

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Західноукраїнський національний університет**  
**Факультет комп'ютерних інформаційних технологій**  
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

**СИЧОВ Руслан Сергійович**

**Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування  
якості в процесах інтелектуального виробництва / Machine  
Learning Model for Quality Analysis and Prediction in Smart  
Manufacturing Processes**

спеціальність: 122 - Комп'ютерні науки  
освітньо-професійна програма - Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНм-21  
Р.С. Сичов

---

Науковий керівник:  
к.т.н., доцент П.Є.Биковий

---

Кваліфікаційну роботу  
допущено до захисту:  
«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_\_ р.  
В.о. завідувача кафедри  
\_\_\_\_\_ Н.В. Дзюбановська

**ТЕРНОПІЛЬ – 2025**

**Факультет комп'ютерних інформаційних технологій**  
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління  
Освітній ступінь «магістр»  
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки  
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ  
В.о. завідувача кафедри  
Н.М. Васильків  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**  
**СИЧОВ Руслан Сергійович**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

**Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва / Machine Learning Model for Quality Analysis and Prediction in Smart Manufacturing Processes**

керівник роботи к.т.н., доцент П.Є. Биковий

затверджені наказом по університету від 20 грудня 2024 року № 938.

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 1 грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити

– проаналізувати сучасний стан розвитку інтелектуального виробництва та впровадження концепції Індустрія 4.0;

– дослідити існуючі підходи до прогнозування якості та побудови інтелектуальних систем прогнозування, що базуються на алгоритмах машинного й глибокого навчання;

– обґрунтувати вибір структури нейронної мережі та методу оптимізації її параметрів для задачі прогнозування якості продукції в інтелектуальному виробництві;

– розробити трирівневу модель прогнозування якості та систему її оцінювання;

– спроектувати структуру бази даних для зберігання конструкторських, технологічних, моніторингових та історичних даних про якість продукції;

– провести експериментальне дослідження розробленої моделі прогнозування якості та системи оцінювання на основі реальних або наближених до реальних виробничих даних.

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

– схема процесу побудови інтелектуальної моделі прогнозування якості виробництва;

– структура нейронної мережі ELM;

– схема процесу оптимізації PSO алгоритму ELM;

– модель прогнозування якості та система її оцінювання в

інтелектуальному виробництві.

#### 6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

#### 7. Дата видачі завдання 20 грудня 2024 р.

#### КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи.	до 01.01. 2025 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.03. 2025 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 20.05.2025 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 28.10. 2025 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 11.11.2025 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів.	до 25.11.2025 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту.	до 1.12.2025 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 04.12.2025 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії.	до 14.12. 2025 р.	

Студент \_\_\_\_\_ Р.С. Сичов  
підпис

Керівник роботи \_\_\_\_\_ к.т.н., доцент П.Є. Биковий  
підпис

## РЕЗЮМЕ

Кваліфікаційна робота на тему «Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва» на здобуття освітнього ступеня «Магістр» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні науки» написана обсягом в 70 сторінок і містить 10 ілюстрацій, 1 додаток та 39 використаних джерел.

Метою кваліфікаційної роботи є розробка та дослідження моделі прогнозування якості й інтегрованої системи її оцінювання для інтелектуального виробництва, побудовані на основі алгоритмів машинного навчання.

Методи досліджень: ґрунтуються на поєднанні теоретичного аналізу (аналіз і синтез наукових джерел з проблематики інтелектуального виробництва, Індустрії 4.0, машинного навчання та прогнозування), методів математичного моделювання, технологій опрацювання великих даних, алгоритмів машинного навчання (нейронні мережі, екстремальна навчальна машина, методи інтелектуальної оптимізації) та обчислювальних експериментів.

Результати дослідження: удосконалено моделі для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва на основі методів машинного навчання, зокрема розроблено й досліджено модель прогнозування якості продукції на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок.

Результати роботи можуть успішно застосовуватися як складова інтелектуальної платформи для підвищення точності прогнозування якості продукції, зменшення обсягів браку та непродуктивних витрат ресурсів, підтримки планування виробництва та оперативного коригування технологічних режимів, оцінювання рівня зрілості інтелектуального виробництва за комплексом показників якості.

Ключові слова: ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ВИРОБНИЦТВО; ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ; МАШИННЕ НАВЧАННЯ; НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ; ЕКСТРЕМАЛЬНА НАВЧАЛЬНА МАШИНА; АЛГОРИТМ РОЮ ЧАСТИНОК; ВЕЛИКІ ДАНІ; СИСТЕМА ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ.

## ABSTRACT

Qualification work on the topic «Machine Learning Model for Quality Analysis and Prediction in Smart Manufacturing Processes» for Master's degree on speciality 122 «Computer Science» educational and professional program «Computer Science» is written on 70 pages and it contains 10 figures, 1 annex and 39 sources.

The purpose of this qualification work is to develop and investigate a quality prediction model and an integrated system for its assessment for intelligent manufacturing, built on machine learning algorithms.

Research methods are based on a combination of theoretical analysis (analysis and synthesis of scientific sources on intelligent manufacturing, Industry 4.0, machine learning and forecasting), methods of mathematical modelling, big data processing technologies, machine learning algorithms (neural networks, extreme learning machine, intelligent optimization methods) and computational experiments.

Research results: models for the analysis and prediction of quality in intelligent manufacturing processes based on machine learning methods have been improved; in particular, a quality prediction model based on an ELM-type neural network with parameter optimization using the particle swarm optimization algorithm has been developed and investigated.

The results of this work can be successfully applied as a component of an intelligent platform to increase the accuracy of product quality prediction, reduce the amount of scrap and non-productive resource consumption, support production planning and operational adjustment of technological regimes, and assess the maturity level of intelligent manufacturing according to a set of quality indicators.

**Keywords:** INTELLIGENT MANUFACTURING; QUALITY PREDICTION; MACHINE LEARNING; NEURAL NETWORKS; EXTREME LEARNING MACHINE (ELM); PARTICLE SWARM OPTIMIZATION (PSO) ALGORITHM; BIG DATA; QUALITY ASSESSMENT SYSTEM.

## ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз предметної області прогнозування якості в інтелектуальному виробництві.....	11
1.1 Опис предметної області.....	11
1.2 Стан розвитку інтелектуального виробництва та застосування машинного навчання для прогнозування якості продукції.....	13
1.3 Структура та функції інтелектуальних виробничих систем.....	16
1.4 Постановка задачі дослідження.....	19
Висновки до розділу 1 .....	20
2 Розробка моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та системи її оцінювання.....	22
2.1 Оцінювання потреби в моделі прогнозування якості та системі її оцінювання.....	22
2.2 Модель прогнозування якості та системи її оцінювання.....	27
Висновки до розділу 2 .....	36
3 Тестування моделі прогнозування якості та системи її оцінювання в інтелектуальному виробництві.....	37
3.1 Проектування бази даних.....	37
3.2 Тестування моделі прогнозування якості та системи оцінювання.....	40
3.3 Загальна оцінка рівня інтелектуального виробництва підприємств.....	43
3.4 Аналіз отриманих результатів та шляхи вдосконалення.....	45
Висновки до розділу 3 .....	46
Висновки .....	48
Список використаних джерел.....	51
Додаток А Копії публікацій .....	55

## ВСТУП

**Актуальність роботи.** Розвиток концепції «Індустрія 4.0» та пов'язане з нею поширення «розумних фабрик» істотно змінюють уявлення про організацію сучасного промислового виробництва. Інтелектуальне (розумне) виробництво, засноване на кіберфізичних системах, Інтернеті речей, інтегрованих інформаційно-комунікаційних технологіях та аналітиці великих даних, розглядається як один із ключових інструментів підвищення конкурентоспроможності промислових підприємств у глобальному просторі [1, 2]. У працях вітчизняних авторів підкреслюється, що «розумне виробництво» й «розумна фабрика» є базовими складовими Індустрії 4.0, а гнучка інтеграція цифрових технологій у виробничі процеси відкриває можливості для якісно нового рівня керованості, гнучкості та персоналізації продукції [3, 4].

Для України, промисловий сектор якої значною мірою досі спирається на механізовані та частково автоматизовані виробництва, перехід до інтелектуального виробництва має не лише технологічний, а й стратегічний характер. Аналітичні огляди засвідчують, що рух до Індустрії 4.0 супроводжується викликами, пов'язаними з необхідністю роботи з великими масивами змінної інформації, швидким переналаштуванням виробничих процесів, зростанням вимог до якості та індивідуалізації продукції, а також потребою у відновленні промислового потенціалу в контексті повоєнної відбудови [1, 4]. Це зумовлює актуальність розбудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

Сучасні публікації провідних технологічних компаній та практичні кейси впровадження ШІ у виробничих процесах демонструють, що штучний інтелект здатен суттєво підвищувати ефективність використання ресурсів, зменшувати втрати, автоматизувати контроль якості та забезпечувати гнучке перепланування виробництва в режимі, наближеному до реального часу [5–7]. Окремо підкреслюється роль методів машинного та глибокого навчання як ключових інструментів аналізу складних техніко-технологічних даних, виявлення прихованих закономірностей і побудови прогнозних моделей для задач

керування виробництвом [3, 5].

Паралельно інтенсивно розвивається напрям побудови інтелектуальних систем прогнозування, де завдання передбачення майбутніх значень ключових показників (якості, попиту, цін, навантаження тощо) формулюється як задача аналізу часових рядів та багатовимірних даних із використанням методів машинного навчання [8, 9]. У роботах, присвячених прикладним аспектам прогнозування, показано, що правильно налаштовані моделі машинного навчання здатні забезпечувати високу точність прогнозів і, відповідно, підвищувати обґрунтованість управлінських рішень у різних предметних областях – від фінансових ринків до реального сектору економіки [8–10]. Однак у більшості наявних досліджень основний акцент робиться або на загальних аспектах прогнозування у науці про дані, або на специфічних сферах застосування, тоді як комплексна задача прогнозування якості продукції в умовах інтелектуального виробництва розглянута ще недостатньо.

Особливої ваги набуває перехід від переважно «постфактум» контролю якості до проактивного підходу, коли якість продукції прогнозується на різних етапах життєвого циклу виробу, а результати прогнозу використовуються для оперативного коригування технологічних режимів, планування виробництва та керування ресурсами. У сучасних дослідженнях ШІ і машинного навчання підкреслюється, що адаптація цих методів до особливостей промислових систем дає змогу підвищити продуктивність, зменшити втрати й покращити якість продукції за рахунок даноцентричного керування процесами [3, 5, 7].

Таким чином, актуальність даної кваліфікаційної роботи зумовлена необхідністю розроблення та дослідження моделей і систем прогнозування якості продукції в умовах інтелектуального виробництва з використанням методів машинного навчання та опрацювання великих даних, що відповідають сучасним тенденціям розвитку Індустрії 4.0 та потребам вітчизняних промислових підприємств [1, 2, 4].

**Мета і завдання дослідження.** Мета роботи – розробити та дослідити модель прогнозування якості й інтегровану систему її оцінювання для інтелектуального виробництва, побудовані на основі алгоритмів машинного

навчання.

Для досягнення поставленої мети у роботі необхідно розв'язати такі **основні завдання:**

- проаналізувати сучасний стан розвитку інтелектуального виробництва та впровадження концепції Індустрія 4.0, зокрема в контексті застосування методів машинного навчання й опрацювання великих даних;
- дослідити існуючі підходи до прогнозування якості та побудови інтелектуальних систем прогнозування, що базуються на алгоритмах машинного й глибокого навчання;
- обґрунтувати вибір структури нейронної мережі та методу оптимізації її параметрів для задачі прогнозування якості продукції в інтелектуальному виробництві;
- розробити тривірневу модель прогнозування якості та систему її оцінювання, що включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар;
- спроектувати структуру бази даних для зберігання конструкторських, технологічних, моніторингових та історичних даних про якість продукції;
- провести експериментальне дослідження розробленої моделі прогнозування якості та системи оцінювання на основі реальних або наближених до реальних виробничих даних, оцінити точність прогнозів і практичну придатність запропонованого рішення.

**Об'єкт дослідження** – процес інтелектуального виробництва промислових виробів.

**Предмет дослідження** – моделі та методи прогнозування й оцінювання якості продукції в інтелектуальному виробництві на основі систем машинного навчання з використанням великих даних.

**Методи дослідження** ґрунтуються на поєднанні теоретичного аналізу (аналіз і синтез наукових джерел з проблематики інтелектуального виробництва, Індустрії 4.0, машинного навчання та прогнозування), методів математичного моделювання, технологій опрацювання великих даних, алгоритмів машинного

навчання (нейронні мережі, екстремальна навчальна машина, методи інтелектуальної оптимізації) та обчислювальних експериментів.

**Наукова новизна одержаних результатів** полягає у вдосконаленні моделі для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва на основі методів машинного навчання, зокрема розроблено й досліджено модель прогнозування якості продукції на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок, що дає змогу підвищити точність прогнозу за рахунок інтелектуального налаштування ваг і порогів.

**Практичне значення одержаних результатів** полягає у розробленні тривірневої інтегрованої системи прогнозування та оцінювання якості, орієнтованої на використання в інтелектуальному виробництві. Розроблена модель та система можуть бути використані як складова інтелектуальної платформи для:

- підвищення точності прогнозування якості продукції;
- зменшення обсягів браку та непродуктивних витрат ресурсів;
- підтримки планування виробництва та оперативного коригування технологічних режимів;
- оцінювання рівня зрілості інтелектуального виробництва за комплексом показників якості.

**Публікації та апробація КР.** Результати кваліфікаційної роботи апробовані та опубліковані у матеріалах (додаток А):

- 2nd International Scientific and Practical Conference «Progressive Approaches in Science and Engineering», November 26-28, 2025. Copenhagen, Denmark;
- II Всеукраїнської науково-практичної конференції «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі», 25 листопада 2025 р., Тернопіль, Україна.

Кваліфікаційна робота складається із вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатка.

# 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

## 1.1 Опис предметної області

Предметною областю дослідження є процеси інтелектуального виробництва промислової продукції, у межах яких реалізуються функції планування, організації, контролю та забезпечення якості на основі глибокої інтеграції інформаційно-комунікаційних технологій, систем автоматизованого керування, засобів моніторингу та аналітики даних. Інтелектуальне виробництво розглядається як еволюційний етап розвитку промислових систем у контексті концепції «Індустрія 4.0», що передбачає використання кіберфізичних систем, Інтернету речей, цифрових двійників і систем підтримки прийняття рішень, орієнтованих на оброблення великих обсягів даних [1-3].

Типове інтелектуальне виробниче підприємство характеризується наявністю розгалуженої інфраструктури збору даних: датчики та вимірювальні прилади встановлюються на ключових одиницях обладнання, автоматизованих лініях, у системах енергозабезпечення й технологічного середовища. Паралельно ведеться облік конструкторських і технологічних параметрів продукції, структури матеріалів, режимів обробки, параметрів налаштування верстатів і роботизованих комплексів. Уся ця інформація у сукупності формує потік виробничих даних, на основі яких аналізується та оцінюється якість готових виробів [1, 4].

У фокусі даної роботи перебувають процеси виготовлення виробів, для яких якість істотно залежить від поєднання основних матеріалів та режимів їхньої обробки. Фактично кожна партія продукції може відрізнитися за рецептурою (складом та кількістю матеріалів), послідовністю і тривалістю операцій, а також фактичними значеннями параметрів під час виконання технологічних операцій (температура, тиск, швидкість подачі, навантаження тощо). Унаслідок цього структуру предметної області доцільно розглядати як складну багатовимірну систему, у якій:

- вхідні дані описують матеріали, технологічні параметри та умови

виробництва;

– вихідні дані відображають досягнуті показники якості продукції [2, 5].

Якість продукції в інтелектуальному виробництві має комплексний характер і оцінюється за низкою інтегральних індексів, таких як продуктивність, строк служби, надійність, якість зовнішнього вигляду, економічність та безпека. Кожен із цих показників формується під впливом сукупності факторів – від властивостей сировини та точності дотримання технологічних режимів до рівня зносу обладнання та умов експлуатації. Традиційні підходи до забезпечення якості, засновані переважно на контролі готової продукції та вибіркового перевіряння у процесі виробництва, в умовах зростаючої складності й варіативності технологічних процесів виявляються недостатньо ефективними [4, 5].

Особливістю предметної області є високий рівень невизначеності та динамічності. Зміна партії сировини, переналаштування обладнання, поява нових вимог до продукції чи зміна умов експлуатації можуть суттєво вплинути на кінцеву якість виробу. При цьому не завжди можливо сформулювати явні аналітичні залежності між усіма вхідними параметрами та показниками якості, оскільки їхня взаємодія часто має нелінійний і багатофакторний характер [5–7].

Важливу роль у предметній області відіграють інформаційні системи, які забезпечують:

- збирання й інтеграцію конструкторських, технологічних, моніторингових та історичних даних;
- зберігання великого обсягу інформації у вигляді баз даних і дата-сховищ;
- надання доступу до даних для аналітичних модулів та систем підтримки прийняття рішень [1, 4].

У таких умовах актуальною стає побудова інтелектуальних моделей аналізу та прогнозування якості, які, спираючись на масиви історичних і поточних виробничих даних, здатні [5, 8–10]:

- виявляти ключові фактори, що визначають якість продукції;

- оцінювати внесок окремих матеріалів і технологічних параметрів у формування якісних показників;
- прогнозувати можливе погіршення якості ще до завершення виробничого циклу;
- підтримувати прийняття рішень щодо коригування режимів роботи обладнання, зміни складу матеріалів або переналаштування технологічних маршрутів.

Таким чином, предметною областю є інтегрована виробничо-інформаційна система інтелектуального підприємства, у межах якої розв'язується задача аналізу та прогнозування якості продукції на основі даних про основні матеріали, параметри технологічних процесів і результати контролю якості. Саме в цій предметній області формується потреба у створенні моделі прогнозування якості та системи її оцінювання, що забезпечують перехід від реактивного контролю до проактивного, орієнтованого на попередження дефектів і підвищення ефективності використання ресурсів.

## 1.2 Стан розвитку інтелектуального виробництва та застосування машинного навчання для прогнозування якості продукції

Завдяки стрімкому розвитку інформаційних технологій сфера інтелектуального (розумного) виробництва за останні роки зазнала суттєвого прогресу. Все більше підприємств проєктують та модернізують свої виробничі процеси із використанням принципів інтелектуального виробництва. Водночас на практиці жодне підприємство ще не реалізувало повною мірою усі можливості інтелектуального виробництва на ринку, унаслідок чого значна частина учасників галузі не до кінця розуміє конкретні вимоги, обмеження та умови впровадження таких рішень.

У реальних виробничих умовах на якість продукції та стабільність процесів істотно впливають численні чинники: просторові та часові обмеження, варіативність виробничих режимів, стан обладнання, людський фактор тощо. Це призводить до появи нового спектра викликів, пов'язаних із забезпеченням і

контролем якості в інтелектуальному виробництві, та, відповідно, впливає на динаміку його подальшого розвитку. З метою подолання зазначених проблем почали активно розроблятися моделі прогнозування якості та системи її оцінювання, покликані завчасно виявляти ризики погіршення якості та підтримувати прийняття управлінських рішень. Однак зі зростанням складності ринку, номенклатури продукції та обсягів даних до таких моделей висувуються підвищені вимоги щодо точності прогнозування, стійкості до шуму та можливостей моделювання (імітації) різних виробничих сценаріїв.

У цьому контексті особливого значення набувають системи машинного навчання на основі великих даних, які розглядаються як потужний інструментарій аналізу та прогнозування. Такі системи дають змогу зберігати інформативні ознаки у масивних наборах даних, підвищують здатність моделей до навчання на складних, багатовимірних вибірках і сприяють побудові стійких предиктивних алгоритмів. Саме тому вони вже успішно застосовуються в медицині, фінансовій сфері, промисловості та низці інших галузей. У разі побудови моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та відповідної системи її оцінювання такі підходи дають змогу точніше зіставляти, ідентифікувати та моделювати цільову інформацію в базах даних, а також оптимізувати й імітувати процес прогнозування якості продукції. Це, у свою чергу, створює вагомі практичні передумови для подальшого розвитку інтелектуального виробництва, підвищення його конкурентоспроможності та гнучкості реагування на зміни ринкового середовища.

В останні роки, на тлі швидкого розвитку технологій інтелектуального виробництва, дослідження у цій сфері набули системного характеру. Так, Лі запропонував нову модель інтелектуального виробництва, що поєднує штучний інтелект (Artificial Intelligence, AI) та інформаційно-комунікаційні технології, і обґрунтував доцільність інтеграції AI-компонентів у виробничі процеси [11]. Guanghui розробив загальну рамкову модель, орієнтовану на знання-орієнтовані цифрові двійники виробничих модулів для smart manufacturing, у якій цифровий двійник розглядається як ключовий елемент керованої знаннями виробничої системи [12]. Ji розглядає інтелектуальне виробництво як складну інтегровану

систему, що поєднує людську складову, мережеву інфраструктуру та фізичне середовище для досягнення конкретних виробничих цілей на оптимальному рівні [13]. Andrew, у свою чергу, трактує інтелектуальне виробництво як нову форму організації виробництва, що поєднує наявні й перспективні виробничі активи з обчислювальними платформами, телекомунікаційними технологіями, моделями обробки великих даних і прогнозною інженерією [14].

Наведені дослідження закладають важливі теоретичні та методологічні засади розвитку інтелектуального виробництва й продемонстрували суттєвий прогрес у проєктуванні відповідних систем. Водночас у більшості робіт акцент робиться або на архітектурі й організації інтелектуальних виробничих систем, або на загальних підходах до цифровізації виробництва, тоді як комплексна інтеграція інтелектуального виробництва із системами машинного навчання на основі великих даних для побудови моделей прогнозування та оцінювання якості продукції опрацьована недостатньо. Це створює наукову нішу для подальших досліджень, спрямованих на розроблення й апробацію моделей прогнозування якості в інтелектуальному виробництві з використанням сучасних методів аналізу великих даних.

Великі дані та методи машинного навчання дають змогу суттєво оптимізувати технології інтелектуального виробництва, і коло їхніх застосувань є доволі широким. Зокрема, Нуї зазначає, що завдяки аналізу великих даних можна ефективно долати складність інтелектуальних виробничих систем, підвищуючи прозорість інформаційних потоків та результативність виробничих процесів [15]. Kevin узагальнив сучасний стан досліджень, інновацій та розвитку інтелектуальних виробничих систем і навів розгорнутий перелік можливих сценаріїв застосування та напрямів розвитку аналізу великих даних в інтелектуальному виробництві [16]. Спираючись на огляд останніх досягнень у сфері аналізу даних і машинного навчання, що застосовуються для моніторингу, керування та оптимізації промислових процесів, Chaо проаналізував розрив між реальними потребами виробництва та поточним станом наукових досліджень і, тим самим, окреслив пріоритетні напрями подальшого розвитку інтелектуального виробництва [17]. Chengjun, своєю чергою, запропонував

класифікаційну обчислювальну модель на основі машинного навчання, спрямовану на підвищення обчислювальної ефективності та робастності інтелектуальних виробничих систем [18].

Узагальнюючи наведені підходи, можна констатувати, що методи машинного навчання на основі великих даних вже широко використовуються в технологіях інтелектуального виробництва й демонструють значний потенціал для підвищення ефективності виробничих процесів. Водночас кількість досліджень, зосереджених саме на побудові моделей прогнозування якості та систем оцінювання якості продукції в умовах інтелектуального виробництва, залишається обмеженою, що вказує на наявність істотного дослідницького зазору.

### 1.3 Структура та функції інтелектуальних виробничих систем

Інтелектуальне виробництво формується під впливом поєднання внутрішніх та зовнішніх чинників. До внутрішніх чинників належать насамперед «вузькі місця» чинної моделі організації виробничого процесу, які обмежують можливості подальшого розвитку підприємства. За таких умов стає об'єктивною необхідністю трансформація та модернізація (апгрейд) виробничих процесів для забезпечення сталого розвитку й підвищення конкурентоспроможності [19]. Зовнішні чинники пов'язані з сучасним етапом індустріалізації та інформатизації, коли виробництво інтегрується з цифровими технологіями, мережевою інфраструктурою та інтелектуальними системами підтримки прийняття рішень.

На відміну від традиційних форм організації виробництва, інтелектуальне виробництво не обмежується лише автоматизацією окремих етапів. Воно передбачає впровадження нових інтелектуальних технологій, які не тільки змінюють спосіб виготовлення продукції, а й докорінно трансформують супровідні сервіси та процедури управління життєвим циклом продукту. Зокрема, усувається типова для класичних виробничих схем ситуація, коли базова інформація про виріб і процес його виготовлення практично не пов'язана

з історією попередніх виробничих операцій. Побудова високо гнучкої моделі інтелектуального виробництва дає змогу досягти стандартизованого, керованого та орієнтованого на якість процесу виготовлення продукції, у якому кожен етап пов'язаний із попередніми та наступними, а дані циркулюють у єдиному інформаційному просторі [20, 21].

Як окрема інженерна форма в межах концепції інтелектуального виробництва, інтелектуальні виробничі системи покликані інтегрувати інформаційні потоки та фізичні виробничі процеси таким чином, щоб забезпечити їхню тісну, бажано – наближену до реального часу, взаємодію. Такі системи мають інструменти для планування, виконання, моніторингу та оптимізації виробничих операцій, що дає змогу більш ефективно долати складність і невизначеність, притаманні сучасним виробничим процесам. Завдяки цьому підвищується ефективність використання виробничих ресурсів, а сам виробничий процес може налаштовуватися у динамічному режимі, реалізуючи механізм постійної (онлайн) оптимізації [22].

Основні функції інтелектуальної виробничої системи подано на рисунку 1.1, де узагальнено ключові блоки, пов'язані з обробкою даних, керуванням процесами, зворотним зв'язком щодо якості та підтримкою прийняття рішень.

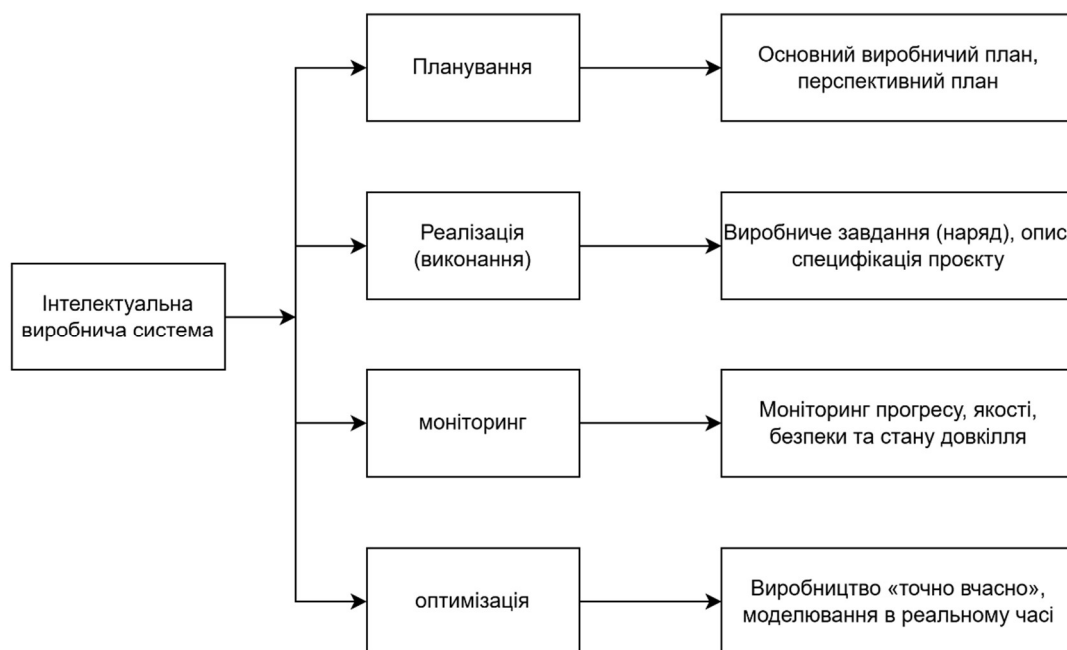


Рисунок 1.1 – Основні функції інтелектуальної виробничої системи

Для забезпечення належного сервісу в реальному виробничому середовищі важливо, щоб управління та контроль довкілля, ресурсів і розкладу на всіх етапах процесу відбувалися в інтелектному режимі, із використанням актуальних даних та адаптивних алгоритмів. Це передбачає безперервне відстеження стану обладнання, наявності матеріалів, завантаженості виробничих ліній і персоналу, а також оперативне коригування планів у разі виникнення відхилень. За таких умов стає можливою повноцінна інформаційна взаємодія між усіма учасниками виробничого процесу, а дані про хід виконання програм і замовлень стають доступними на різних рівнях управління. Архітектуру сервісно-орієнтованої системи інтелектуального виробництва, яка підтримує інформаційний обмін, управління ресурсами та гнучке планування, подано на рисунку 1.2 [23, 24]. Вона слугує концептуальною основою для подальшого проєктування моделей прогнозування якості й систем оцінювання в рамках інтелектуального виробництва.

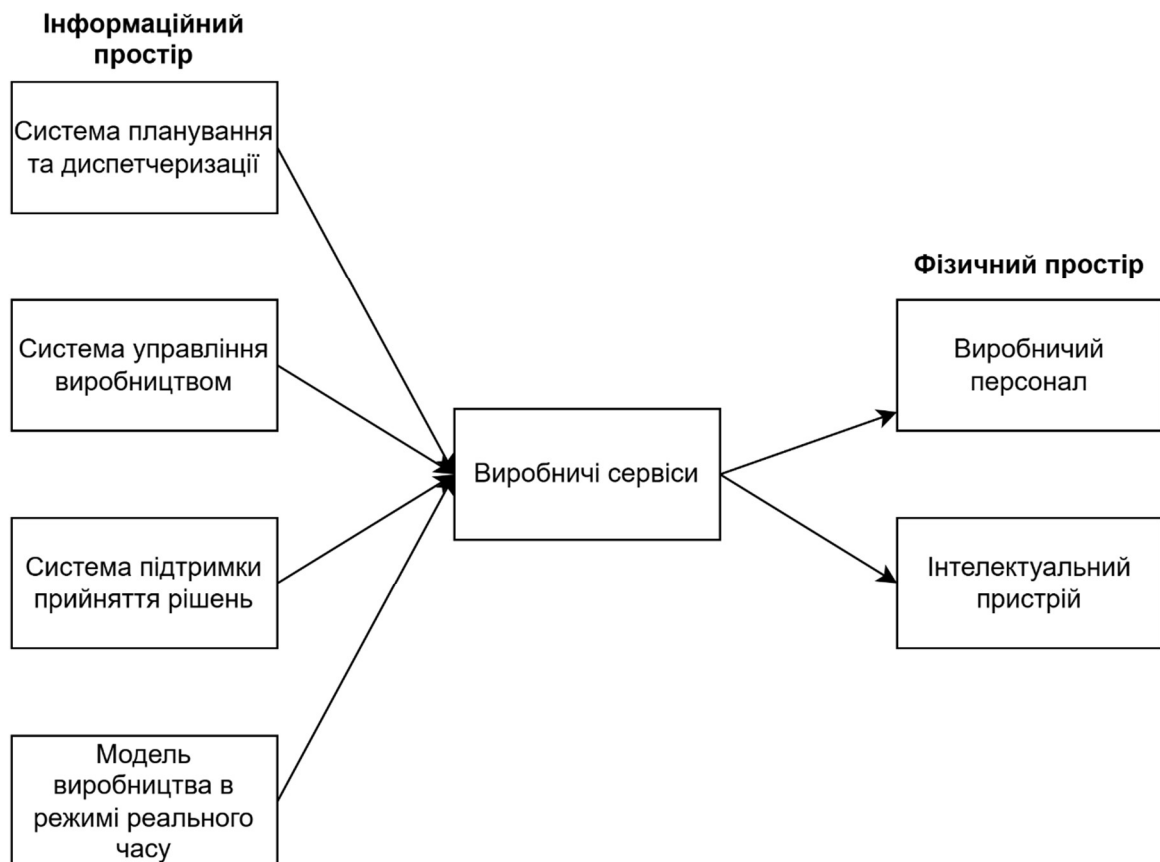


Рисунок 1.2 – Архітектура інтелектуальної системи виробничого обслуговування

## 1.4 Постановка задачі дослідження

Аналіз сучасного стану розвитку інтелектуального виробництва та застосування методів машинного навчання засвідчив, що, попри значний прогрес у цифровізації та автоматизації виробничих процесів, комплексна задача прогнозування якості продукції на основі великих масивів виробничих даних опрацьована недостатньо. Більшість існуючих рішень зосереджені на архітектурі інтелектуальних виробничих систем або на локальних задачах оптимізації окремих процесів, тоді як інтегровані моделі, орієнтовані саме на передпрогнозу оцінку якості продукції, розроблені фрагментарно.

За таких умов виникає необхідність створення моделі, яка, спираючись на дані про основні матеріали та параметри технологічного процесу, дозволить прогнозувати інтегральні показники якості продукції (продуктивність, строк служби, надійність, зовнішній вигляд, економічність, безпека) ще до завершення виробничого циклу, а також інтегрувати результати прогнозування в єдину систему оцінювання рівня інтелектуального виробництва.

Основна задача дослідження полягає у побудові та дослідженні моделі, реалізованої на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок, яка забезпечуватиме:

- достатньо високу точність прогнозування показників якості;
- стійкість до шуму та варіативності вхідних даних;
- можливість використання в реальних умовах інтелектуального виробництва в режимі, наближеному до реального часу.

З урахуванням предметної області, задачу дослідження можна конкретизувати у такому вигляді:

- визначити оптимальний склад та кількість вхідних ознак (зокрема, основних матеріалів), які мають найбільший внесок у формування показників якості продукції;
- розробити структуру бази даних для зберігання конструкторських, технологічних, моніторингових та історичних даних, необхідних для навчання й функціонування моделі прогнозування якості;

- побудувати та налаштувати модель прогнозування якості на основі ELM-нейронної мережі, використовуючи алгоритм рою частинок для оптимізації її параметрів;
- інтегрувати модель прогнозування якості в трирівневу систему (шар джерел даних, шар оброблення даних, прикладний шар), яка забезпечуватиме як прогнозування, так і бальне оцінювання якості продукції;
- провести експерименти з використанням тестових виробничих даних, порівняти прогнозні результати з фактичними значеннями показників якості та оцінити точність, стійкість і практичну придатність побудованої системи.

Таким чином, постановка задачі дослідження зводиться до розроблення, математичного й експериментального обґрунтування моделі прогнозування якості та інтегрованої системи її оцінювання в інтелектуальному виробництві на основі методів машинного навчання та опрацювання великих даних.

## Висновки до розділу 1

1. Встановлено, що предметною областю дослідження є інтегрована виробничо-інформаційна система інтелектуального підприємства, у межах якої якість продукції формується під впливом широкого спектра матеріальних, технологічних та експлуатаційних факторів. Складність, багатовимірність і динамічність таких систем роблять традиційні підходи до контролю якості недостатньо ефективними та обґрунтовують потребу в інтелектуальних моделях аналізу й прогнозування.

2. Показано, що інтелектуальне виробництво розвивається в контексті Індустрії 4.0 та базується на поєднанні кіберфізичних систем, цифрових двійників, Інтернету речей і методів аналізу великих даних. Разом з тим існує суттєвий дослідницький розрив у частині комплексної інтеграції цих технологій із системами машинного навчання саме для задач прогнозування та оцінювання якості продукції.

3. Обґрунтовано, що структурно інтелектуальні виробничі системи мають

підтримувати безперервний збір, інтеграцію та опрацювання даних з подальшим використанням їх у моделях прогнозування якості. На цій основі сформульовано наукову задачу розроблення моделі прогнозування якості та інтегрованої системи її оцінювання, здатних забезпечити перехід від реактивного до проактивного управління якістю в інтелектуальному виробництві.

## 2 РОЗРОБКА МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОМУ ВИРОБНИЦТВІ ТА СИСТЕМИ ЇЇ ОЦІНЮВАННЯ

### 2.1 Оцінювання потреби в моделі прогнозування якості та системі її оцінювання

На сучасному етапі розвитку інтелектуального виробництва сам виробничий процес має низку характерних особливостей, які безпосередньо впливають на формування вимог до моделей прогнозування та систем оцінювання якості.

По-перше, виробничий процес є суттєво ускладненим. Для різних типів продукції застосовуються відмінні технологічні маршрути, режими обробки та комбінації операцій. Додатково, з огляду на індивідуальні запити споживачів, підприємства змушені реалізовувати спеціалізовані варіанти технологічних процесів або виготовляти так звані «спеціальні серії» продукції. Це ще більше підвищує складність організації виробництва, збільшує кількість параметрів, що впливають на якість, та ускладнює побудову універсальних регламентів контролю [25].

По-друге, суттєвою проблемою є невизначеність у виробничому плануванні. Вона посилюється через складність і мінливість зовнішнього ринкового середовища: попит на окремі види продукції може швидко змінюватися, з'являються нові вимоги до функціональності та якості, коливаються ціни на ресурси. Якщо підприємство не має змоги оперативно відстежувати ці зміни та своєчасно коригувати виробничі плани, це призводить до їх «заморожування» або неефективного виконання. У таких умовах гарантувати стабільну якість готової продукції стає надзвичайно складно, оскільки частина виробничих партій може виготовлятися вже в умовах неактуальних вимог або невірних обраних режимів роботи обладнання.

По-третє, на багатьох підприємствах, що переходять до інтелектуального виробництва, ще зберігається орієнтація на використання переважно універсального (загального) обладнання. Це створює певну подібність між різними видами виготовленої продукції, обмежуючи можливості задоволення

індивідуалізованих запитів клієнтів. Крім того, універсальне обладнання не завжди здатне забезпечити ті рівні точності, стабільності та відтворюваності параметрів, які вимагаються для специфічних високоточних чи високотехнологічних процесів. У підсумку виникає суперечність між запитом на персоналізацію продукції та обмеженнями наявної технологічної бази [25].

Окремою проблемою є забезпечення належного контролю якості на виході. Після завершення інтелектуального виробничого циклу обов'язковою є процедура перевірки (інспекції) якості виготовлених виробів. Проте контроль, що здійснюється «постфактум», часто не дає змоги своєчасно виявити й скоригувати відхилення в ході виробництва. Навіть якщо недоліки фіксуються під час вихідної перевірки, усунути причини їх появи заднім числом уже значно складніше та дорожче: частина продукції може бути остаточно забракована, а деякі дефекти – залишитися непоміченими через обмежені ресурси контролю, людський фактор або нерепрезентативний відбір зразків. Існує реальний ризик як пропуску дефектних виробів, так і надмірного браку якісної продукції.

За таких умов виникає об'єктивна потреба переходу від переважно «реактивного» контролю якості до «проактивного» підходу, заснованого на прогнозуванні та попереджувальній оцінці. Якість продукції в інтелектуальному виробництві доцільно не лише перевіряти за підсумками виконання технологічного циклу, а й прогнозувати на різних його етапах. Результати такого прогнозування та оцінювання повинні використовуватися як основа для прийняття керуючих рішень: коригування режимів роботи обладнання, переналаштування технологічних параметрів, зміни в плануванні партій, перерозподілу ресурсів тощо [26].

Отже, попит на модель прогнозування якості та інтегровану систему її оцінювання в інтелектуальному виробництві зумовлений:

- складністю та варіативністю технологічних процесів;
- високим рівнем невизначеності у виробничому плануванні;
- обмеженнями універсального обладнання щодо підтримки персоналізованих вимог до продукції;
- недостатньою ефективністю виключно «кінцевого» контролю якості.

Саме тому доцільно перейти до формалізації вимог до такої системи, опису структури моделі прогнозування якості та визначення показників, за якими здійснюватиметься її функціональна та експериментальна оцінка.

### 2.1.1 Модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві

За умов безперервного ускладнення виробничих технологій традиційні підходи до забезпечення якості, що ґрунтуються переважно на моніторингу процесу та його коригуванні «в ході виконання» або вже після завершення операцій, дедалі менше відповідають сучасним вимогам розвитку [27]. Розвиток інформаційних технологій спричинив зміну парадигми контролю якості: від суто «внутрішньопроектного» та «післяподієвого» контролю – до прогнозного (проактивного) підходу, коли можливі відхилення якості намагаються виявити ще до їх фактичної реалізації у вигляді дефектної продукції.

Прогнозування якості передбачає побудову відповідної предиктивної моделі, яка, спираючись на історичні дані та поточну оперативну інформацію, дає змогу оцінити тенденції зміни показників якості та виявити фактори, що їх зумовлюють. На основі такої моделі реалізується режим онлайн-моніторингу та раннього попередження про можливе погіршення якості, з подальшим виявленням критичних параметрів технологічного процесу. Це, у свою чергу, дозволяє не лише підвищити ефективність виробництва та зменшити втрати від браку, а й знизити непродуктивне використання матеріальних, енергетичних та часових ресурсів.

Модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві може розглядатися як модель підтримки функціонування системи, що працює на основі інтернет-технологій та операційних систем реального часу. Таке рішення створює широкі можливості для проведення експериментів у межах інженерних проєктів інтелектуального виробництва, зокрема для тестування різних стратегій керування, сценаріїв навантаження та конфігурацій обладнання [28]. Водночас, з огляду на комплексний характер такої системи, що охоплює кілька технічних доменів (обчислювальні платформи, мережеву інфраструктуру, системи зберігання даних, аналітичні модулі, виробниче обладнання тощо), до

експериментальної моделі висуваються підвищені вимоги не лише щодо функціональної повноти, а й щодо продуктивності, масштабованості та надійності.

Особливо жорсткими є вимоги до:

- обчислювальної спроможності платформи, оскільки обробляються великі обсяги виробничих даних у режимі, наближеному до реального часу;
- каналів передавання даних, які повинні забезпечувати малу затримку та достатню пропускну здатність;
- продуктивності аналітичних модулів, що реалізують алгоритми машинного навчання та обчислювально складні методи оброблення сигналів і даних.

Процес побудови моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві схематично подано на рисунку 2.1. На концептуальному рівні він охоплює етапи збирання та попередньої обробки даних, формування простору ознак, вибору та налаштування алгоритмів прогнозування, інтеграції моделі в загальну архітектуру системи інтелектуального виробництва та організації зворотного зв'язку з виробничим процесом.

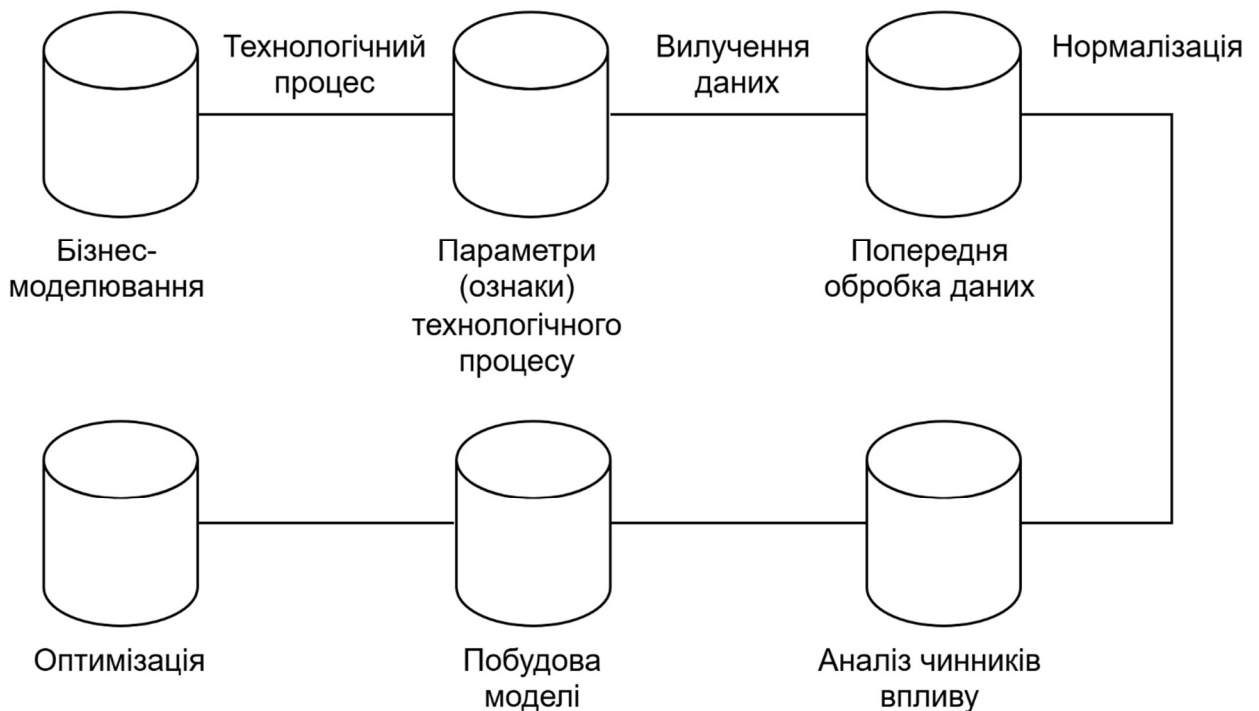


Рисунок 2.1 – Схема процесу побудови інтелектуальної моделі прогнозування якості виробництва

## 2.1.2 Система оцінювання інтелектуального виробництва

Побудова системи оцінювання є необхідною передумовою для кількісного аналізу рівня зрілості та ефективності інтелектуального виробництва. За допомогою такої системи формуються стандартизовані критерії (шкали) оцінки, а відповідні індикатори переводяться у числову форму згідно з визначеними правилами. Отримані значення показників стають основою для подальшого порівняльного аналізу, ранжування підприємств або виробничих підрозділів, а також для моніторингу динаміки розвитку інтелектуального виробництва в часі [29].

Під час проектування системи оцінювання доцільно дотримуватися таких принципів:

### 1. Принцип комплексності (загальності).

Система оцінювання має відображати рівень розвитку об'єкта оцінки в усіх основних аспектах, що є суттєвими для інтелектуального виробництва. Отже, набір показників повинен бути достатньо повним, щоб репрезентувати загальний рівень цифровізації, автоматизації, інтеграції даних, гнучкості виробництва, якості продукції, ефективності використання ресурсів тощо. Інакше кажучи, система має характеризувати не один вузький аспект (наприклад, лише технічне оснащення), а цілісний профіль інтелектуальної виробничої системи.

### 2. Принцип здійсненності (функціональної придатності).

Для практичного застосування системи оцінювання важливо, щоб обрані індикатори були відносно простими для збору й обробки. Це означає, що джерела даних мають бути доступними, а процедури розрахунку показників – чітко регламентованими. Наявність надто складних або практично недоступних показників унеможливорює застосування системи в реальних умовах і знижує її корисність для прийняття управлінських рішень. Тому на етапі проектування доцільно обирати такі індикатори, які відображають змістові характеристики інтелектуального виробництва, але водночас не створюють надмірного обтяження для підприємства.

### 3. Принцип розвитку.

Оскільки підприємства перебувають на різних етапах упровадження

інтелектуального виробництва й постійно еволюціонують у цьому напрямі, система оцінювання має бути чутливою до змін рівня розвитку. Це означає, що:

- по-перше, індикатори повинні дозволяти фіксувати перехід між стадіями (від базової автоматизації до повноцінних інтелектуальних систем);
- по-друге, структура оцінювання має враховувати перспективні вимоги, щоб система не втрачала актуальності через кілька років.

Отже, система повинна бути придатною для оцінки як поточного стану, так і відстеження тренду розвитку інтелектуального виробництва на підприємстві.

#### 4. Принцип операційності (практичної застосовності).

З одного боку, система оцінювання має бути достатньо детальною, щоб відображати важливі аспекти інтелектуального виробництва, а з іншого – залишатися простою у використанні. Це передбачає:

- мінімізацію кількості показників без втрати інформативності;
- відповідність індикаторів реальним особливостям інтелектуального виробництва на підприємстві;
- можливість відносно швидкого збору даних для розрахунку кожного показника.

У підсумку система оцінювання має бути не лише методологічно обґрунтованою, а й придатною для регулярного застосування в рамках внутрішнього аудиту, бенчмаркінгу, планування заходів з удосконалення та розроблення програм цифрової трансформації підприємства. Саме в такому вигляді вона може органічно поєднуватися з моделлю прогнозування якості, утворюючи єдину інтелектуальну платформу підтримки прийняття рішень у виробництві.

## 2.2 Модель прогнозування якості та системи її оцінювання

### 2.2.1 Машинне навчання, нейронні мережі та штучний інтелект

Технології штучного інтелекту (ШІ) належать до галузі комп'ютерних наук і покликані наблизити машинні системи до здатності виконувати інтелектуальні функції, характерні для людини. Ідеться не лише про

автоматизацію рутинних операцій, а про побудову систем, які можуть аналізувати дані, узагальнювати закономірності, робити висновки та, за можливості, адаптувати свою поведінку до змін умов. Поняття ШІ є досить широким: воно охоплює машинне навчання, комп'ютерний зір, обробку природної мови та низку інших напрямів, які сьогодні знаходять застосування в різних секторах економіки – від промисловості до медицини та фінансів [30].

Практична реалізація ШІ значною мірою спирається саме на машинне навчання, у межах якого ключовим є аналіз даних за допомогою алгоритмів, що навчаються за прикладами. На основі історичних і поточних даних такі алгоритми формують модель, здатну приймати рішення та робити прогнози щодо реальних подій, не будуючи явних аналітичних залежностей для всіх можливих ситуацій [31]. Саме тому побудова моделі прогнозування якості та системи її оцінювання в інтелектуальному виробництві є природною задачею для методів машинного навчання.

Серед методів машинного навчання важливе місце посідають нейронні мережі. Нейромережеві алгоритми завдяки змінюваним вагам і порогам (зміщенням) здатні апроксимувати практично довільні нелінійні залежності, що робить їх придатними для моделювання складних технологічних процесів. Коли обсяг інформації, яку необхідно опрацювати, зростає, нейронна мережа може розширювати свою «ємність пам'яті» за рахунок збільшення кількості шарів або нейронів, тим самим краще пристосовуючись до різноманіття тренувальних вибірок. Нейромережі добре працюють із системами зі складною, змінною структурою, даючи змогу на основі наявних навчальних прикладів побудувати відображення між вхідним простором параметрів та вихідними якісними показниками.

З огляду на це, в даній роботі в якості базового інструмента машинного навчання для побудови моделі прогнозування якості та системи бального оцінювання в умовах інтелектуального виробництва обрано нейронну мережу [32]. Це дає змогу врахувати багатовимірність виробничих даних, їхню нелінійність та можливі приховані взаємозв'язки між технологічними параметрами й показниками якості.

## 2.2.2 Аналіз методу побудови моделі прогнозування якості та системи оцінювання

### 2.2.2.1 Алгоритм екстремальної навчальної машини (ELM)

На практиці під час побудови моделі необхідно визначити вагомість (вагу) окремих показників, які характеризують процес інтелектуального виробництва на підприємстві, та на основі цих ваг виконати навчання на відповідних вибірках даних. Для розв'язання цієї задачі в роботі використано алгоритм екстремальної навчальної машини (Extreme Learning Machine, ELM), що реалізується у формі однорівневої (з одним прихованим шаром) нейронної мережі.

Алгоритм ELM характеризується:

- високою здатністю до узагальнення, що забезпечує добру якість прогнозу на нових даних;
- універсальністю та об'єктивністю, оскільки основні параметри моделі визначаються автоматично на основі навчальної вибірки;
- порівняно простою реалізацією, що робить його привабливим для задач прогнозування й оцінювання в різних предметних галузях [33].

На відміну від класичних багатошарових перцептронів, де ваги всіх шарів послідовно налаштовуються градієнтними методами, в ELM ваги та зміщення прихованого шару ініціалізуються випадково, а навчання зводиться до аналітичного розрахунку ваг вихідного шару як розв'язку задачі найменших квадратів.

Нехай задано  $N$  навчальних зразків  $(x_j, t_j)$ , де

- $x_j \in R^n$  – вектор вхідних параметрів (технологічні показники, характеристики матеріалів тощо),
- $t_j \in R^m$  – відповідний вектор цільових (вихідних) показників якості.

Розглядається однорівнева нейронна мережа з  $L$  нейронами прихованого шару. Тоді вихід мережі для  $j$ -го зразка можна записати у вигляді:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i G(w_i \cdot x_j + b_i) = o_j, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (2.1)$$

де  $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^T$  – вектор ваг  $i$ -го нейрона прихованого шару;

$\beta_i$  – ваги вихідного шару, пов'язані з  $i$ -м нейроном;

$b_i$  – зміщення (поріг активації)  $i$ -го нейрона;

$o_j$  – вектор вихідних значень моделі для  $j$ -го зразка;

$G(\cdot)$  – функція активації прихованого шару.

Ідеальною метою є досягнення рівності між виходом моделі та цільовими значеннями:

$$\sum_{i=1}^L \beta_i G(w_i \cdot x_j + b_i) = t_j, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (2.2)$$

Якщо зазначена рівність виконується, то, позначивши через  $H$  матрицю виходів прихованого шару (розмірності  $N \times L$ ), через  $\beta$  – матрицю ваг вихідного шару, а через  $T$  – матрицю цільових виходів, одержуємо матричне рівняння

$$H\beta = T. \quad (2.3)$$

Тоді задача навчання зводиться до знаходження такого вектора (або матриці) ваг  $\beta$ , для якого норма різниці між  $H\beta$  та  $T$  мінімізується:

$$\| H\beta - T \| \rightarrow \min. \quad (2.4)$$

Функцію втрат (критерій похибки) можна подати у вигляді

$$E = \sum_{j=1}^N \| o_j - t_j \|^2 = \sum_{j=1}^N [\sum_{i=1}^L \beta_i G(w_i \cdot x_j + b_i) - t_j]^2 =. \quad (2.5)$$

Аналітичний розв'язок для ваг вихідного шару в алгоритмі ELM зазвичай подається через обернену або псевдообернену матрицю до  $H$ :

$$\beta = H^{-1}T, \quad (2.6)$$

де  $H^{-1}$  – (псевдо)обернена матриця до матриці виходів прихованого шару. Таким чином, процес навчання однорівневої нейронної мережі перетворюється на задачу розв’язання системи лінійних рівнянь у сенсі найменших квадратів.

У структурі ELM вихідні значення прихованого шару однозначно задаються вхідними вагами та зміщеннями, а навчання фактично зводиться до одноетапного оцінювання ваг вихідного шару. Схематичну структуру нейронної мережі ELM наведено на рисунку 2.2.

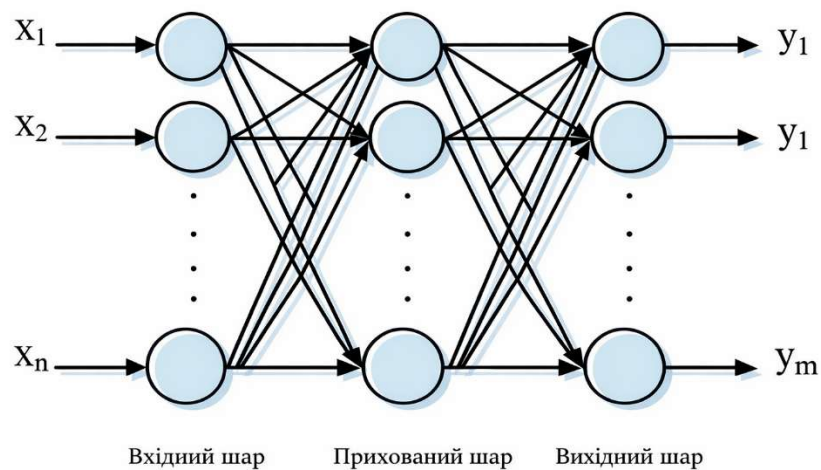


Рисунок 2.2 – Структура нейронної мережі ELM

#### 2.2.2.2 Оптимізація алгоритму ELM

Хоча базовий алгоритм ELM уже забезпечує швидке навчання, додаткового підвищення точності та стійкості прогнозних результатів можна досягти шляхом оптимізації його параметрів за допомогою алгоритмів інтелектуальної оптимізації. В даній роботі для цього використано алгоритм рою частинок (Particle Swarm Optimization, PSO) [34].

Основна ідея PSO полягає в моделюванні колективної поведінки групи «частинок» (агентів), які рухаються в  $D$ -вимірному просторі пошуку, намагаючись знайти оптимальне розв’язання задачі. Нехай популяція містить  $m$  частинок; для кожної частинки  $i$  на  $k$ -ій ітерації задано вектор швидкості  $v_{id}^k$  та позиції  $x_{id}^k$  у  $d$ -му вимірі. Оцінювання «якості» (придатності) положення частинок здійснюється за допомогою функції пристосованості, що обчислюється

на основі значення цільової функції.

Після обчислення значень функції пристосованості для всіх частинок визначається:

- особисто найкраще положення частинки  $Pbest_i$  (найкраще значення, якого вона досягала раніше);
- глобально найкраще положення  $Gbest$  серед усієї популяції.

Оновлення швидкості та позиції частинок виконується за класичними PSO-формулами:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 rand_1^k (Pbest_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 rand_2^k (Gbest_{id}^k - x_{id}^k), \quad (2.7)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}, \quad (2.8)$$

де  $\omega$  – коефіцієнт інерції, що відповідає за «пам'ять» швидкості;

$c_1$  і  $c_2$  – коефіцієнти навчання, які регулюють міру тяжіння до особисто й глобально найкращих позицій;

$rand_1^k, rand_2^k$  – випадкові числа з інтервалу  $[0; 1]$ .

У задачі оптимізації параметрів ELM якість розв'язання оцінюється через середньоквадратичну похибку між очікуваними (еталонними) значеннями цільових показників  $y_i$  та прогнозними значеннями  $\hat{y}_i$ , отриманими мережею. Тоді функція пристосованості може бути задана як

$$Fit = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (2.9)$$

де менше значення  $Fit$  відповідає кращому розв'язанню.

Таким чином, PSO використовується для підбору таких параметрів (зокрема ваг і зміщень прихованого шару ELM), які мінімізують середньоквадратичну похибку моделі. Узагальнений процес оптимізації алгоритму ELM за допомогою PSO наведено на рисунку 2.3, де послідовно представлено ініціалізацію популяції, обчислення функції пристосованості,

оновлення позицій частинок і критерії зупинки.

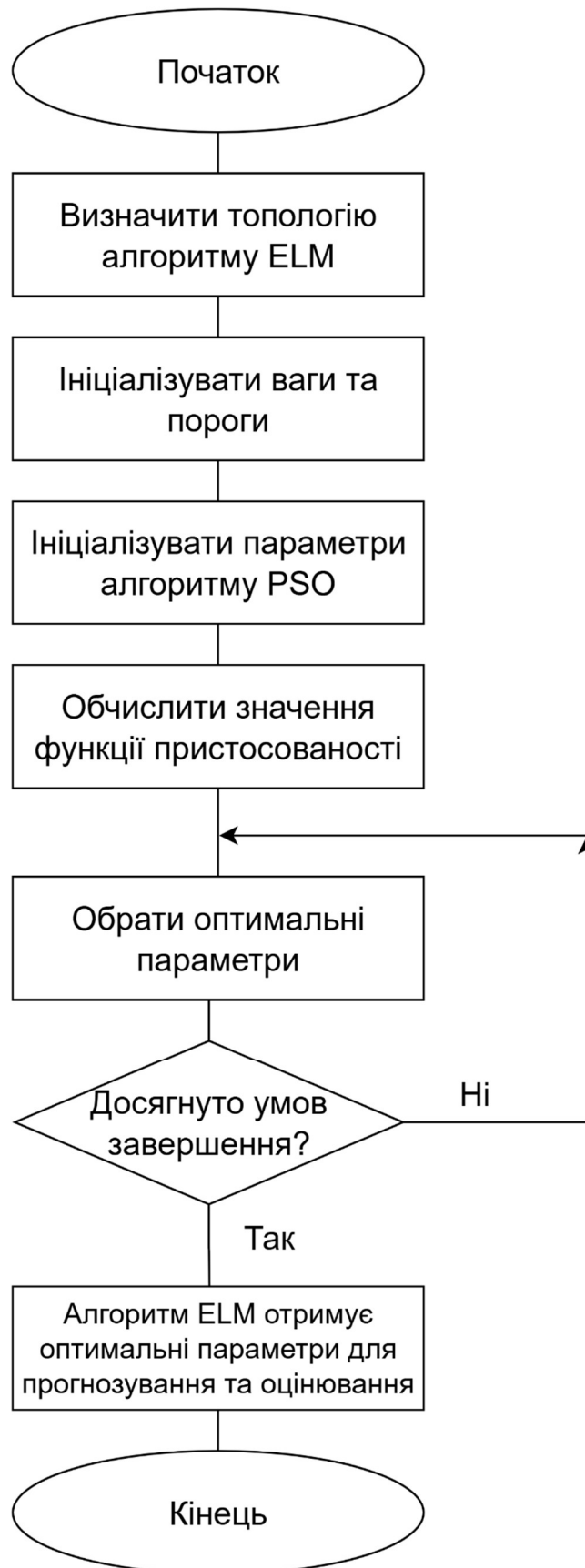


Рисунок 2.3 – Схема процесу оптимізації PSO алгоритму ELM

У результаті формується оптимізована модель прогнозування якості, яка далі інтегрується в загальну систему оцінювання інтелектуального виробництва.

### 2.2.3 Побудова моделі прогнозування якості та системи її оцінювання

На основі використання системи машинного навчання з підтримкою великих даних було сформовано нову модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та інтегровану систему її оцінювання.

Узагальнену структуру такої системи подано на рисунку 2.4.

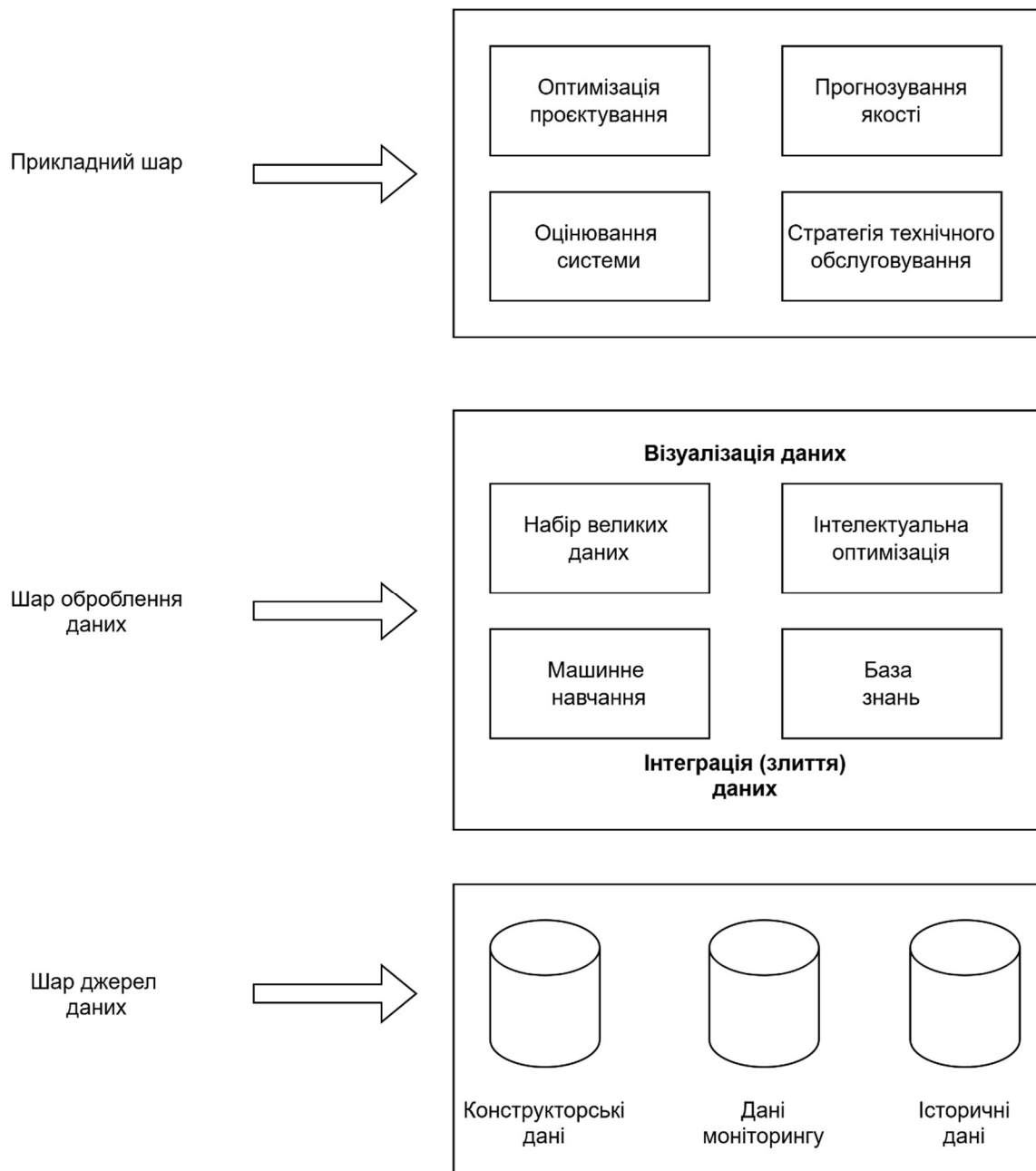


Рисунок 2.4 – Модель прогнозування якості та система її оцінювання в інтелектуальному виробництві

Запропонована модель має тривірневу архітектуру, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний (аплікаційний) шар.

1. Шар джерел даних охоплює всі основні типи інформації, що генеруються в процесі виготовлення продукції. До нього належать:

- конструкторська та технологічна документація, пов'язана з проектуванням виробу;
- дані моніторингу безпосередньо під час виконання виробничих операцій (параметри обладнання, режими обробки, показники середовища тощо);
- історичні дані про попередні цикли виготовлення та результати контролю якості готової продукції [35].

Сукупність цих джерел формує базу для подальшого аналізу, виявлення закономірностей та побудови предиктивних моделей.

2. Шар оброблення даних виконує функції інтеграції, фільтрації, трансформації та аналітичної обробки зібраної інформації. На цьому рівні застосовуються:

- інструменти оброблення великих даних (big data) для роботи з масивними й неоднорідними наборами даних;
- алгоритми машинного навчання (зокрема оптимізований ELM) для побудови моделі прогнозування якості;
- методи інтелектуальної оптимізації (таких як PSO) для налаштування параметрів моделей і підвищення точності прогнозів.

У результаті шар оброблення даних перетворює «сирі» виробничі дані на узгоджені, структуровані та придатні до використання показники, а також генерує прогнозні оцінки якості.

3. Прикладний шар відповідає за безпосереднє використання результатів прогнозування та оцінювання якості в управлінських і технологічних рішеннях. На цьому рівні:

- здійснюється візуалізація результатів аналізу та прогнозів якості у формі графіків, табличних звітів, інтерактивних панелей моніторингу;
- реалізуються сервіси оцінювання рівня якості продукції та

загального стану інтелектуального виробництва;

– підтримується прийняття рішень щодо оптимізації та супровідного обслуговування виробничого процесу (коригування режимів, пріоритизація партій, планування профілактики тощо).

Таким чином, взаємодія трьох шарів забезпечує повний цикл: від збору й накопичення виробничих даних до їх глибинного аналізу, прогнозування якості та інтеграції отриманих результатів у практику оперативного управління інтелектуальним виробництвом.

## Висновки до розділу 2

1. Обґрунтовано об'єктивну потребу в переході від реактивного контролю якості до проактивного підходу, заснованого на прогнозуванні показників якості на різних етапах виробничого циклу. Показано, що ця потреба зумовлена складністю та варіативністю технологічних процесів, невизначеністю у виробничому плануванні, обмеженнями універсального обладнання та низькою ефективністю виключно «кінцевого» контролю якості.

2. Розроблено та теоретично обґрунтовано модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок. Показано, що поєднання ELM і PSO дає змогу підвищити точність прогнозування, стійкість моделі до шуму та варіативності даних, а також забезпечити можливість її використання в режимі, наближеному до реального часу.

3. Сформовано трирівневу архітектуру інтегрованої системи прогнозування та оцінювання якості, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар. Доведено, що така архітектура забезпечує повний цикл роботи з виробничими даними – від їх збирання та аналітичної обробки до візуалізації результатів, бального оцінювання якості й підтримки прийняття управлінських рішень в інтелектуальному виробництві.

## 3 ТЕСТУВАННЯ МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ ТА СИСТЕМИ ЇЇ ОЦІНЮВАННЯ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОМУ ВИРОБНИЦТВІ

### 3.1 Проектування бази даних

Ефективність моделі прогнозування якості та системи її оцінювання в інтелектуальному виробництві значною мірою визначається якістю організації даних, з якими працює програмний комплекс. У даній роботі база даних розглядається не лише як місце зберігання інформації, а як цілісна інформаційна основа, що забезпечує узгодженість вхідних параметрів, відтворюваність експериментів, контроль доступу користувачів і накопичення результатів прогнозування для подальшого аналізу. Тому проектування структури даних виконано таким чином, щоб база даних одночасно підтримувала роботу всієї системи, зберігала виробничий контекст (підприємства, користувачі, продукція) і фіксувала параметри та конфігурації алгоритмічної моделі, що застосовується для прогнозування та оцінювання якості.

При побудові структури бази даних враховано потребу у чіткому розмежуванні ролей і прав доступу, оскільки система може використовуватися різними категоріями персоналу виробничого підприємства. Для цього передбачено сутність користувача, яка зберігає унікальний ідентифікатор, обліковий запис для входу, дані для автентифікації та роль у системі. З метою підвищення безпеки у даній роботі дані доступу до системи доцільно зберігати не у вигляді відкритого пароля, а як хеш пароля, сформований криптографічним алгоритмом. Це зменшує ризики компрометації даних та відповідає загальноприйнятим вимогам інформаційної безпеки. Окрім цього, у записі користувача можуть зберігатися службові примітки або коротка характеристика, що полегшує адміністрування доступів і дозволяє оперативно ідентифікувати призначення облікового запису під час експлуатації системи.

Важливим компонентом є прив'язка користувачів до конкретного підприємства, яке використовує систему. Такий підхід дає змогу організувати багатокористувацьку роботу з урахуванням належності даних до певного виробничого середовища, а також забезпечити коректну сегментацію інформації,

якщо система впроваджується у кількох організаціях. Для підприємства може зберігатися ідентифікатор, короткий опис, контактні або службові відомості, а також інші атрибути, що визначають контекст використання системи. У результаті формується логічний зв'язок: кожний користувач має належати до підприємства, а всі операції прогнозування та оцінювання якості в системі виконуються в межах відповідного виробничого контексту.

Окремий блок даних у базі даних відведено для опису виготовлюваної продукції. У даній роботі продукція є об'єктом, для якого здійснюється прогнозування якості та формування оцінок за визначеними індексами. Для кожного продукту необхідно зафіксувати унікальний ідентифікатор, а також основні атрибути, що надалі використовуються як характеристики для аналізу й порівняння результатів. До таких атрибутів можуть належати тип або номенклатурна група продукту, сфера застосування, метод виготовлення, а також технології, що використовуються у виробничому процесі. Вказані поля дозволяють системі не лише вести облік продукції, але й формувати підвибірки для експериментів, порівнювати результати прогнозування для різних технологічних підходів та відстежувати, як зміна виробничих методів впливає на прогнозовані показники якості.

Інформація про користувача виробничого підприємства зберігається у вигляді запису з полем ідентифікатора, полем облікового запису (логіну), полем хешу пароля для безпечної автентифікації, полем ролі або прав доступу, а також додатковим полем службових приміток. За потреби у цьому ж записі або через окрему сутність фіксується зв'язок із підприємством, щоб персоналізувати доступ до даних прогнозування та обмежити перегляд результатів тими обліковими записами, які мають на це повноваження.

Інформація про виробничу продукцію може бути описана як набір полів, що характеризують продукт: ідентифікатор виробу, його тип або сферу застосування, метод виготовлення та технології, що залучаються у виробництві. Саме ці атрибути виступають основою для систематизації продукції в базі даних, а також для подальшого аналізу результатів прогнозування якості, коли виникає потреба порівняти показники для різних груп виробів або різних технологічних

умов.

Другий ключовий напрям проєктування бази даних у даній роботі пов'язаний із фіксацією параметрів і конфігурацій алгоритмічної моделі прогнозування якості. Оскільки точність прогнозування суттєво залежить від налаштування моделі, необхідно забезпечити можливість зберігати базові параметри навчання, структуру моделі, спосіб розподілу даних на навчальну та тестову частини, а також результати оптимізації. У системі, що розглядається, використано модель нейронної мережі типу «екстремальна навчальна машина» (Extreme Learning Machine), параметри якої додатково налаштовуються за допомогою метаевристичного алгоритму «оптимізація рою частинок» (Particle Swarm Optimization). У такій постановці база даних повинна зберігати як загальні налаштування моделі, так і параметри оптимізації, що визначають простір пошуку кращих значень ваг і зміщень.

У частині базових налаштувань фіксується, яким чином сформовано навчальну та тестову вибірки. У даній роботі прийнято розподіл, за якого навчальна частина містить 60 % верхніх записів набору даних, а тестова частина складається з 40 % останніх записів. Така схема відповідає ситуації, коли дані мають певний порядок надходження або відображають послідовність виробничих спостережень, а тестування виконується на «фінальних» даних, що наближує умови експерименту до реальної експлуатації. Далі зберігається структура моделі: кількість входів, що відповідає кількості відібраних основних матеріалів або ознак, параметри прихованого шару, тип функції активації, а також кількість виходів, що визначається кількістю індексів якості або форматом цільового показника. Окремо можуть зберігатися критерії зупинки навчання та службові параметри, необхідні для відтворення експерименту при повторному запуску системи.

У частині параметрів оптимізації за допомогою оптимізації рою частинок доцільно зберігати розмірності матриць ваг і кількість зміщень для кожного шару, а також межі допустимих значень параметрів, які використовуються в алгоритмі оптимізації. Це забезпечує формалізоване та відтворюване налаштування моделі під конкретні виробничі умови. У загальному вигляді

розмірності ваг визначаються кількістю входів, кількістю нейронів прихованого шару та кількістю вихідних показників. Наприклад, матриця ваг між входами та прихованим шаром має розмірність, що дорівнює добутку кількості вхідних ознак на кількість нейронів прихованого шару, тоді як матриця між прихованим шаром і виходом визначається кількістю нейронів прихованого шару та числом прогнозованих індексів якості. Кількість порогів або зміщень у кожному шарі відповідає кількості нейронів цього шару. Фіксація цих розмірностей у базі даних важлива, оскільки дозволяє відслідковувати, яка саме конфігурація моделі застосовувалась під час тестування, і коректно порівнювати результати між різними експериментами.

Таким чином, проектування бази даних у даній роботі спрямоване на створення структурованого середовища, у якому системні дані підприємства та продукції узгоджені з параметрами алгоритмічної моделі, а результати прогнозування можуть накопичуватися для подальшого аналізу й удосконалення системи. Такий підхід формує надійну інформаційну основу для функціонування моделі прогнозування якості та системи її оцінювання в умовах інтелектуального виробництва.

### 3.2 Тестування моделі прогнозування якості та системи оцінювання

Для оцінки працездатності моделі прогнозування якості та системи її оцінювання було проведено експериментальний аналіз на основі основних матеріалів, що входять до складу виготовлюваної продукції. На першому етапі виконано виділення (екстракцію) основних матеріалів, після чого змінювалася кількість відібраних матеріалів, а для кожного варіанта порівнювався обсяг інформації про якісні ознаки продукції, який вони охоплюють.

Виходячи зі значень коефіцієнтів внеску для різних наборів матеріалів, було визначено, яку саме кількість основних матеріалів доцільно використовувати як вхідні параметри для задачі прогнозування якості й оцінювання в системі. Отримані значення внеску для різної кількості матеріалів наведено на рисунку 3.1.

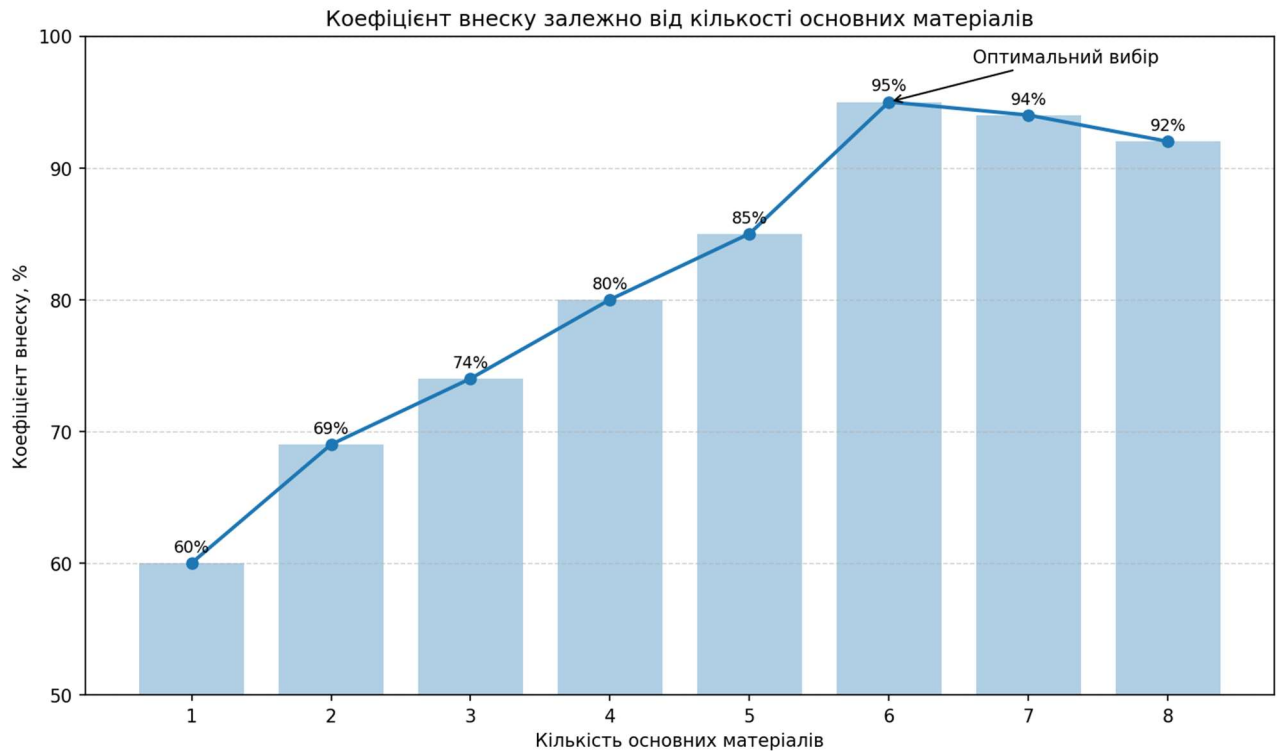


Рисунок 3.1 – Коефіцієнт внеску для різної кількості основних матеріалів

Як показано на рисунку 3.1, при використанні п'яти, шести та семи основних матеріалів у якості вхідних ознак вони охоплюють, відповідно, 85 %, 95 % та 94 % інформації про якісні характеристики виробу. Суттєво, що при збільшенні кількості відібраних матеріалів понад шість точність прогнозування системою інформації щодо якісних ознак починає знижуватися. Це свідчить про наявність певної оптимальної розмірності простору ознак, після якої додавання нових параметрів не покращує, а, навпаки, може погіршувати узагальнювальну здатність моделі (ефект «перенавчання» або надлишкової кореляції вхідних параметрів). З огляду на це, в даній роботі обрано шість основних матеріалів як оптимальний набір вхідних ознак для задачі прогнозування й оцінювання якості виготовлюваної продукції.

На наступному етапі було проведено верифікацію точності прогнозування шляхом порівняння фактичної якості різних продуктів із результатами, що їх генерує система.

На рисунку 3.2 та 3.3 подано порівняння фактичних значень та результатів прогнозу. На рисунку 3.2 зображено реальні (фактичні) значення показників

якості, а на рисунку 3.3 – відповідні прогностні значення, отримані системою.

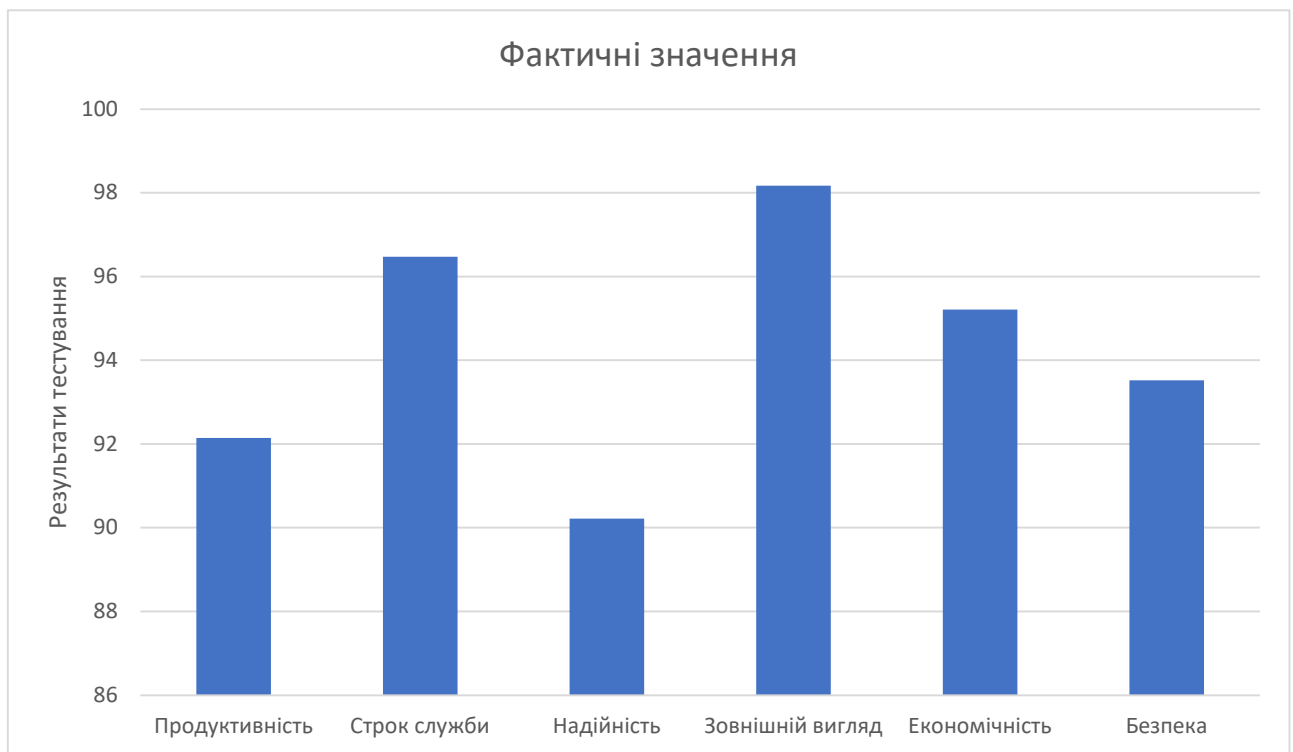


Рисунок 3.2 – Реальні (фактичні) значення показників якості

У межах дослідження якість продукції оцінювалася за шістьма індексами: продуктивність (performance), строк служби (life), надійність (reliability), зовнішній вигляд (appearance), економічність (economy) та безпека (safety).

Згідно з рисунком 3.2, фактичні значення індексів якості становлять 92,14 %, 96,47 %, 90,22 %, 98,17 %, 95,21 % та 93,52 %. Водночас, як показано на рисунку 3.3, прогностні значення, отримані системою для тих самих індексів, дорівнюють 91,77 %, 97,14 %, 90,56 %, 97,89 %, 94,74 % та 94,13 %.

Між фактичними й прогностними значеннями спостерігається певна похибка, однак її величина є відносно незначною й не перевищує допустимі межі, прийнятні для задач оперативного управління якістю. Це дає підстави стверджувати, що розроблена модель прогнозування якості та інтегрована система її оцінювання забезпечують високу точність прогнозу й можуть бути використані як інструмент підтримки прийняття рішень у системах інтелектуального виробництва.

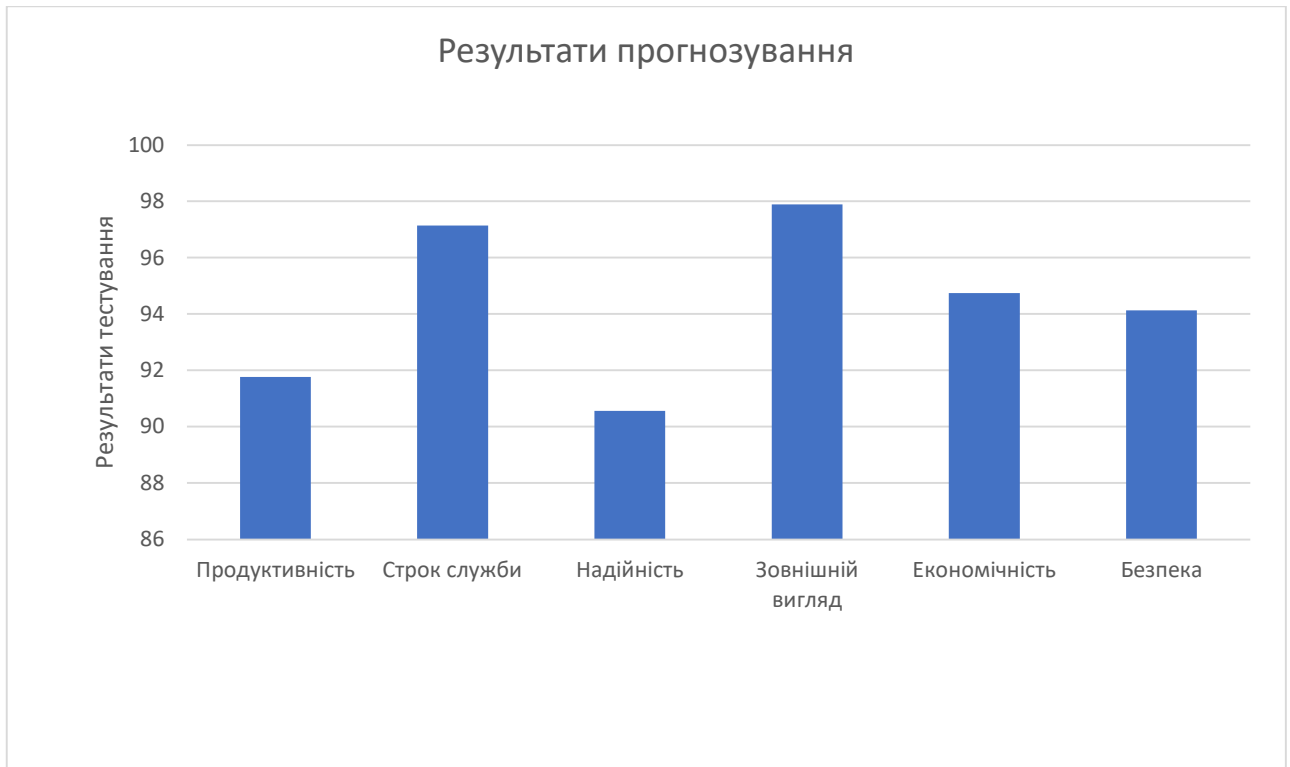


Рисунок 3.3 – Прогнозні значення показників якості

### 3.3 Загальна оцінка рівня інтелектуального виробництва підприємств

У межах дослідження було проведено опитування та аналіз діяльності низки підприємств, що впроваджують технології інтелектуального виробництва. Для кожного підприємства здійснювалося оцінювання індикаторів інтелектуального виробництва за стобальною шкалою. Узагальнені результати оцінювання індексів інтелектуального виробництва подано на рисунку 3.4.

Як видно з рисунку 3.4, серед розглянутих показників найвищий бал отримав індикатор «використання ресурсів» – 78,52. Дещо нижчі значення зафіксовано для індексу «інтеграція систем» (56,14), тоді як «новітні технології» продемонстрували найнижчий рівень – 25,69 бала.

Отримані результати свідчать, що на поточному етапі розвиток інтелектуального виробництва значною мірою спирається на підвищення ефективності використання наявних ресурсів (матеріальних, енергетичних, трудових). Водночас загальний рівень технологічної зрілості, пов'язаний із впровадженням та практичним використанням новітніх технологій (передових

систем автоматизації, ШІ-рішень, цифрових двійників тощо), залишається відносно низьким. Це вказує на те, що вітчизняні й зарубіжні підприємства, які перебувають на стадії переходу до інтелектуального виробництва, поки що переважно оптимізують наявні процеси, а не радикально трансформують їх на основі інноваційних технологічних рішень.

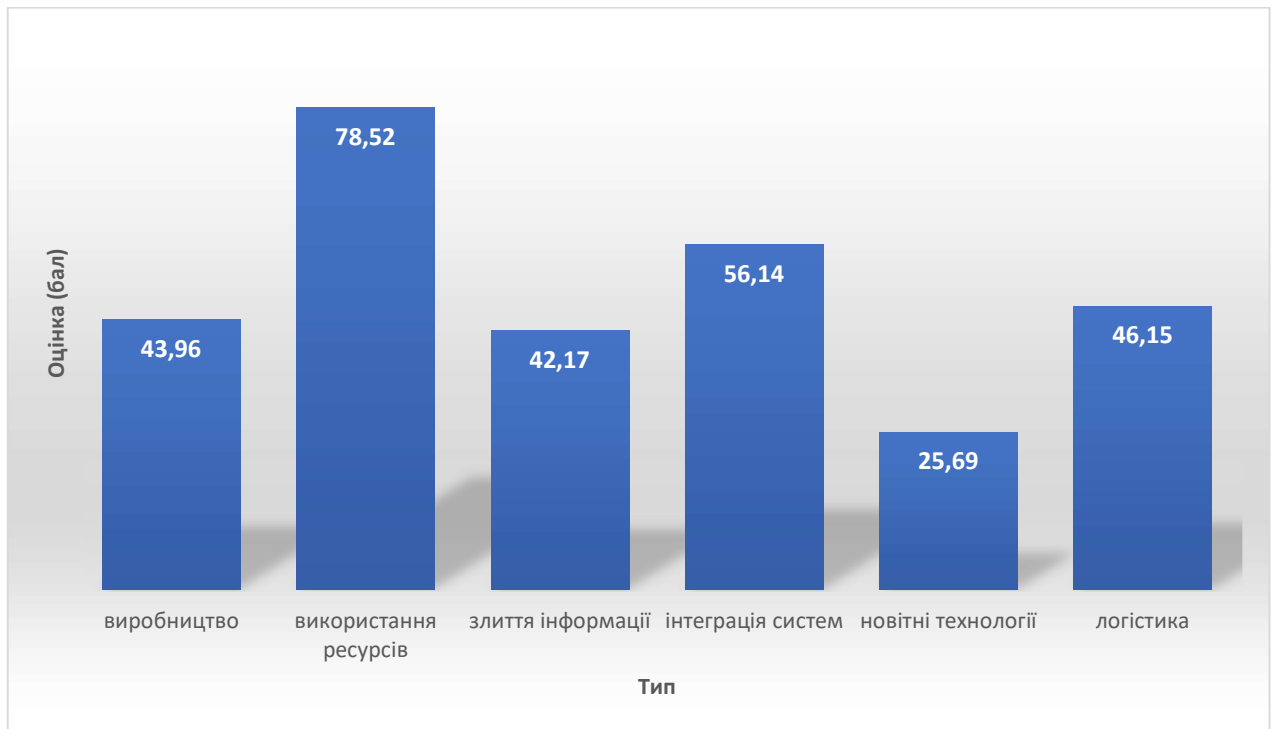


Рисунок 3.4 – Оцінювання індексів інтелектуального виробництва підприємств

Таким чином, для подальшого розвитку індустрії інтелектуального виробництва доцільно приділяти більше уваги формуванню нових виробничих моделей і бізнес-процесів, що базуються на глибокій інтеграції новітніх цифрових технологій, а також розширювати використання інструментів машинного навчання, аналітики великих даних та інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень.

### 3.4 Аналіз отриманих результатів та шляхи вдосконалення

На сьогодні застосування технологій інтелектуального виробництва в промисловості загалом перебуває на початковій стадії. З одного боку, науково-технічний прогрес забезпечує істотні переваги у вигляді підвищення гнучкості, продуктивності й точності виробничих процесів. З іншого боку, зростання складності технологічних систем, різноманіття продукції та обсягів даних ускладнює розроблення ефективних моделей прогнозування якості та інтегрованих систем її оцінювання.

У даній роботі, спираючись на моделювання в середовищі машинного навчання з використанням великих даних, було запропоновано та реалізовано нову модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та відповідну систему оцінювання. Побудована система дає змогу забезпечити більш упорядкований і керований перебіг виробничих процесів за рахунок:

- попереднього прогнозування якості продукції;
- оцінювання результатів виробництва за сукупністю показників;
- використання отриманих результатів як джерела науково обґрунтованих даних для прийняття управлінських рішень.

Практичні результати тестування показали, що застосування моделі прогнозування якості в умовах інтелектуального виробництва сприяє підвищенню ефективності використання ресурсів та зменшенню непродуктивних втрат. Модель, побудована на основі методів машинного навчання з використанням великих даних, продемонструвала здатність з високою точністю прогнозувати та аналізувати ключові показники якості продукції: продуктивність, строк служби, надійність, якість зовнішнього вигляду, економічність та рівень безпеки.

Водночас, навіть за умов істотного покращення функціональних характеристик системи, результати дослідження вказують на наявність резервів для подальшої оптимізації. Насамперед це стосується підвищення стійкості моделі до змін виробничих режимів, розширення номенклатури врахованих факторів, інтеграції з іншими інформаційними підсистемами підприємства та

адаптації до різних типів виробництва.

У подальших дослідженнях планується:

- удосконалювати алгоритмічні компоненти системи (в тому числі методи оптимізації, структуру нейронних мереж та стратегії вибору ознак) для врахування більш різноманітних і динамічних умов розвитку інтелектуального виробництва;
- підвищувати стабільність роботи системи за рахунок її випробування на розширених наборах реальних виробничих даних;
- поглиблювати аналіз практичної цінності системи, зокрема в контексті її інтеграції в існуючі системи управління виробництвом та цифрові платформи підприємств.

Таким чином, запропонована модель прогнозування якості та система її оцінювання на основі машинного навчання з використанням великих даних можуть розглядатися як перспективний інструмент підтримки прийняття рішень у системах інтелектуального виробництва, який має потенціал до подальшого розвитку й масштабування.

### Висновки до розділу 3

1. Спроектвана спеціалізована база даних, що охоплює як системні дані підприємств і продукції, так і параметри алгоритмічної моделі, забезпечує коректне зберігання, структурування та прив'язку виробничої інформації до результатів прогнозування якості. Це створює надійну інформаційну основу для роботи моделі ELM–PSO в реальних умовах інтелектуального виробництва.

2. Експериментальний аналіз показав, що оптимальним є використання шести основних матеріалів як вхідних ознак, оскільки саме такий набір охоплює до 95 % інформації про якісні характеристики виробу без погіршення узагальнювальної здатності моделі. Збільшення кількості ознак понад шість призводить до зниження точності прогнозування через ефект перенавчання та надлишкову кореляцію параметрів.

3. Порівняння прогнозних і фактичних значень індексів якості

(продуктивність, строк служби, надійність, зовнішній вигляд, економічність, безпека) засвідчило незначні відхилення, які не виходять за межі, прийнятні для задач оперативного управління. Це підтверджує високу точність і практичну придатність розробленої моделі прогнозування якості та інтегрованої системи її оцінювання.

4. Узагальнена оцінка індексів інтелектуального виробництва підприємств показала, що наразі вони переважно зосереджені на підвищенні ефективності використання ресурсів, тоді як рівень упровадження новітніх технологій залишається відносно низьким. Отримані результати вказують на потребу поглиблення цифрової трансформації, ширшого застосування машинного навчання й аналітики великих даних та подальшого вдосконалення запропонованої системи на розширених реальних вибірках.

## ВИСНОВКИ

У ході виконання кваліфікаційної роботи було розв'язано комплекс теоретичних та прикладних задач, пов'язаних із аналізом, проєктуванням і впровадженням моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та інтегрованої системи її оцінювання. Найважливіші наукові й практичні результати, одержані в процесі дослідження, узагальнюються в таких положеннях:

1. Встановлено, що предметною областю дослідження є інтегрована виробничо-інформаційна система інтелектуального підприємства, у межах якої якість продукції формується під впливом широкого спектра матеріальних, технологічних та експлуатаційних факторів. Складність, багатовимірність і динамічність таких систем роблять традиційні підходи до контролю якості недостатньо ефективними та обґрунтовують потребу в інтелектуальних моделях аналізу й прогнозування.

2. Показано, що інтелектуальне виробництво розвивається в контексті Індустрії 4.0 та базується на поєднанні кіберфізичних систем, цифрових двійників, Інтернету речей і методів аналізу великих даних. Разом з тим існує суттєвий дослідницький розрив у частині комплексної інтеграції цих технологій із системами машинного навчання саме для задач прогнозування та оцінювання якості продукції.

3. Обґрунтовано, що структурно інтелектуальні виробничі системи мають підтримувати безперервний збір, інтеграцію та опрацювання даних з подальшим використанням їх у моделях прогнозування якості. На цій основі сформульовано наукову задачу розроблення моделі прогнозування якості та інтегрованої системи її оцінювання, здатних забезпечити перехід від реактивного до проактивного управління якістю в інтелектуальному виробництві.

4. Обґрунтовано об'єктивну потребу в переході від реактивного контролю якості до проактивного підходу, заснованого на прогнозуванні показників якості на різних етапах виробничого циклу. Показано, що ця потреба зумовлена складністю та варіативністю технологічних процесів, невизначеністю у

виробничому плануванні, обмеженнями універсального обладнання та низькою ефективністю виключно «кінцевого» контролю якості.

5. Розроблено та теоретично обґрунтовано модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок. Показано, що поєднання ELM і PSO дає змогу підвищити точність прогнозування, стійкість моделі до шуму та варіативності даних, а також забезпечити можливість її використання в режимі, наближеному до реального часу.

6. Сформовано трирівневу архітектуру інтегрованої системи прогнозування та оцінювання якості, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар. Доведено, що така архітектура забезпечує повний цикл роботи з виробничими даними – від їх збирання та аналітичної обробки до візуалізації результатів, бального оцінювання якості й підтримки прийняття управлінських рішень в інтелектуальному виробництві.

7. Спроектвана спеціалізована база даних, що охоплює як системні дані підприємств і продукції, так і параметри алгоритмічної моделі, забезпечує коректне зберігання, структурування та прив'язку виробничої інформації до результатів прогнозування якості. Це створює надійну інформаційну основу для роботи моделі ELM–PSO в реальних умовах інтелектуального виробництва.

8. Експериментальний аналіз показав, що оптимальним є використання шести основних матеріалів як вхідних ознак, оскільки саме такий набір охоплює до 95 % інформації про якісні характеристики виробу без погіршення узагальнювальної здатності моделі. Збільшення кількості ознак понад шість призводить до зниження точності прогнозування через ефект перенавчання та надлишкову кореляцію параметрів.

9. Порівняння прогнозних і фактичних значень індексів якості (продуктивність, строк служби, надійність, зовнішній вигляд, економічність, безпека) засвідчило незначні відхилення, які не виходять за межі, прийнятні для задач оперативного управління. Це підтверджує високу точність і практичну придатність розробленої моделі прогнозування якості та інтегрованої системи її оцінювання.

10. Узагальнена оцінка індексів інтелектуального виробництва підприємств показала, що наразі вони переважно зосереджені на підвищенні ефективності використання ресурсів, тоді як рівень упровадження новітніх технологій залишається відносно низьким. Отримані результати вказують на потребу поглиблення цифрової трансформації, ширшого застосування машинного навчання й аналітики великих даних та подальшого вдосконалення запропонованої системи на розширених реальних вибірках.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Дубницький В. І., Захарченко В. І. Формування сучасного високотехнологічного промислового виробництва в межах реалізації концепції «Індустрія 4.0». *Economics: time realities*. 2024. № 6(76).
2. Глущенко Я. І., Черненко Н. О., Корогодова О. О., Моїсеєнко Т. Є. Технології Індустрії 4.0 для забезпечення енергоефективного розвитку комунального сектору // *Review of Transport Economics and Management*. 2022. Вип. 8(24).
3. Скіцько В. І. Індустрія 4.0 як промислове виробництво майбутнього [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://skitsko4.wordpress.com/2023/03/28/industriia-4-0-yak-promyslove-vyrobnytstvo/>.
4. Передумови повоєнної відбудови української промислової галузі: технології Індустрії 4.0 [Електронний ресурс] // UkraineInvest, 21.10.2022. – Режим доступу: <https://ukraineinvest.gov.ua/news/21-10-22/>.
5. Штучний інтелект у виробництві: вичерпний посібник [Електронний ресурс] // SAP Україна. – Режим доступу: <https://www.sap.com/ukraine/resources/ai-in-manufacturing>.
6. Штучний інтелект у виробництві: переваги та приклади застосування [Електронний ресурс] // Wezom, 24.11.2023. – Режим доступу: <https://wezom.com.ua/ua/blog/shtuchniy-intelekt-u-virobnitstvi-perevagi-ta-prikladi-zastosuvannya>.
7. Штучний інтелект у виробництві та промисловості [Електронний ресурс] // INVIAI, 27.08.2025. – Режим доступу: <https://inviai.com/uk/ai-in-manufacturing-and-industry>.
8. Мазуренко В. В. Методи машинного навчання для прогнозування у дата-майнінгу : магістерська кваліфікаційна робота. – Вінниця : Вінницький національний технічний університет, 2023. – 129 с.
9. Савченко В. О. Методи машинного навчання як засіб аналізу та прогнозування цін на житлові приміщення : дипломна робота бакалавра. – Київ

: КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2024. – 82 с.

10. Піскунова О. В., Лігоненко Л. О., Ключко Р. С. та ін. Застосування методів машинного навчання для прогнозування успіху стартапу. *Science Horizon*. 2021. Т. 24, № 11.
11. Li B.H. Applications of AI in intelligent manufacturing: a review. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*. 2017. Vol. 18(1). Pp. 86–96.
12. Zhou G. Knowledge-driven digital twin manufacturing cell towards intelligent manufacturing. *International Journal of Production Research*. 2020. Vol. 58(4). Pp. 1034–1051.
13. Zhou J. Human–cyber–physical systems (HCPSs) in the context of new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*. 2019. Vol. 5(4). Pp. 624–636.
14. Kusiak A. Smart manufacturing. *International Journal of Production Research*. 2018. Vol. 56(1–2). Pp. 508–517.
15. Yang H. The Internet of Things for smart manufacturing: a review. *IISE Transactions*. 2019. Vol. 51(11). Pp. 1190–1216.
16. Nagorny K. Big data analysis in smart manufacturing: a review. *International Journal of Communications, Network and System Sciences*. 2017. Vol. 10(3). Pp. 31–58.
17. Shang C., You F. Data analytics and machine learning for smart process manufacturing: recent advances and perspectives in the big data era. *Engineering*. 2019. Vol. 5(6). Pp. 1010–1016.
18. Xu C., Zhu G. Intelligent manufacturing Lie group machine learning: real-time and efficient inspection system based on fog computing. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2021. Vol. 32(1). Pp. 237–249.
19. Zhong R.Y. Intelligent manufacturing in the context of Industry 4.0: a review. *Engineering*. 2017. Vol. 3(5). Pp. 616–630.
20. He B., Bai K.J. Digital twin-based sustainable intelligent manufacturing: a review. *Advanced Manufacturing*. 2021. Vol. 9(1). Pp. 1–21.
21. Tao F., Qi Q. New IT driven service-oriented smart manufacturing: framework and characteristics. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*:

Systems. 2019. Vol. 49(1). Pp. 81–91.

22. Yi J., Lu C., Li G. A literature review on latest developments of harmony search and its applications to intelligent manufacturing. *Mathematical Biosciences and Engineering*. 2019. Vol. 16(4). Pp. 2086–2117.

23. Baicun W. Research on new-generation intelligent manufacturing based on human–cyber–physical systems. *Strategic Study of CAE*. 2018. Vol. 20(4). Pp. 29–34.

24. Chien C.F., Wang H.K., Fu W.H. Industry 3.5 framework of an advanced intelligent manufacturing system: case studies from semiconductor intelligent manufacturing. *Management Review*. 2018. Vol. 37(3). Pp. 105–121.

25. Liu Z., Pu J. Analysis and research on intelligent manufacturing medical product design and intelligent hospital system dynamics based on machine learning under big data. *Enterprise Information Systems*. 2022. Vol. 16(2). Pp. 193–207.

26. Marques M. Decentralized decision support for intelligent manufacturing in Industry 4.0. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*. 2017. Vol. 9(3). Pp. 299–313.

27. Jardim-Goncalves R., Romero D., Grilo A. Factories of the future: challenges and leading innovations in intelligent manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. 2017. Vol. 30(1). Pp. 4–14.

28. Wang J. A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2017. Vol. 28(5). Pp. 1125–1137.

29. Li S., Xiao H., Qiao J. Multi-chain and data-chains partitioning algorithm in intelligent manufacturing CPS. *Journal of Cloud Computing*. 2021. Vol. 10(1). Pp. 1–10.

30. Mintz Y., Brodie R. Introduction to AI in medicine. *Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies*. 2019. Vol. 28(2). Pp. 73–81.

31. Janiesch C., Zschech P., Heinrich K. Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*. 2021. Vol. 31(3). Pp. 685–695.

32. Yu C., Li Z., Yang D., Liu H. A fast robotic arm gravity compensation updating approach for industrial application using sparse selection and reconstruction.

Robotics and Autonomous Systems. 2022. Vol. 149. 103971.

33. Lv Z., Qiao L., Wang Q., Piccialli F. Advanced machine-learning methods for brain–computer interfacing. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*. 2021. Vol. 18(5). Pp. 1688–1698.

34. Li Y. 3D technology in the construction machinery processing industry. *Kinematics and Mechanical Engineering*. 2022. Vol. 3(4). Pp. 1–8.

35. Yili F., Pengpeng C., Tao H. HINT: harnessing the wisdom of crowds for handling multi-phase tasks. *Neural Computing and Applications*. 2022. Vol. 2022. Pp. 1–23.

36. Галин В., Каравець Р., Сичов Р. Інтелектуальні методи аналізу великих даних: виявлення аномалій, аналіз настроїв та прогнозування якості в інтелектуальному виробництві. *Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 2nd International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity*. November 26-28, 2025. С. 310–313.

37. Сичов Р. С. Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва. *Збірник тез доповідей II Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ осінь 2025)*, м. Тернопіль, ЗУНУ, 20 травня 2025 р. Тернопіль, 2025. С. 33–36.

38. Комар М.П., Саченко А.О., Васильків Н.М., Загородня Д.І. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за другим (магістерським) рівнем вищої освіти. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 32 с.

39. Островерхов В.М., Біловус Л.І., Возний К.З., Луцишин О.О., Монастирський Г.Л., Надвичиний С.А., Питель С.В., Шандрук С.К. Загальні методичні рекомендації з підготовки, оформлення, захисту та оцінювання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти першого (бакалаврського) і другого (магістерського) рівнів / Укладачі: Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 83 с.

Додаток А  
Копії публікацій





2<sup>nd</sup> International Scientific and Practical Conference  
**«Progressive Approaches in Science and  
Engineering»**

Collection of Scientific Papers

November 26-28, 2025  
Copenhagen, Denmark

UDC 001(08)

*Progressive Approaches in Science and Engineering: Collection of Scientific Papers with Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Scientific and Practical Conference. International Scientific Unity. November 26-28, 2025. Copenhagen, Denmark. 697 p.*

ISBN 979-8-89704-979-0 (series)  
DOI 10.70286/ISU-26.11.2025

The conference is included in the Academic Research Index ReserchBib International catalog of scientific conferences.

The collection of scientific papers presents the materials of the participants of the 2<sup>nd</sup> International Scientific and Practical Conference "Progressive Approaches in Science and Engineering" (November 26-28, 2025. Copenhagen, Denmark).

The materials of the collection are presented in the author's edition and printed in the original language. The authors of the published materials bear full responsibility for the authenticity of the given facts, proper names, geographical names, quotations, economic and statistical data, industry terminology, and other information.

The materials of the conference are publicly available under the terms of the CC BY-NC 4.0 International license.

ISBN 979-8-89704-979-0



© Participants of the conference, 2025  
© Collection of Scientific Papers "International Scientific Unity", 2025  
Official site: <https://isu-conference.com/>

<b>Mamrosh V.S.</b> IMPROVED METHODOLOGY FOR DEFECT IDENTIFICATION IN MULTIPLAYER GAMES CASE STUDY OFF THE GRID.....	301
<b>Липа А., Савка А.</b> МЕТОДИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ТА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ РИЗИКІВ ТА УПРАВЛІННЯ ПОРТФЕЛЕМ ПРОЄКТІВ.....	305
<b>Галин В., Аравець Р., Сичов Р.</b> ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ АНАЛІЗУ ВЕЛИКИХ ДАНИХ: ВИЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ, АНАЛІЗ НАСТРОЇВ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОМУ ВИРОБНИЦТВІ.....	310
<b>Sharovalova S., Chyzh Ye.</b> ARCHITECTURAL APPROACHES TO IMPLEMENTING A ROLE- BASED ACCESS CONTROL (RBAC) MODEL FOR MODERN WEB PLATFORMS.....	314
<b>Дзядик Б., Мороз Ю., Шайнюк В.</b> ПІДХІД ДО АНАЛІЗУ МЕРЕЖЕВОГО ТРАФІКУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАНСПОРТНИХ ПОТОКІВ НА ОСНОВІ ІНТЕРНЕТ РЕЧЕЙ, БЛОКЧЕЙНУ Й ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ.....	316
<b>Шелег Я.П.</b> ОБМЕЖЕННЯ SAST ІНСТРУМЕНТІВ ПРИ ДЕТЕКЦІЇ КОНТЕКСТНО-ЗАЛЕЖНИХ ВРАЗЛИВОСТЕЙ ТА LLM- АЛЬТЕРНАТИВА.....	321
<b>Maiko D.R., Pohorilets V.M., Maiko T.S.</b> COMPARATIVE ANALYSIS OF CONTAINERIZATION AND VIRTUALIZATION TECHNOLOGIES IN CLOUD INFORMATION SYSTEMS DEPLOYMENT.....	323
<b>Юрченко В.О.</b> ПЕРЕВІРКА КОРЕКТНОСТІ ВІДПОВІДЕЙ АГЕНТІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ.....	327
<b>Sharovalova S., Huryn I.</b> PERSONALIZED RECOMMENDATIONS BASED ON THE PROCESSING OF TEXT DATA AND USER BEHAVIOR PATTERNS..	329
<b>Кім В.</b> ІЄРАРХІЯ КЕШІВ І ПОНЯТТЯ FALSE SHARING.....	333

## **ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ АНАЛІЗУ ВЕЛИКИХ ДАНИХ: ВІЯВЛЕННЯ АНОМАЛІЙ, АНАЛІЗ НАСТРОЇВ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОМУ ВИРОБНИЦТВІ**

**Галин Василь**  
здобувач вищої освіти  
**Каравець Роман**  
здобувач вищої освіти  
**Сичов Руслан**  
здобувач вищої освіти

Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління  
Західноукраїнський національний університет, Україна

Стрімкий розвиток концепції «Індустрія 4.0», кіберфізичних систем, Інтернету речей та платформ соціальних медіа призводить до вибухового зростання обсягів, швидкості та різноманітності даних. Це, з одного боку, відкриває можливості для глибокої аналітики, а з іншого – створює суттєві виклики для виявлення аномальної поведінки, моніторингу суспільних настроїв і проактивного забезпечення якості продукції [1–4].

У середовищі великих даних традиційні методи виявлення аномалій часто не масштабуються, оскільки розраховані на помірні обсяги та вимагають повної або частково розміченої вибірки, що практично недосяжно для реальних потоків даних.

У сфері аналізу настроїв платформи на кшталт Twitter генерують величезні потоки коротких повідомлень, які потрібно обробляти в режимі, наближеному до реального часу. Класичні пакетні ETL-процеси виявляються малоприсадибними для подібних сценаріїв, що зумовлює перехід до потокового ETL і спеціалізованих систем потокової обробки даних.

Паралельно виникає потреба у побудові інтелектуальних систем прогнозування якості в інтелектуальному виробництві, які здатні працювати з багатовимірними часовими рядами, враховувати складні взаємозв'язки між технологічними параметрами й результатами контролю якості та підтримувати перехід від «постфактум» контролю до проактивного керування якістю.

Отже, актуальною є розробка узгодженого комплексу методів, що поєднує розподілене виявлення аномалій, потоковий аналіз тональності та прогнозування якості у спільній парадигмі інтелектуальної обробки великих даних.

У галузі виявлення аномалій виділяють контрольовані, частково контрольовані та неконтрольовані підходи, причому для великих даних найтипівішим є саме неконтрольований сценарій. Відомі методи поділяють на підходи на основі найближчих сусідів, кластеризації, статистичні моделі, а також ансамблеві методи, що комбінують кілька базових детекторів [5–8]. Однак більшість реалізацій орієнтовані на послідовну обробку та не враховують

специфіку розподілених обчислень у кластерному середовищі, що обмежує їх застосування для терабайтних наборів даних.

У сфері аналізу тональності накопичено значний досвід використання як класичних моделей машинного навчання, так і сучасних глибоких та трансформерних архітектур для класифікації тональності текстів [9–11]. Для Twitter-орієнтованого аналізу тональності широко використовуються етапи надходження даних, попередньої обробки, виділення ознак і класифікації. Разом з тим, доступні рішення здебільшого або працюють у пакетному режимі, або не розглядають повноцінну архітектуру потокового ETL з урахуванням вибору сховища, інтервалів запуску й місця виконання класифікації.

Щодо інтелектуального виробництва, у літературі детально описано загальні принципи «розумних фабрик», використання великих даних та методів машинного й глибокого навчання для прогнозування різних техніко-економічних показників [12–15]. Проте комплексні моделі, орієнтовані саме на прогнозування інтегральних показників якості продукції з урахуванням багатовимірних виробничих даних, структурованої архітектури джерел, оброблення й прикладних сервісів, залишаються менш опрацьованими.

Таким чином, у кожному з трьох напрямів існують суттєві науково-практичні прогалини, пов'язані з масштабованістю, потоковою обробкою, інтеграцією різнорідних джерел і проактивним управлінням.

Розподілені методи неконтрольованого виявлення аномалій у великих даних. Розроблено чотири розподілені модифікації алгоритмів виявлення аномалій: HBOS\_BD (гістограмний аналіз), LODA\_BD (легкий онлайн-детектор на основі випадкових проєкцій), LSCP\_BD (локально-селективне поєднання ансамблів детекторів) та XGBOD\_BD (частково контрольований підхід, заснований на XGBoost). Основною ідеєю є перенесення обчислювально складних операцій у простір примітивів Apache Spark: паралельна побудова гістограм, розподілені матричні проєкції, формування «локальних областей» у кластерному режимі, навчання допоміжних класифікаторів на розподілених даних.

Структура алгоритмів спроектована так, щоб мінімізувати міжвузлові комунікації та витрати на передачу даних, а також забезпечити роботу з нерозміченими наборами даних, де частка аномалій є невідомою. Експериментальні дослідження на еталонних наборах і реальному великомасштабному датасеті продемонстрували прийнятну якість виявлення (ROC-AUC на рівні класичних реалізацій) при суттєвому скороченні часу обчислень та хорошій масштабованості за кількістю вузлів кластера.

Потоковий аналіз тональності твітів на основі технологій великих даних. Розроблено архітектуру потокового фреймворку для аналізу тональності твітів. Запропоновано конвеєр Extract–Transform–Load у потоковому виконанні, що включає:

1. Рівень надходження даних. Твіти отримуються через API та надходять до системи повідомлень Apache Kafka, яка забезпечує буферизацію й надійну передачу даних до наступних шарів.

2. Рівень оброблення. Потокова обробка реалізована за допомогою Spark Structured Streaming, який виконує очищення, нормалізацію, фільтрацію, агрегації та, за одним з варіантів, класифікацію тональності «на льоту».

3. Класифікація тональності. Застосовано багатомовну трансформерну модель сімейства XLM/Twitter-XLM-R, що дозволяє відносити твіти до позитивної, нейтральної чи негативної тональності. Класифікація може виконуватися як у потоці (in-stream inference), так і після завантаження у сховище (post-load inference), що дає змогу балансувати між латентністю та обчислювальними витратами.

4. Рівень зберігання та візуалізації. Для зберігання результатів використано декілька технологій (Cassandra, HBase, Hive, HDFS), що дозволило провести порівняльний аналіз продуктивності. Геопросторова візуалізація реалізована на основі бібліотек Геору та Folium, із можливістю фільтрації за мовою, тематикою та часовими інтервалами.

Експериментальні результати показали, що запропонований фреймворк забезпечує стабільну обробку потоків твітів у режимі, наближеному до реального часу, а також можливість масштабування як по даних, так і по кількості обчислювальних вузлів.

Модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві. Розроблено трирівневу модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та інтегровану систему її оцінювання:

1. Шар джерел даних включає конструкторську та технологічну документацію, дані сенсорів і систем моніторингу, результати контролю якості та експлуатаційні показники.

2. Шар оброблення даних реалізує інтеграцію, очищення, трансформацію, зберігання великих масивів даних, а також побудову прогнозу моделі. Як модель обрано нейронну мережу типу ELM (Extreme Learning Machine), параметри якої (ваги та пороги) додатково оптимізуються методом рою частинок, що підвищує точність прогнозу.

3. Прикладний шар забезпечує обчислення інтегральних індексів якості (продуктивність, надійність, строк служби, економічність тощо), їх візуалізацію, формування рекомендацій щодо налаштування технологічних режимів та оцінювання рівня зрілості інтелектуального виробництва.

Тестування моделі на наближених до реальних виробничих даних продемонструвало, що запропонований підхід дозволяє отримувати прогнози якості з прийнятною точністю до завершення повного виробничого циклу, що створює передумови для переходу до проактивного управління якістю.

Таким чином, на основі трьох взаємодоповнюючих напрямів – розподіленого виявлення аномалій, потокового аналізу тональності твітів і прогнозування якості продукції – сформовано комплексну методологію інтелектуального аналізу великих даних для сучасних кіберфізичних та виробничих систем.

Перспективним напрямом подальших досліджень є інтеграція розроблених модулів в єдину платформу інтелектуального моніторингу, де підсистеми

виявлення аномалій, аналізу настроїв та прогнозування якості взаємодіятимуть через спільну інфраструктуру великих даних, підтримуючи сценарії предиктивного обслуговування, адаптивного керування виробництвом і комплексної аналітики соціально-технічних систем.

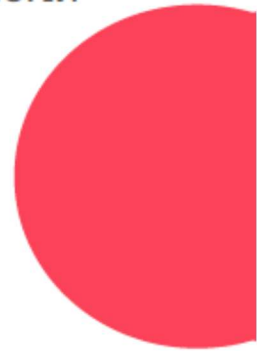
#### Список використаних джерел

1. Aggarwal, C. C. (2016). *Outlier analysis*. Springer.
2. Chalapathy, R., & Chawla, S. (2019). Deep learning for anomaly detection: A survey. *arXiv preprint, arXiv:1901.03407*.
3. Chandola, V., Banerjee, A., & Kumar, V. (2009). Anomaly detection: A survey. *ACM Computing Surveys*, 41(3), 1–58.
4. Erhan, L., Ndubuaku, M., Di Mauro, M., Song, W., Chen, M., & Forti, M. (2021). A multi-perspective review. *Information Fusion*, 67, 64–79.
5. Pevný, T. (2016). LODA: Lightweight on-line detector of anomalies. *Machine Learning*, 102, 275–304.
6. Zhao, Y., & Hryniewicki, M. K. (2018). XGBOD: Improving supervised outlier detection with unsupervised representation learning. In *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)* (pp. 1–8).
7. Zhao, Y., Nasrullah, Z., & Li, Z. (2019). LSCP: Locally selective combination of parallel outlier detectors. In *Proceedings of the SIAM International Conference on Data Mining (SDM)* (pp. 585–593).
8. Bifet, A., & Frank, E. (2010). Sentiment knowledge discovery in Twitter streaming data. In *Discovery Science* (pp. 1–15). Springer.
9. Go, A., Bhayani, R., & Huang, L. (2009). Twitter sentiment classification using distant supervision. *CS224N Project Report*. Stanford University.
10. Barbieri, F., Espinosa Anke, L., & Camacho-Collados, J. (2022). XLM-T: Multilingual language models for Twitter. In *Proceedings of the Thirteenth Language Resources and Evaluation Conference* (pp. 258–266). European Language Resources Association.
11. Gorawski, M., & Gorawska, A. (2014). Research on the stream ETL process. In A. Abraham, A. Muda, & Y. H. Choo (Eds.), *Computational science and its applications – ICCSA 2014. Big data in complex systems* (pp. 61–71). Springer.
12. Дубницький, В. І., & Захарченко, В. І. (2024). Формування сучасного високотехнологічного промислового підприємства на засадах концепції «Індустрія 4.0». *Economics: Time Realities*, 6(76).
13. Li, B. H. (2017). Applications of AI in intelligent manufacturing: A review. *Journal of Control and Decision*, 18(1), 86–96.
14. Zhou, J. (2019). Human–cyber–physical systems (HCPSs) in the context of new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, 5(4), 624–636.
15. Yang, H. (2019). The Internet of Things for smart manufacturing: A review. *IIE Transactions*, 51(11), 1190–1216.

ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
 ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
 КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ



**К**омп'ютерна  
**І**нженерія



**III ВСЕУКРАЇНСЬКА НАУКОВО-ПРАКТИЧНА  
 КОНФЕРЕНЦІЯ СТУДЕНТІВ, АСПІРАНТІВ ТА  
 МОЛОДИХ ВЧЕНИХ  
 «ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ ТА  
 МЕРЕЖІ»**

***ІКСМ  
 ОСІНЬ 2025***

**25 ЛИСТОПАДА 2025**



[KI.WUNU.EDU.UA/CONFERENCE/](http://KI.WUNU.EDU.UA/CONFERENCE/)

**ТЕРНОПІЛЬ**

**2025**



## ПРОГРАМНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Десятнюк О.М., ректор Західноукраїнського національного університету,  
д-р економічних наук, професор;  
Дивак М.П., д-р технічних наук, професор, проректор з наукової роботи  
ЗУНУ;  
Березький О.М., д-р технічних наук, професор, професор кафедри  
комп'ютерної інженерії Західноукраїнський національний університет;  
Семанюк В.З., д-р економічних наук, професор, начальник науково-  
дослідної частини Західноукраїнського національного університету  
Антощук С.Г., д.т.н., професор, Національний університет «Одеська  
політехніка»;  
Баловсяк С.В., д.т.н., професор, Чернівецький національний університет  
Бармак О.В., д.т.н., професор, Хмельницький національний університет  
Батько Ю.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;  
Винокурова О.А., д.т.н., професор, Львівський національний університет  
імені Івана Франка  
Возна Н.Я., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний  
університет;  
Говорущенко Т.О., д.т.н., професор, Хмельницький національний  
університет;  
Дубчак Л.О., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;  
Дунець Р.Б., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка";  
Ізонін І.В., д.т.н., доцент, НУ "Львівська політехніка";  
Комар М.П., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний  
університет;  
Литвиненко В.І., д.н.т., професор, Херсонський національний технічний  
університет ;  
Лупенко С.А., д.т.н., професор, Опольський технологічний університет,  
Польща;  
Ляцинський П.Б., доктор філософії з комп'ютерних наук, НУ "Львівська  
політехніка" ;  
Мельник Г.М., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний  
університет;  
Мельникова Н.І., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;  
Пелешко Д.Д., д.т.н., професор, Львівський національний університет  
імені Івана Франка;  
Піцун О.Й., к.т.н. доцент, Західноукраїнський національний університет;  
Сельський П.Р., д.м.н., професор, Тернопільський національний  
медичний університет імені І. Я. Горбачевського ;  
Субботін С.О., д.т.н., професор, Національний університет «Запорізька  
політехніка» ;  
Теслюк В.М., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;

Тимченко Л.І., д.т.н., професор, Державний університет інфраструктури та технологій;  
 Цмоць І.Г., д.т.н., професор, НУ "Львівська політехніка" ;  
 Якименко І.З., к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет;  
 Яровий А.А., д.т.н., професор, Вінницький національний технічний університет ;  
 Яцків В.В., д.т.н., професор, Західноукраїнський національний університет.

### ОРГАНІЗАЦІЙНИЙ КОМІТЕТ КОНФЕРЕНЦІЇ

Мельник Г.М. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет  
 Піцун О.Й. к.т.н., доцент, Західноукраїнський національний університет  
 Фаєрчук В.В. студент, Західноукраїнський національний університет  
 Галуцька Б.В. студент, Західноукраїнський національний університет  
 Зінкевич О. В. студентка, Західноукраїнський національний університет  
 Кіт М. О. студентка, Західноукраїнський національний університет

*Метою конференції є представлення та обговорення наукових і практичних результатів, сприяння активізації творчої і інноваційної діяльності студентів, аспірантів і молодих вчених.*

*Конференція проводиться із залученням Ради Молодих Вчених та Студентського Наукового Товариства ФКІТ ЗУНУ.*

III Всеукраїнська науково-практична конференція студентів, аспірантів та молодих вчених «Інтелектуальні комп'ютерні системи та мережі» (ІКСМ осінь 2025), м. Тернопіль, ЗУНУ, 25 листопада 2025 р. Тернопіль, 2025

**Адреса:**  
**Вул. О. Теліги, 8, корпус №6, Тернопіль**  
 URL: <https://ki.wunu.edu.ua/conference/>  
 e-mail: [kistudconference@gmail.com](mailto:kistudconference@gmail.com)

**Тези доповідей подаються за оригіналом рукопису**

## ЗМІСТ

<i>Березька К. М., Цимбалюк Л. В.</i> Цифрові засоби формування логічного мислення у процесі підготовки до ТЗНК .....	9
<i>Ковтуненко А.Р.</i> Мультимодальна висхідна сегментація об'єктів за текстовим запитом .....	11
<i>Андрухів Б.І., Воронній В.А.</i> Сучасні технології створення програмних засобів генерування звуків природніх мов ....	13
<i>Квітень Д.О.</i> Алгоритми класифікації режимів енергоспоживання для зниження пікових навантажень в розумному будинку.....	15
<i>Савка А.П.</i> Управління портфелем проєктів з використанням засобів штучного інтелекту .....	17
<i>Луца А.В.</i> Методи машинного навчання для прогнозування та управління ризиками в інфраструктурних проєктах.....	21
<i>Мороз Ю.П.</i> Нейромережева модель глибокого навчання для класифікації мережевих пакетів .....	24
<i>Шайнюк В.О.</i> Прогнозування транспортних потоків за допомогою Інтернету речей та машинного навчання.....	27
<i>Дзядик Б.-Д.Ю</i> Інтеграція блокчейн-технології та штучного інтелекту для аналізу великих даних у середовищі Інтернету речей.....	30
<i>Сичов Р.С.</i> Модель машинного навчання для аналізу та прогнозування якості в процесах інтелектуального виробництва .....	33
<i>Каравець Р.О.</i> Аналіз настроїв в соціальних мережах на основі технологій великих даних .....	37
<i>Галин В.А.</i> Методи динамічного та статичного виявлення аномалій у великих даних.....	39
<i>Горяча І.В.</i> Автоматизований підхід до огляду літератури з використанням великих мовних моделей .....	43
<i>Киричук Д.О.</i> Дослідження ефективності застосування Slicing Aided Hyper Inference для виявлення малих об'єктів на зображеннях високої роздільної здатності .....	45
<i>Гуда Ю.Ю.</i> Застосування методів машинного навчання для прогнозування запахів на основі молекулярної структури .....	48
<i>Загрійчук В. І.</i> Аналіз способів автоматизації ділової комунікації в організаціях.....	50
<i>Панасюк Н.Р.</i> Метод та засоби відлагодження програмного забезпечення для інтелектуальних давачів наземної мобільної робототехнічної платформи.....	52
<i>Чайківська І.Р.</i> Модель та засоби оцінки дизайну ІТ-продуктів.....	55

### Список літератури

1. Das A.K., Zeadally S., He D. Taxonomy and analysis of security protocols for Internet of Things. *Future Generation Computer Systems*. 2018. Vol. 89. Pp. 110–125.
2. Glissa G., Meddeb A. 6LoWPAN: An end-to-end security protocol for 6LoWPAN. *Ad Hoc Networks*. 2019. Vol. 82. Pp. 100–112.
3. Wazid M., Das A.K., Shetty S., Gope P., Rodrigues J.J.P.C. Security in 5G-Enabled Internet of Things Communication: Issues, Challenges, and Future Research Roadmap. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. Pp. 4466–4489.
4. Wu Q., Ding G., Xu Y., Feng S., Du Z., Wang J., Long K. Cognitive Internet of Things: A New Paradigm Beyond Connection. *IEEE Internet of Things Journal*. 2014. Vol. 1(2). Pp. 129–143.

Сичов Р.С.

магістрант 2 курсу ФКІТ ЗУНУ

Науковий керівник к.т.н., доцент Биковий П.Є., кафедра ІОСУ ЗУНУ

## МОДЕЛЬ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ЯКОСТІ В ПРОЦЕСАХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ВИРОБНИЦТВА

**Вступ.** Розвиток концепції «Індустрія 4.0» та пов'язане з нею поширення «розумних фабрик» істотно змінюють уявлення про організацію сучасного промислового виробництва. Інтелектуальне (розумне) виробництво, засноване на кіберфізичних системах, Інтернеті речей, інтегрованих інформаційно-комунікаційних технологіях та аналітиці великих даних, розглядається як один із ключових інструментів підвищення конкурентоспроможності промислових підприємств у глобальному просторі [1, 2]. У працях вітчизняних авторів підкреслюється, що «розумне виробництво» й «розумна фабрика» є базовими складовими Індустрії 4.0, а гнучка інтеграція цифрових технологій у виробничі процеси відкриває можливості для якісно нового рівня керуваності, гнучкості та персоналізації продукції [3].

**Постановка задачі.** Аналіз сучасного стану розвитку інтелектуального виробництва та застосування методів машинного навчання засвідчив, що, попри значний прогрес у цифровізації та автоматизації виробничих процесів, комплексна задача прогнозування якості продукції на основі великих масивів виробничих даних опрацьована недостатньо. Більшість існуючих рішень зосереджені на архітектурі інтелектуальних виробничих систем або на локальних задачах оптимізації окремих процесів, тоді як інтегровані моделі, орієнтовані саме на передпрогнозу оцінку якості продукції, розроблені фрагментарно.

За таких умов виникає необхідність створення моделі, яка, спираючись на дані про основні матеріали та параметри технологічного процесу, дозволить прогнозувати інтегральні показники якості продукції (продуктивність, строк служби, надійність, зовнішній вигляд, економічність, безпека) ще до завершення виробничого циклу, а також інтегрувати результати прогнозування в єдину систему оцінювання рівня інтелектуального виробництва.

**Об'єкт дослідження** – процес інтелектуального виробництва промислових виробів. **Предмет дослідження** – моделі та методи прогнозування й оцінювання якості продукції в інтелектуальному виробництві на основі систем машинного навчання з використанням великих даних. **Мета** – розробити та дослідити модель прогнозування якості й інтегровану систему її оцінювання для інтелектуального виробництва, побудовані на основі алгоритмів машинного навчання (зокрема ELM-нейронної мережі з інтелектуальною оптимізацією параметрів) і тривірневої архітектури (шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар).

**Основний матеріал.** Модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві може розглядатися як модель підтримки функціонування системи, що працює на основі інтернет-технологій та операційних систем реального часу. Таке рішення створює широкі можливості для проведення експериментів у межах інженерних проєктів інтелектуального виробництва, зокрема для тестування різних стратегій керування, сценаріїв навантаження та конфігурацій обладнання [4]. Водночас, з огляду на комплексний характер такої системи, що охоплює кілька

технічних доменів (обчислювальні платформи, мережеву інфраструктуру, системи зберігання даних, аналітичні модулі, виробниче обладнання тощо), до експериментальної моделі висуваються підвищені вимоги не лише щодо функціональної повноти, а й щодо продуктивності, масштабованості та надійності.

Особливо жорсткими є вимоги до:

- обчислювальної спроможності платформи, оскільки обробляються великі обсяги виробничих даних у режимі, наближеному до реального часу;
- каналів передавання даних, які повинні забезпечувати малу затримку та достатню пропускну здатність;
- продуктивності аналітичних модулів, що реалізують алгоритми машинного навчання та обчислювально складні методи оброблення сигналів і даних.

Процес побудови моделі прогнозування якості в інтелектуальному виробництві схематично подано на рисунку 1. На концептуальному рівні він охоплює етапи збирання та попередньої обробки даних, формування простору ознак, вибору та налаштування алгоритмів прогнозування, інтеграції моделі в загальну архітектуру системи інтелектуального виробництва та організації зворотного зв'язку з виробничим процесом.

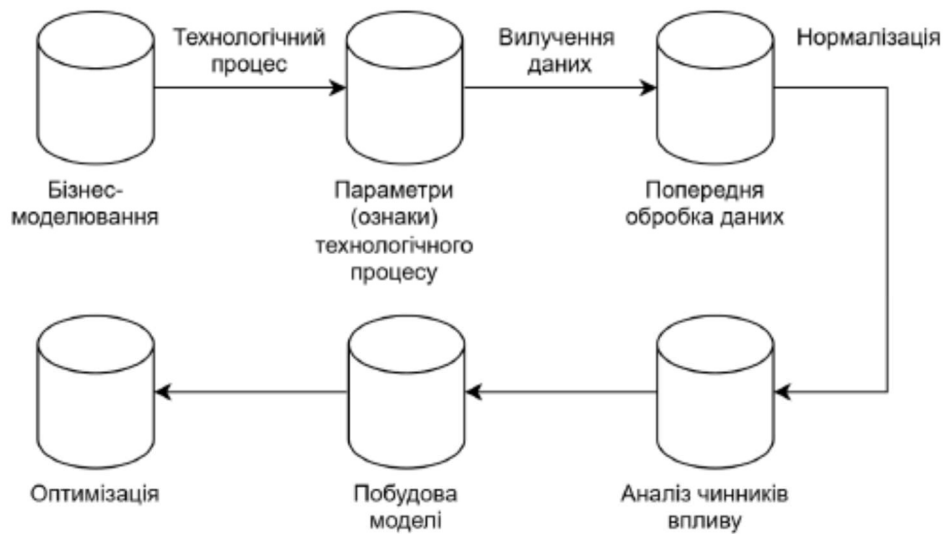


Рисунок 1 – Процес побудови інтелектуальної моделі прогнозування якості виробництва

На основі використання системи машинного навчання з підтримкою великих даних було сформовано нову модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві та інтегровану систему її оцінювання. Узагальнену структуру такої системи подано на рисунку 2.

Запропонована модель має тривірневу архітектуру, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний (аплікаційний) шар.

1. **Шар джерел даних** охоплює всі основні типи інформації, що генеруються в процесі виготовлення продукції. До нього належать:

- конструкторська та технологічна документація, пов'язана з проєктуванням виробу;
- дані моніторингу безпосередньо під час виконання виробничих операцій (параметри обладнання, режими обробки, показники середовища тощо);
- історичні дані про попередні цикли виготовлення та результати контролю якості готової продукції [5].

Сукупність цих джерел формує базу для подальшого аналізу, виявлення закономірностей та побудови предиктивних моделей.

2. Шар оброблення даних виконує функції інтеграції, фільтрації, трансформації та аналітичної обробки зібраної інформації. На цьому рівні застосовуються:

- інструменти оброблення великих даних (big data) для роботи з масивними й неоднорідними наборами даних;
- алгоритми машинного навчання (зокрема оптимізований ELM) для побудови моделі прогнозування якості;
- методи інтелектуальної оптимізації (таких як PSO) для налаштування параметрів моделей і підвищення точності прогнозів.

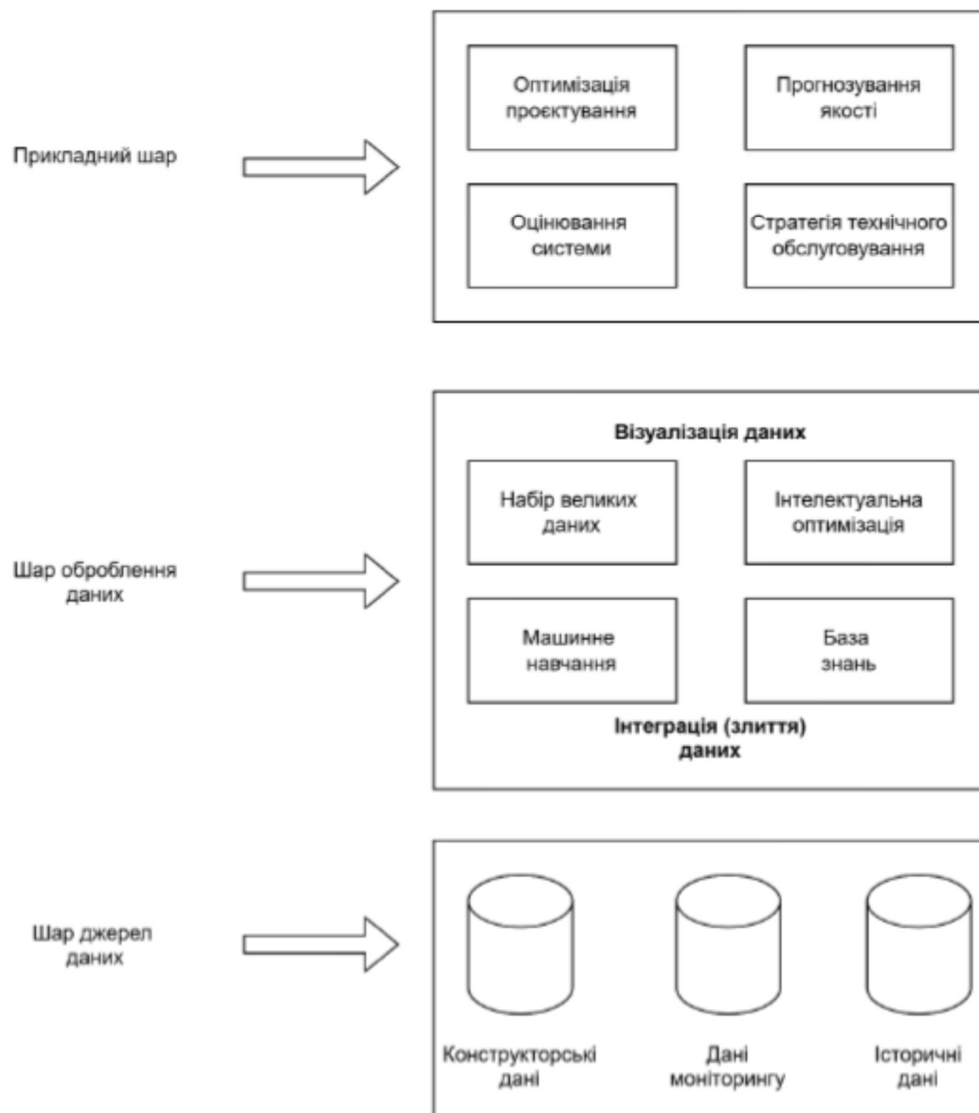


Рисунок 2 – Модель прогнозування якості та система її оцінювання в інтелектуальному виробництві

У результаті шар оброблення даних перетворює «сирі» виробничі дані на узгоджені, структуровані та придатні до використання показники, а також генерує прогнозні оцінки якості.

3. Прикладний шар відповідає за безпосереднє використання результатів прогнозування та оцінювання якості в управлінських і технологічних рішеннях. На цьому рівні:

- здійснюється візуалізація результатів аналізу та прогнозів якості у формі графіків, табличних звітів, інтерактивних панелей моніторингу;
- реалізуються сервіси оцінювання рівня якості продукції та загального стану інтелектуального виробництва;
- підтримується прийняття рішень щодо оптимізації та супровідного обслуговування виробничого процесу (коригування режимів, пріоритизація партій, планування профілактики тощо).

Таким чином, взаємодія трьох шарів забезпечує повний цикл: від збору й накопичення виробничих даних до їх глибинного аналізу, прогнозування якості та інтеграції отриманих результатів у практику оперативного управління інтелектуальним виробництвом.

**Висновки.** Розроблено та теоретично обґрунтовано модель прогнозування якості в інтелектуальному виробництві на основі нейронної мережі типу ELM з оптимізацією параметрів за допомогою алгоритму рою частинок. Показано, що поєднання ELM і PSO дає змогу підвищити точність прогнозування, стійкість моделі до шуму та варіативності даних, а також забезпечити можливість її використання в режимі, наближеному до реального часу.

Сформовано трирівневу архітектуру інтегрованої системи прогнозування та оцінювання якості, яка включає шар джерел даних, шар оброблення даних та прикладний шар. Доведено, що така архітектура забезпечує повний цикл роботи з виробничими даними – від їх збирання та аналітичної обробки до візуалізації результатів, бального оцінювання якості й підтримки прийняття управлінських рішень в інтелектуальному виробництві.

#### Список літератури

1. Дубницький В. І., Захарченко В. І. Формування сучасного високотехнологічного промислового виробництва в межах реалізації концепції «Індустрія 4.0». *Economics: time realities*. 2024. № 6(76).
2. Глушенко Я. І., Черненко Н. О., Корогодова О. О., Моїсеєнко Т. Є. Технології Індустрії 4.0 для забезпечення енергоефективного розвитку комунального сектору. *Review of Transport Economics and Management*. 2022. Вип. 8(24).
3. Скіцько В. І. Індустрія 4.0 як промислове виробництво майбутнього [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://skitsko4.wordpress.com/2023/03/28/industriia-4-0-yak-promyslove-vyrobnytstvo/>.
4. Wang J. A new paradigm of cloud-based predictive maintenance for intelligent manufacturing. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2017. Vol. 28(5). Pp. 1125–1137.
5. Yili F., Pengpeng C., Tao H. HINT: harnessing the wisdom of crowds for handling multi-phase tasks. *Neural Computing and Applications*. 2022. Vol. 2022. Pp. 1–23.