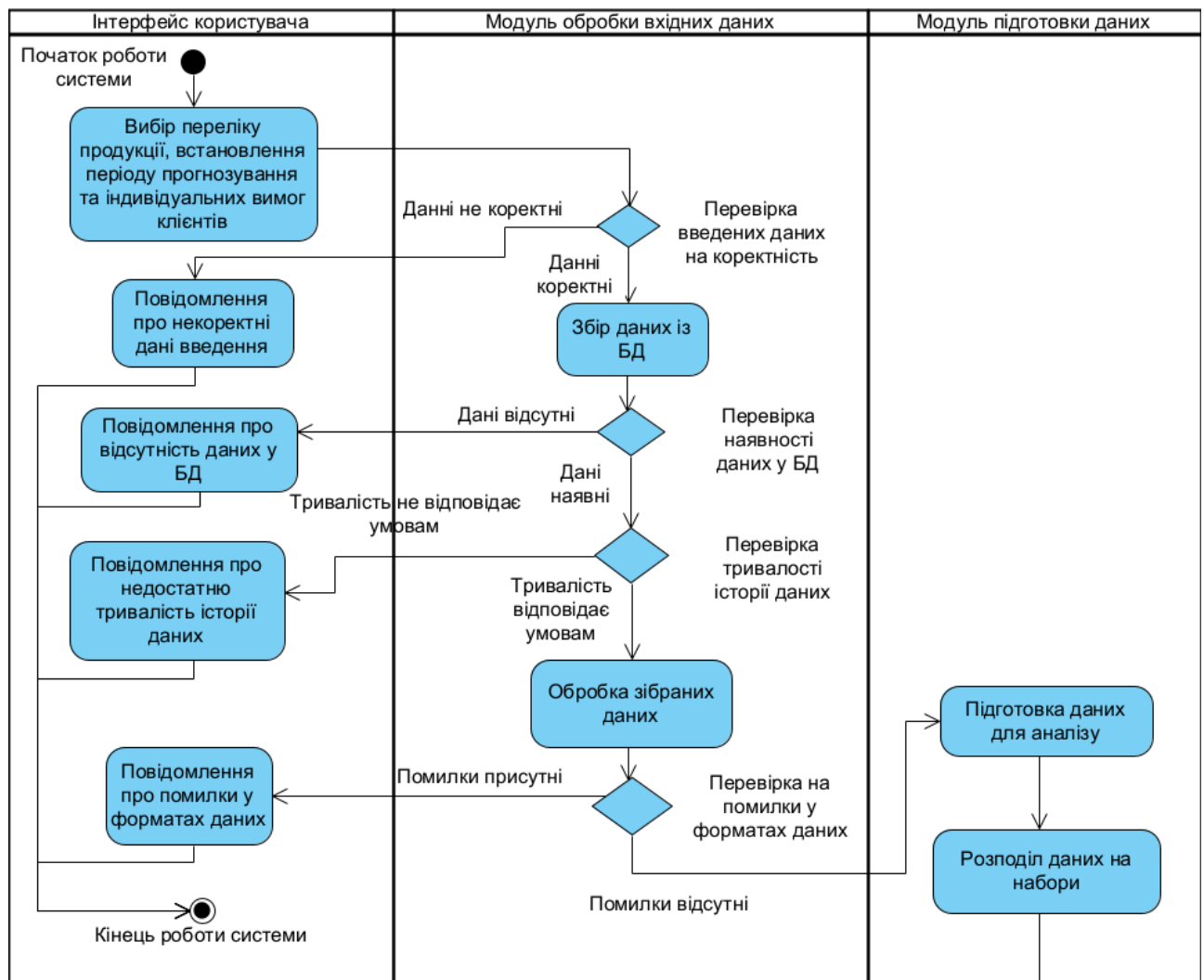


Рисунок 3.1 – Алгоритм прогнозування попиту на продукцію

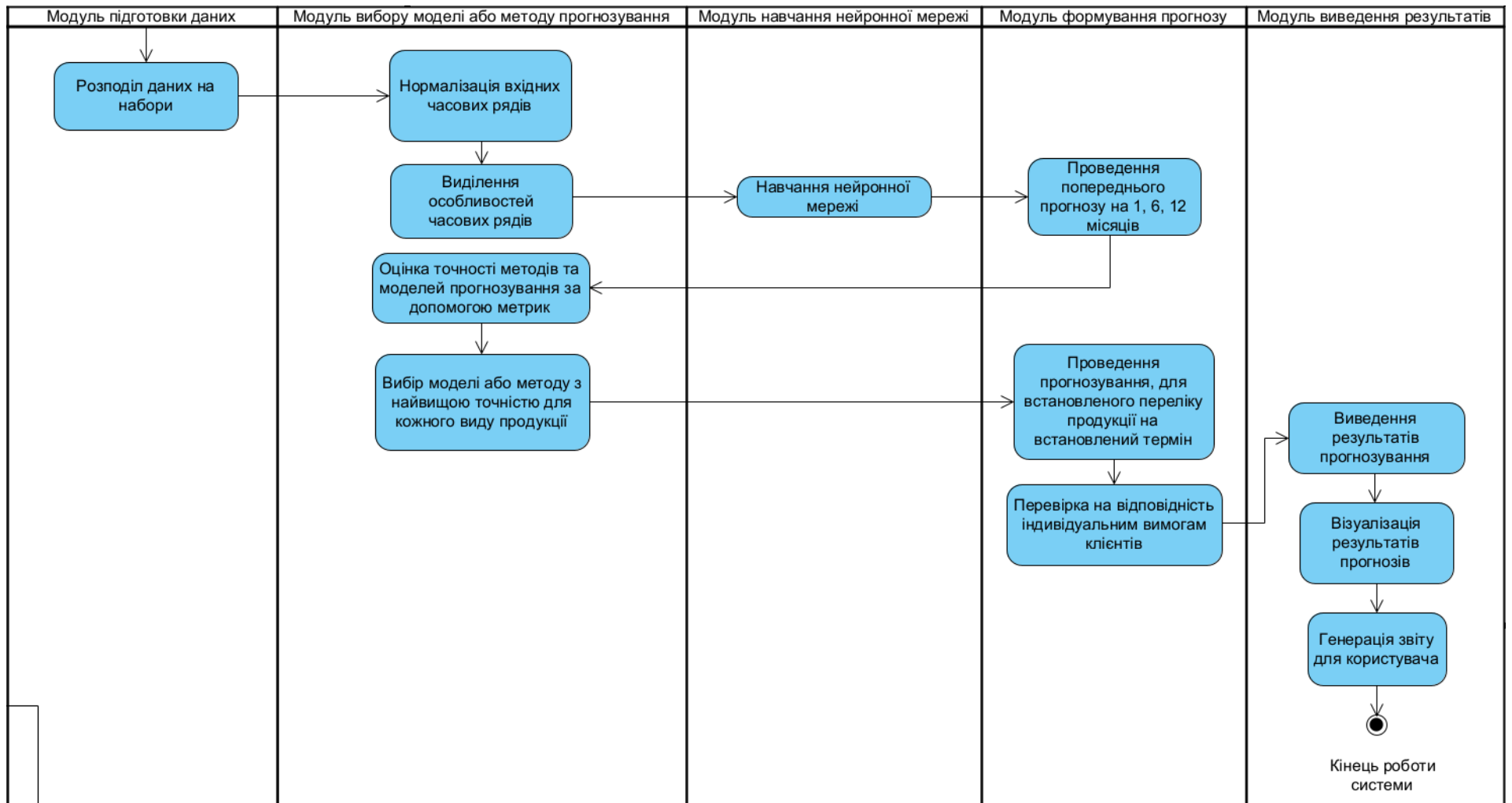


Рисунок 3.1, аркуш 2

### 3.4 Висновки до третього розділу

Розробка автоматизованої системи прогнозування попиту на продукцію для підприємства є важливим стратегічним кроком, що сприятиме підвищенню ефективності бізнес-процесів, управління ресурсами та мінімізації втрат. Така система, побудована з використанням сучасних технологій і методів аналізу даних, дозволить підприємству краще реагувати на зміни ринку та підвищити конкурентоспроможність. Основними складовими системи є кілька модулів, що виконують такі завдання, як збір, обробка та підготовка даних, вибір моделей та методів прогнозування, навчання нейронної мережі, формування прогнозів і виведення результатів у зручному для користувача форматі.

Ключову роль у створенні системи відіграє якість даних, що використовуються для аналізу. Для досягнення високої точності прогнозів важливо забезпечити наявність повних, достовірних і актуальних даних. Також неправильний вибір моделей або методів прогнозування для проведення прогнозування може призвести до помилкових прогнозів, що негативно вплине на результати та ефективність бізнес-процесів. У цьому контексті використання нейронних мереж, зокрема архітектур типу LSTM, є перспективним підходом, оскільки такі мережі здатні ефективно обробляти часові ряди, виявляти приховані закономірності та генерувати точні прогнози для різних видів продукції.

Проте реалізація та впровадження подібної системи супроводжується низкою викликів. По-перше, необхідно вирішити питання забезпечення високої якості даних, адже неструктуровані або застарілі дані можуть значно знизити ефективність роботи системи. Іншою проблемою є інтеграція нової системи з поточними бізнес-процесами підприємства, що потребує ретельного планування і тестування. Також важливо врахувати специфіку підприємства, яка може вимагати адаптації стандартних алгоритмів і підходів до прогнозування.

Додатковою складністю є обробка великих обсягів даних різних форматів, виявлення аномалій і обмеження, пов'язані з недостатнім обсягом історичних даних.

Щодо алгоритмічної частини, система здатна автоматизувати всі етапи прогнозування, починаючи від збору даних і закінчуючи формуванням звітів для користувачів. Висока точність прогнозів досягається завдяки адаптивним алгоритмам, які враховують сезонні коливання, історичні тенденції та інші фактори, що впливають на попит. Додатковою перевагою системи є її здатність виявляти проблеми в роботі з даними, що дозволяє швидко реагувати на зміни.

Впровадження такої системи на підприємстві сприятиме не лише підвищенню точності прогнозів, а й покращенні ефективності операційних витрат, ефективнішому управлінню запасами та зменшенню ризиків, пов'язаних із дефіцитом чи надлишком продукції. Це дозволить підприємству більш гнучко реагувати на зміну попиту, покращити співпрацю між підрозділами та досягти стратегічних цілей розвитку. У перспективі це стане основою для побудови системи, що автоматизує більшість управлінських рішень, зменшуючи залежність від людського фактору та забезпечуючи стабільний розвиток бізнесу.

## **4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНА ПЕРЕВІРКА ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА ОЦІНКА ТОЧНОСТІ ЗАПРОПОНОВАНОГО РІШЕННЯ**

### **4.1 Обґрунтування вибору платформи програмного забезпечення**

Вибір платформи для реалізації системи прогнозування попиту на продукцію є важливим етапом у створенні ефективної та масштабованої системи. Процес автоматизації процесу прогнозування попиту включає кілька етапів, зокрема вибір продукції та періоду прогнозування, збір і обробка даних, аналіз даних з використанням різних методів або моделей прогнозування попиту, а також формування остаточних результатів у вигляді прогнозованих значень попиту. Оскільки для кожного виду продукції може бути ефективним окремий метод або модель прогнозування попиту, вибір платформи має забезпечити гнучкість і здатність адаптуватися до вимог кожного окремого випадку.

При виборі платформи для реалізації системи прогнозування враховувалися кілька ключових факторів.

По-перше, платформа повинна підтримувати відкритий код і мати широке співтовариство розробників, що дозволяє швидко вирішувати технічні питання, отримувати оновлення та нові можливості. Легкість у використанні є також важливим фактором, оскільки система має бути доступною для користувачів із різним рівнем технічних знань. Платформа повинна забезпечувати простоту інтеграції з існуючими бізнес-процесами та інфраструктурою підприємства, що дозволяє безперешкодно впроваджувати систему в реальне виробниче середовище.

Крім того, необхідно забезпечити високу масштабованість і продуктивність платформи, оскільки для ефективного прогнозування попиту можуть бути необхідні обробка великих обсягів даних та виконання ресурсоємних обчислювальних процесів. Безпека є ще одним важливим аспектом, особливо при роботі з конфіденційними даними, такими як історичні

дані про реалізацію та рівень запасів продукції.

Під час аналізу різних платформ для створення системи прогнозування попиту на продукцію було розглянуто кілька варіантів, кожен з яких має свої переваги та недоліки:

- Amazon Web Services (AWS) пропонує широкий набір інструментів для машинного навчання, включаючи сервіси для обробки великих даних та розгортання мереж, однак складна і непередбачувана модель ціноутворення може створювати труднощі для планування витрат, особливо при масштабуванні інфраструктури [27];

- Microsoft Azure є потужною платформою, що забезпечує інтеграцію з численними корпоративними рішеннями Microsoft, такими як Office 365 та Dynamics 365, це дозволяє забезпечити гнучкість і зручність для організацій, які вже використовують ці продукти, однак висока вартість цієї платформи може бути значним фактором для масштабних проєктів [28];

- Google Cloud Platform (GCP) привертає увагу завдяки інтеграції з популярними інструментами для машинного навчання, такими як TensorFlow, крім того, GCP має зручну модель ціноутворення, що робить її привабливою для довгострокового використання, платформа також підтримує обробку великих обсягів даних в реальному часі, що є важливим для точного прогнозування попиту [29];

- локальні сервери надають максимальний контроль над інформацією та інфраструктурою, вони дозволяють зберігати дані і проводити обчислення всередині підприємства, що може бути важливим для тих підприємств, які мають жорсткі вимоги до конфіденційності, однак такі рішення потребують великих початкових інвестицій і подальшої значної технічної підтримки.

На основі проведеного аналізу було прийнято рішення обрати GCP. Цей вибір обґрунтовано кількома факторами, які забезпечують ефективну реалізацію системи прогнозування попиту на продукцію:

- інтеграція з TensorFlow та іншими інструментами для машинного

навчання, GCP надає широкі можливості для розробки і розгортання нейронних мереж, зокрема для роботи з часовими рядами, що є важливим аспектом, оскільки система прогнозування попиту буде використовувати мережі на основі архітектури LSTM, які мають високу точність при роботі з часовими даними;

- масштабованість і продуктивність, GCP забезпечує можливість динамічного масштабування ресурсів залежно від навантаження, що дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних і швидко адаптувати систему до змінних вимог бізнесу;

- безпека та конфіденційність даних, GCP відповідає високим міжнародним стандартам безпеки, що важливо для забезпечення захисту даних, зокрема історичних даних про продажі та іншої важливої інформації;

- конкурентна вартість, GCP пропонує зручну модель ціноутворення, яка дозволяє прогнозувати витрати на обчислювальні ресурси, що є важливим для довгострокового використання системи.

Для автоматизації процесів збору, обробки та завантаження даних в GCP використовуються інструменти, такі як BigQuery для обробки великих обсягів даних та Dataflow для потокової обробки даних. Це дозволяє здійснювати аналіз даних в реальному часі та забезпечує високу швидкість обробки.

Для розробки та тестування моделей та методів прогнозування попиту на продукцію використовувалася мова програмування Python, яка є однією з найпопулярніших в області нейронних мереж завдяки своїй простоті та широкому вибору бібліотек. У роботі з даними використовувались такі бібліотеки, як NumPy для математичних обчислень і обробки багатовимірних масивів, Keras для розробки і навчання нейронної мережі із використанням архітектури LSTM, а також TensorFlow для створення, налаштування та масштабування мереж.

Загалом, вибір GCP та Python з відповідними бібліотеками забезпечує високий рівень продуктивності, гнучкості та ефективності. Це дозволяє створити систему прогнозування попиту на продукцію, яка не тільки відповідає вимогам

точності та масштабованості, але й забезпечує баланс між вартістю та можливостями системи, що є критично важливим для довгострокової ефективної роботи підприємства.

#### 4.2 Опис вимог до програмного забезпечення

Система прогнозування попиту на продукцію повинна бути реалізована як набір інтегрованих модулів, які автоматично збирають дані з різних джерел, таких як внутрішні бази даних підприємства, зовнішні джерела та інші. Всі компоненти зберігаються на хмарних серверах з можливістю масштабування для ефективної обробки великих обсягів інформації. Програмне забезпечення повинно бути сумісним з актуальними версіями веб-браузерів, такими як Google Chrome, Mozilla Firefox, Microsoft Edge та Safari, щоб забезпечити зручний доступ до системи через браузер.

Програмне забезпечення користувача має підтримувати хмарні технології для зберігання та обробки даних, зокрема використання GCP. Для забезпечення зручності роботи система повинна бути сумісною з популярними операційними системами, такими як Windows (7, 10) та Linux. Важливою вимогою є підтримка високої ефективності роботи при великих обсягах даних.

Технічні вимоги включають використання серверів з високою продуктивністю для обробки даних. Програмне забезпечення має бути сумісним з хмарними інфраструктурами, такими як GCP, та підтримувати автоматичне масштабування для підвищення продуктивності за необхідності. Для розробки нейронних мереж для прогнозування попиту на продукцію повинна використовуватися мова програмування Python з бібліотеками TensorFlow, Keras і NumPy для аналізу даних і навчання нейронних мереж. Зберігання та обробка даних мають здійснюватися через реляційні бази даних, такі як PostgreSQL або

BigQuery, для швидкої обробки запитів.

Інтерфейс користувача має бути інтуїтивно зрозумілим, що дозволить вибирати продукцію та період прогнозування, а також переглядати результати у вигляді таблиць і графіків. Взаємодія з сервером повинна відбуватися через запити HTTP у форматі JSON, що забезпечить гнучкість і зручність у формуванні прогнозів і відображенні результатів у реальному часі.

Система повинна працювати без збоїв під час робочого часу підприємства, забезпечуючи високу надійність та доступність. Вона має відповідати сучасним стандартам безпеки, зокрема забезпечуючи шифрування даних та захист від несанкціонованого доступу. Крім того, повинна бути можливість регулярних оновлень для покращення функціональності та забезпечення відповідності новим вимогам безпеки та технологічного прогресу.

#### 4.3 Оцінка результатів та їх експериментальна перевірка

Експериментальна перевірка отриманих результатів є важливим етапом для оцінки ефективності розробленої системи прогнозування попиту на продукцію. Для цього було виконано кілька тестів, що включають оцінку точності прогнозів, отриманих за допомогою стандартної моделі прогнозування попиту ARIMA, і запропонованого рішення, що автоматизовано обирає модель або метод прогнозування попиту на продукцію для кожного виду продукції окремо.

Першим етапом перевірки була оцінка графічного інтерфейсу користувача, який має бути зручним і інтуїтивно зрозумілим. У системі передбачено два основні етапи взаємодії з користувачем.

Вибір переліку продукції та терміну прогнозування. Користувач має можливість вибрати продукцію, для якої необхідно виконати прогноз попиту, а

також встановити період прогнозування. Додатково користувачу потрібно заповнити іншу інформацію включаючи індивідуальні вимоги клієнтів. Після цього система автоматично формує запит до бази даних для збору необхідних даних. Рисунок 4.1 демонструє інтерфейс користувача, де користувач може обирати продукцію, заповнювати необхідну інформацію та вказувати термін прогнозування.

Після того, як прогноз сформовано, результати виводяться у вигляді таблиці, яка відображає прогнозовані значення попиту для кожного місяця. Крім того, користувач може завантажити звіт у форматі PDF, вихідний документ показано на рисунку 4.2, що містить результат прогнозу попиту на обраний перелік продукції за встановлений термін.

## Прогноз попиту на продукцію

Переглянути наявні прогнози

[Переглянути](#)

Оберіть перелік продукції для прогнозування

Продукція

ПІБ, працівника, що визначає попит на продукцію

Посада

Оберіть періодичність для прогнозу попиту

Термін прогнозування

Дата початку прогнозу

Дата кінця прогнозу

Встановити індивідуальні вимоги клієнтів

[Встановити](#)

**Визначити попит**

Оберіть формат збереження результату

Тільки якщо потрібно зберігати результат

[Обрати](#)

Рисунок 4.1 – Графічний інтерфейс користувача

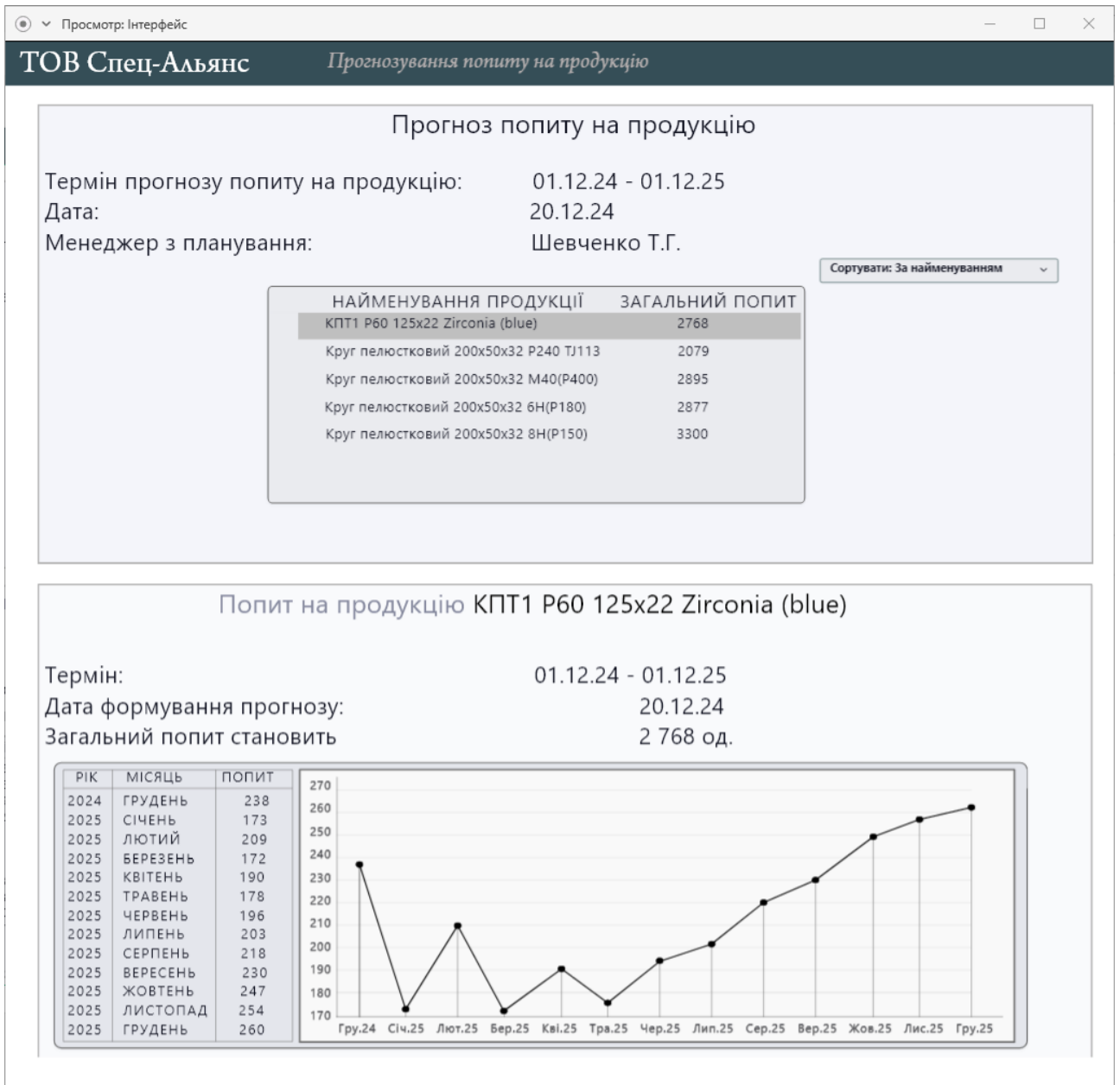


Рисунок 4.1, аркуш 2

Товариство з  
Обмеженою  
Відповідальністю  
«Спец-Альянс»

# ТОВ «СПЕЦ-АЛЬЯНС»

Limited  
liability  
Company

63503 Україна, Харківська область, Чугуївський р-н, смт Малинівка, вул. Богдана Хмельницького 616

ЄДРПОУ: 42500049; ПІН 425000420294;

Номер свідоцтва платника ПДВ: 1820294500023;

Р/р UA923515330000026002052109318 в АТ КБ "ПриватБанк" МФО 351533;

38097-95-28-426

e-mail: uaspecalliance@gmail.com

<https://specallianc.prom.ua>

Директор ТОВ «Спец-Альянс» \_\_\_\_\_

(підпис)

Затверджую  
Р.В. Кириченко

## Звіт № 13287

### про прогноз попиту на продукцію

За термін з грудень (12) 2024 року по грудень (12) 2025 року

Дата формування прогнозу: 20.12.24

Помісячний попит на продукцію за встановлений термін:

№	Найменування продукції	Гру. 24	Січ. 25	Лют. 25	Бер. 25	Кві. 25	Тра. 25	Чер. 25	Лип. 25	Сер. 25	Вер. 25	Жов. 25	Лис. 25	Гру. 25	Загальний попит
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
1	КПТ1 Р60 125x22 Zirconia (blue)	238	173	209	172	190	178	196	203	218	230	247	254	260	2768
2	Круг пелюстковий 200x50x32 Р240 Т113	187	114	129	122	138	149	152	159	168	176	189	195	201	2079

Рисунок 4.2 – Вихідний документ «Звіт про прогноз попиту на продукцію»

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
3	Круг пелюстковий 200x50x32 M40(P400)	312	182	197	185	175	193	207	213	228	239	246	253	265	2895
4	Круг пелюстковий 200x50x32 6H(P180)	268	255	238	225	219	211	202	198	183	172	179	165	162	2877
5	Круг пелюстковий 200x50x32 8H(P150)	261	195	210	225	233	243	256	265	253	275	287	295	302	3300

Менеджер із планування:

\_\_\_\_\_

(підпис)

Директор комерційного відділу:

\_\_\_\_\_

(підпис)

Т.Г. Шевченко

(ініціали, прізвище)

К.О. Сокирко

(ініціали, прізвище)

Рисунок 4.2, аркуш 2

Один з ключових етапів експериментальної перевірки – це порівняння точності прогнозів, отриманих за допомогою стандартної моделі прогнозування попиту ARIMA та розробленої системи прогнозування, яка автоматично вибирає модель або метод прогнозування попиту на продукцію для розрахунку попиту кожного виду продукції окремо. Для цього було побудовано таблицю з фактичними даними продажів і прогнозами, отриманими обома способами. У таблиці 4.1 наведено фактичні дані реалізації продукції разом з прогнозованим попитом на продукцію за допомогою стандартної моделі ARIMA та розробленої системи прогнозування. Також вказано відсоток точності для кожного варіанту. Крім того, було побудовано графік для візуалізації результатів прогнозування. На рисунку 4.3 представлено графік порівняння фактичних значень попиту і значень прогнозів, отриманих за допомогою моделі ARIMA та отриманих за допомогою розробленої ІС прогнозування.

Таблиця 4.1 – Фактичні дані реалізації продукції разом з прогнозами попиту за допомогою стандартної моделі ARIMA та запропонованої системи прогнозування

Місяць	Фактичні дані про реалізацію продукції	Прогноз попиту на продукцію із використанням стандартного методу	Прогноз попиту на продукцію із використанням ІС прогнозування	Відсоток точності прогнозу попиту із застосуванням стандартного методу	Відсоток точності прогнозу попиту із застосуванням ІС прогнозування
1	2	3	4	5	6
Січень 2023	129	140	124	91,47	96,12
Лютий 2023	131	114	130	87,02	99,24
Березень 2023	102	121	106	81,37	96,08

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6
Квітень 2023	73	78	74	93,15	98,63
Травень 2023	75	74	76	98,67	98,67
Червень 2023	138	88	141	63,77	97,83
Серпень 2023	90	93	94	96,67	95,56
Вересень 2023	78	89	75	85,90	96,15
Жовтень 2023	135	126	135	93,33	100,00
Листопад 2023	150	137	148	91,33	98,67
Грудень 2023	84	92	83	90,48	98,81
Січень 2024	122	115	120	94,26	98,36
Лютий 2024	128	120	127	93,75	99,22
Березень 2024	95	97	92	97,89	96,84
Квітень 2024	78	69	77	88,46	98,72
Травень 2024	74	76	75	97,30	98,65

Кінець таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6
Червень 2024	142	132	143	92,96	99,30
Липень 2024	110	115	112	95,45	98,18
Серпень 2024	88	99	90	87,50	97,73
Вересень 2024	80	77	79	96,25	98,75
Жовтень 2024	130	115	132	88,46	98,46
Листопад 2024	140	154	138	90,00	98,57
Грудень 2024	150	135	147	90,00	98,00
Середній відсоток точності прогнозу попиту на продукцію із застосуванням стандартного методу за два роки	90,64		Середній відсоток точності прогнозу попиту на продукцію із застосуванням ІС прогнозування за два роки	98,04	



Рисунок 4.3 – Графік порівняння фактичних значень попиту і прогнозів, отриманих за допомогою моделі прогнозування ARIMA та отриманих за допомогою розробленої ІС прогнозування

Щоб оцінити загальну ефективність системи прогнозування, було також виконано порівняння середніх відсотків точності прогнозів попиту на продукцію для всього асортименту продукції кожного місяця за два роки. Таблиця 4.2 містить середній відсоток точності прогнозу попиту на весь перелік продукції за кожен місяць і в цілому за два роки (24 місяці).

Як видно з таблиці, середній відсоток точності прогнозів попиту на продукцію системи прогнозування є вищим порівняно з використанням моделі прогнозування попиту ARIMA. Це свідчить про те, що система ефективно адаптується до специфіки кожної продукції та дає більш точні прогнози попиту на продукцію ніж використання однієї моделі ARIMA для всього переліку продукції.

Таблиця 4.2 – Середній відсоток точності прогнозу попиту на весь перелік продукції за 24 місяці

Місяць	Прогноз із використанням стандартного методу	Прогноз із використанням ІС прогнозування
1	2	3
Січень 2023	95,12%	97,13%
Лютий 2023	89,86%	97,98%
Березень 2023	85,43%	96,58%
Квітень 2023	91,82%	97,89%
Травень 2023	94,28%	98,93%
Червень 2023	85,45%	98,10%
Липень 2023	87,92%	97,46%
Серпень 2023	90,75%	97,92%
Вересень 2023	89,13%	97,34%
Жовтень 2023	91,47%	98,96%
Листопад 2023	90,22%	98,53%

Кінець таблиці 4.2

1	2	3
Грудень 2023	90,64%	97,99%
Січень 2024	92,84%	99,02%
Лютий 2024	91,11%	98,48%
Березень 2024	89,92%	97,87%
Квітень 2024	88,71%	96,94%
Травень 2024	90,33%	97,56%
Червень 2024	90,14%	97,83%
Липень 2024	88,57%	97,91%
Серпень 2024	90,26%	97,62%
Вересень 2024	90,88%	98,33%
Жовтень 2024	89,34%	98,01%
Листопад 2024	91,17%	99,12%
Грудень 2024	89,95%	98,11%
Середній відсоток точності прогнозу із застосуванням стандартного методу	90,22%	
Середній відсоток точності прогнозу із застосуванням ІС прогнозування	97,98%	



Рисунок 4.4 – Графік середньої точності прогнозованого значення попиту для всього переліку продукції

Результати експериментальної перевірки показали, що розроблена система прогнозування дає більш точні прогнози порівняно з традиційним використанням моделі прогнозування ARIMA. Система, яка автоматизовано обирає модель або метод прогнозування попиту на продукцію для кожного виду продукції окремо, дозволяє враховувати різні фактори, що впливають на попит, і має результати прогнозу з більшою точністю.

#### 4.4 Висновки до четвертого розділу

У четвертому розділі було розглянуто процес експериментальної перевірки розробленої системи прогнозування попиту на продукцію, яка автоматично обирає модель або метод прогнозування попиту на продукцію для кожного виду продукції окремо. Під час перевірки було здійснено порівняння результатів прогнозування, отриманих за допомогою стандартної моделі прогнозування попиту ARIMA, та розробленої системи прогнозування, що адаптується до специфіки кожного виду продукції.

Основні результати експерименту показали, що розроблена система прогнозування має значно точніші результати прогнозу попиту ніж використання стандартної моделі прогнозування. Середній відсоток точності прогнозування попиту на продукцію за два роки склав 97,98% при використанні системи прогнозування, що на 7,76% більше, ніж показники при використанні стандартної моделі прогнозування попиту ARIMA. Це підтверджує ефективність запропонованого рішення, яке здатне адаптуватися до змінних умов та враховувати різноманітні фактори, що впливають на попит.

Графічний інтерфейс користувача був розроблений таким чином, щоб забезпечити зручність та інтуїтивно зрозумілий процес взаємодії з системою. Завдяки можливості експорту результатів у формат PDF, користувачі можуть зберігати та обробляти результати прогнозування для подальшого аналізу.

Система також забезпечує автоматичний збір, обробку та аналіз даних, що значно знижує людський фактор і підвищує ефективність роботи.

Експериментальні перевірки показали, що розроблена система прогнозування попиту є надійною, точною та зручною у використанні. Вона значно перевершує традиційні методи прогнозування і може бути успішно впроваджена в різних галузях для ефективного управління процесами планування та управління попитом на продукцію.

## ВИСНОВКИ

У ході кваліфікаційної роботи було досліджено моделі та методи прогнозування попиту на продукцію та визначення автоматизованого способу вибору моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат прогнозування для кожного виду продукції з використанням нейронних мереж.

У першому розділі роботи було здійснено огляд підприємства, описано бізнес-процес прогнозування попиту, описано основні методи та моделі прогнозування попиту, зокрема класичних статистичних підходів та сучасних методів машинного навчання, таких як нейронні мережі. Визначено важливість точного прогнозування попиту для ефективного управління запасами та планування виробництва. Описано основні проблеми, з якими стикається підприємство при прогнозуванні попиту. Також було сформульовано завдання дослідження – створення системи для автоматизованого визначення моделі або методу прогнозування попиту, що надає найточніший результат для кожного виду продукції окремо.

У другому розділі роботи було детально розглянуто різні архітектури нейронних мереж, які можуть бути застосовані для прогнозування попиту. Оцінено переваги та обмеження кожної з них, зокрема LSTM, CNN, GRU та інші архітектури. Описано спосіб, що дозволяє автоматизовано визначати метод або модель прогнозування, що надає найточніший результат прогнозування залежно від специфіки продукції та наявних даних.

У третьому розділі було обґрунтовано вибір інформаційних технологій для розробки автоматизованої системи прогнозування попиту. Обрано відповідні мови програмування та інструменти для реалізації нейронної мережі, а також описано алгоритм автоматизованого визначення моделі або методу прогнозування. Окремо розглянуто важливість правильного формату та підготовки даних для навчання нейронної мережі, а також вплив цих

факторів на точність прогнозів попиту на продукцію.

У четвертому розділі проведено експериментальну перевірку ефективності запропонованої автоматизованої системи прогнозування попиту на продукцію. Порівняно результати прогнозування попиту, отримані за допомогою стандартної моделі прогнозування, та прогнозування, виконаного з використанням розробленої системи прогнозування. Оцінено точність прогнозів та ефективність кожного варіанту на основі реальних даних про реалізацію продукції. Показано, що запропонований підхід дозволяє досягти більш високої точності прогнозів і є ефективним у порівнянні з традиційними способами.

Результати дослідження підтверджують, що автоматизоване визначення методу або моделі прогнозування попиту є перспективним підходом для підвищення точності прогнозів попиту на продукцію. Подальші дослідження можуть бути спрямовані на удосконалення алгоритмів для ще більш ефективного оброблення великих обсягів даних та інтеграції цієї системи в існуючі ІС виробничих підприємств.

Пояснювальна записка була оформлено згідно до ДСТУ 3008:2015. Та ДСТУ 8302:2015 [30, 31]. Результати кваліфікаційної роботи було опубліковано в статті «Дослідження архітектур нейронних мереж для підвищення точності прогнозування попиту на продукцію» у збірнику «АСУ і прилади автоматики» [32].

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ**

1. Aguiar-Pérez J. M., Pérez-Juárez M. A. An Insight of Deep Learning Based Demand Forecasting in Smart Grids // *Sensors*. – 2023. – Vol. 23, № 3. – P. 1467. DOI: 10.3390/s23031467
2. Choi T. M., Chan H. K., Yue X. Recent Development in Big Data Analytics for Business Operations and Risk Management // *IEEE Transactions on Cybernetics*. – 2020. – Vol. 50, № 6. – P. 2430-2440. DOI: 10.1109/TCYB.2019.2914093
3. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and Practice*. – OTexts, 2018. – 680 p.
4. Shiri M. F., Perumal T., Mustapha N., Mohamed R. A comprehensive overview and comparative analysis on deep learning models: CNN, RNN, LSTM, GRU // 2023. – P. 61.
5. Nguyen V., Duong M., Le M. Electricity Demand Forecasting for Smart Grid Based on Deep Learning Approach // *Proceedings of International Conference on Green Technology and Sustainable Development*. – 2020. – P. 353-357.
6. Oukassi H., Hasni M., Layeb S. Long Short-Term Memory Networks for Forecasting Demand in the Case of Automotive Manufacturing Industry // *International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies*. – 2023.
7. Oucheikh R., Benmoussa O., Mabrouki C. Machine Learning and Deep Learning Models for Demand Forecasting in Supply Chain Management: A Critical Review // *Applied System Innovation*. – 2024. – Vol. 7, № 5. – P. 93. DOI: 10.3390/asi7050093
8. Brown R., Hartley K. Exponential Smoothing Techniques for Dynamic Markets // *Operations Research and Supply Chain Management Journal*. – 2021. – Vol. 30, № 2. – P. 45-60.
9. Schreiber P., Koessler T. Adaptive Forecasting in Demand Planning:

Strategies and Methods // International Journal of Production Economics. – 2020. – Vol. 224. – P. 107562. 10.1016/j.ijpe.2019.107562

10. Chase C. W. Demand-Driven Forecasting: A Structured Approach to Forecasting. – Wiley, 2019. – 736 p.

11. Holt C. C., Winters P. R. Advanced Forecasting Methods: The Holt-Winters Approach for Seasonal and Trend Analysis // Journal of Forecasting Science. – 2019. – Vol. 35, № 4. – P. 234-249.

12. Makridakis S., Hyndman R. J. Forecasting Methods and Applications for Business Strategy // Journal of Business Forecasting. – 2018. – Vol. 37. – P. 12-20.

13. Ahmed N., Seifert R. W. Integrating Demand Forecasting and Inventory Management in Retail // International Journal of Production Economics. – 2021. – Vol. 232. – P. 107952. DOI: 10.1016/j.ijpe.2020.107952

14. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C. Time Series Analysis: Forecasting and Control Using ARIMA Models. – Wiley, 2020. – 320 p.

15. Zhang X., Liu Y. ARIMA Model Applications for Forecasting Demand in the Manufacturing Sector // Journal of Manufacturing and Supply Chain Management. – 2021. – Vol. 28, № 1. – P. 102-119.

16. Georgescu I., Meulman H. Infor Demand Planning and Optimization for Demand-Driven Supply Chains // Journal of Supply Chain Management. – 2019. – Vol. 45, № 2. – P. 134-148.

17. Shi Y., Zhao H. Blue Yonder's Demand Forecasting Capabilities: Integrating Machine Learning for Enhanced Precision // International Journal of Operations & Production Management. – 2020. – Vol. 40, № 9. – P. 1275-1290.

18. Kumar R., Petersen B. Data Visualization in Demand Forecasting with Qlik Sense: A Comprehensive Guide // Business Intelligence Journal. – 2021. – Vol. 19, № 1. – P. 58-72.

19. Martin L., Park J. Tableau for Forecasting and Business Analytics: A Practical Approach // Data Science and Analytics Journal. – 2020. – Vol. 5, № 3. – P. 234-246.

20. Xu W., Doss R. Corporate Planning with Kepion: Real-Time Forecasting

and Financial Analytics Integration // Journal of Financial Planning & Analysis. – 2018. – Vol. 12, № 4. – P. 113-126.

21. Benti N., Chaka M., Semie A. Forecasting Renewable Energy Generation with Machine Learning and Deep Learning: Current Advances and Future Prospects // Energy Transition for Climate-Inclusive Growth and Sustainable Environments. – 2023. – Vol. 15, № 9. – P. 7087.

22. Capone V., Iannuzzo G., Camastra F. Deep Learning for Time Series Forecasting: Advances and Open Problems // Information. – 2023. – Vol. 14, № 11. – P. 598. DOI: 10.3390/info14110598

23. Bontempi G., Taieb S. B., Le Borgne Y. A. Machine Learning Strategies for Time Series Forecasting // European Business Review. – 2017. – Vol. 2. – P.50-68.

24. Li W., Law K. L. E. Deep Learning Models for Time Series Forecasting: A Review // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 92306-92327. DOI: 10.1109/ACCESS.2024.3236587

25. Parthasarathy N. M. K., Rastogi S., K. A. Demand Forecasting in Supply Chain Management using CNN-LSTM Hybrid Model // Proceedings of the 2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies. – Delhi, India, 2023.

26. Jahin M. A., Shahriar A., Amin M. A. MCDFN: Supply Chain Demand Forecasting via an Explainable Multi-Channel Data Fusion Network Model Integrating CNN, LSTM, and GRU // IEEE Xplore. – 2024.

27. Gupta B., Mittal P., Mufti T. A Review on Amazon Web Service (AWS), Microsoft Azure & Google Cloud Platform (GCP) Services // Proceedings of the 2nd International Conference on ICT for Digital, Smart, and Sustainable Development (ICIDSSD 2020). – 2021. – P. 1-6.

28. Aziz M. A., Al-Husain M. H., Ibrahim H. M. N. Cloud Computing with Microsoft Azure: Services, Architecture, and Use Cases // Journal of Cloud Computing: Advances, Systems and Applications. – 2021. – Vol. 10, № 1. – P. 123-145. – DOI: 10.1186/s13677-021-00309-1

29. Sharma A., Gupta S., Kumar S. S. A Comprehensive Survey on Google Cloud Platform (GCP): Services, Tools, and Benefits // Journal of Cloud Computing: Theory and Applications. – 2022. – Vol. 11, № 3. – P. 200-220. – DOI: 10.1186/s41019-022-00201-9

30. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання. – Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016. – 26 с.

31. ДСТУ 8302:2015. Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання. – Київ: УкрНДНЦ, 2016.-16 с.

32. Панфьорова І. Ю., Ганжила Н. Б. Дослідження архітектур нейронних мереж для підвищення точності прогнозування попиту на продукцію – АСУ та прилади автоматики. – 2024. – № 183. – С. 35-45. – DOI: 10.30837/0135-1710.2024.183.035.