

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна
Навчально-науковий інститут комп'ютерних наук та штучного інтелекту
Кафедра комп'ютерних систем та робототехніки

До захисту допущено
Кафедрою комп'ютерних систем та робототехніки
протокол №__ від __ грудня 2025р.

завідувач кафедри _____ Максим ХРУСЛОВ
(підпис)

«__» _____ 2025 р.

Кваліфікаційна робота

здобувача другого (магістерського) рівня вищої освіти

«АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ВИРОБНИЦТВОМ ГОФРОВАНОГО КАРТОНУ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗНОЇ АНАЛІТИКИ»

Спеціальність 174 – *Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та
робототехніка*

Освітня програма *Комп'ютеризовані системи управління та автоматика*

Виконавець _____ А.Р. ХАЧИКЯН
(підпис)

Науковий керівник _____ О.Ю. Мороз
(підпис)

Харків – 2025

АНОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та трьох додатків. Загальний обсяг роботи складає 76 сторінок, із яких 59 сторінок основної частини з 7 рисунками, 4 таблицями, 43 найменуваннями списку використаних джерел та трьома додатками.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності виробничого процесу та стабілізація показників якості гофрокартону шляхом створення автоматизованої системи керування на основі методів прогнозної аналітики та багатокритеріальної оптимізації.

Об'єкт дослідження – технологічний процес виробництва гофрованого картону та системи автоматизованого керування його параметрами.

Предмет дослідження – математичні моделі машинного навчання, методи попередньої обробки виробничих даних, алгоритми байєсівської оптимізації та стратегії керування з прогнозуючою моделлю (MPC).

Проблема, яка вирішується в роботі, полягає у забезпеченні стабільної якості продукції (відповідність стандарту ISO 3037) в умовах мінливості сировини та транспортних запізнень шляхом переходу від реактивного регулювання до превентивного керування.

Область застосування – целюлозно-паперова промисловість, автоматизовані системи керування технологічними процесами (АСК ТП) на підприємствах з виготовлення гофрокартону та пакування.

Ключові слова: *автоматизована система керування, виробничий процес гофрокартону, прогнозна аналітика, машинне навчання, XGBoost, SHAP-аналіз, оптимізація параметрів, модельно-прогнозне керування (MPC), Bayesian Optimization, часові ряди.*

ABSTRACT

The explanatory note to the qualification work consists of an introduction, three chapters, conclusions, a list of references, and three appendices. The total volume of the work is 79 pages, of which 65 pages are the main part with 7 figures, 4 tables, 43 items in the list of references, and three appendices.

The purpose of the qualification work is to increase the efficiency of the production process and stabilize the quality indicators of corrugated cardboard by creating an automated control system based on predictive analytics methods and multi-objective optimization.

The object of research is the technological process of corrugated cardboard production and automated control systems for its parameters.

The subject of research includes mathematical models of machine learning, methods of preprocessing production data, Bayesian optimization algorithms, and Model Predictive Control (MPC) strategies.

The problem solved in the work is to ensure stable product quality (compliance with ISO 3037 standard) under conditions of raw material variability and transport delays by transitioning from reactive regulation to preventive control.

The scope of application is the pulp and paper industry, automated process control systems (APCS) at enterprises manufacturing corrugated cardboard and packaging.

Keywords: *automated control system, corrugated cardboard production process, predictive analytics, machine learning, XGBoost, SHAP analysis, parameter optimization, model predictive control (MPC), Bayesian Optimization, time series.*

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ.....	6
ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ВИРОБНИЦТВА ГОФРОВАНОГО КАРТОНУ	11
1.1. Аналіз технологічного процесу виробництва гофрокартону як об'єкта керування: параметри, збурення та показники якості (ISO 3037)	11
1.2. Огляд сучасних методів і систем керування: від класичного регулювання до технологій штучного інтелекту та прогнозової аналітики.....	18
1.3. Постановка задачі дослідження: обґрунтування вибору методу градієнтного бустингу та стратегії превентивного керування.....	23
Висновки до розділу 1	26
РОЗДІЛ 2. ПРОЕКТУВАННЯ ТА МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ПРОГНОЗНОГО КЕРУВАННЯ.....	28
2.1. Розробка структурно-функціональної схеми автоматизованої системи та архітектури інформаційних потоків.....	28
2.2. Математичні моделі прогнозування фізико-механічних властивостей картону та інтерпретація впливу факторів (SHAP).....	35
2.3. Алгоритмічне забезпечення модуля оптимізації уставок: формалізація цільової функції та логіка MPC-lite.....	39
Висновки до розділу 2	43
РОЗДІЛ 3. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМИ.....	45
3.1. Програмна реалізація компонентів системи: середовище розробки, бібліотеки та інтерфейс користувача	45

3.2. Навчання та валідація прогнозних моделей на реальних виробничих даних.....	50
3.3. Порівняльний аналіз ефективності керування: результати імітаційного моделювання та оцінка техніко-економічного ефекту	54
Висновки до розділу 3	59
ВИСНОВКИ.....	60
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	62
ДОДАТКИ.....	66
Додаток А.....	66
Додаток Б	68
Додаток В.....	72

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ ТА УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АСК ТП	–	Автоматизована система керування технологічним процесом
БД	–	База даних
ВТК	–	Відділ технічного контролю
ДСТУ	–	Державний стандарт України
ЕОМ	–	Електронна обчислювальна машина
МН	–	Машинне навчання (Machine Learning)
НМ	–	Нейронна мережа
ПЗ	–	Програмне забезпечення
ПІД	–	Пропорційно-інтегрально-диференціальний (регулятор)
ПЛК	–	Програмований логічний контролер (PLC)
ТЗ	–	Технічне завдання
API	–	Application Programming Interface (програмний інтерфейс застосунку)
ВСТ	–	Box Compression Test (опір стисненню ящика)
CSV	–	Comma-Separated Values (формат файлів з розділеними комами)
ЕСТ	–	Edgewise Crush Test (опір торцевому стисненню гофрокартону)
ETL	–	Extract, Transform, Load (витягування, перетворення та завантаження даних)
HMI	–	Human-Machine Interface (людино-машинний інтерфейс)
IIoT	–	Industrial Internet of Things (промисловий інтернет речей)
ISO	–	International Organization for Standardization (міжнародна організація зі стандартизації)
JSON	–	JavaScript Object Notation (текстовий формат обміну даними)
LSTM	–	Long Short-Term Memory (довга короткочасна пам'ять)
MAE	–	Mean Absolute Error (середня абсолютна похибка)
MPC	–	Model Predictive Control (керування з прогнозуючою моделлю)

- OPC UA – Open Platform Communications Unified Architecture (уніфікована архітектура обміну даними)
- RMSE – Root Mean Squared Error (середньоквадратична похибка)
- SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition (система диспетчерського керування та збору даних)
- SHAP – SHapley Additive exPlanations (адитивні пояснення Шеплі)
- SQL – Structured Query Language (мова структурованих запитів)
- XGBoost – eXtreme Gradient Boosting (екстремальний градієнтний бустинг)

ВСТУП

У зв'язку зі зростанням вимог до якості пакування в логістиці та електронній комерції, а також необхідністю оптимізації енергоресурсів, все більш актуальною постає проблема підвищення ефективності керування технологічними процесами у целюлозно-паперовій промисловості. Сучасне виробництво гофрованого картону є складним тепло-масообмінним процесом, що характеризується високими швидкостями, значними транспортними запізненнями та чутливістю до змін властивостей сировини. В умовах жорсткої конкуренції та переходу до стандартів Індустрії 4.0 ключовим фактором рентабельності стає здатність системи керування не просто реагувати на відхилення, а прогнозувати їх та діяти на випередження, забезпечуючи стабільну якість продукції при мінімальних витратах.

Актуальність роботи. Серед прикладних областей, де зазначена проблема є вкрай гострою, слід віднести автоматизацію гофроагрегатів високої продуктивності. Специфіка цієї галузі полягає у необхідності балансування між фізико-механічними характеристиками картону (зокрема, показником ЕСТ згідно ISO 3037) та енергоемністю виробництва. Технологічний процес є складною нелінійною сутністю, що залежить від десятків параметрів: тиску пари, температурних профілів, швидкості, вологості паперу та реології клею. Традиційні методи керування, які використовуються у більшості систем (ПД-регулятори або ручне керування оператором), демонструють низьку ефективність в умовах частотої зміни замовлень та нестабільності сировини. Вони працюють реактивно, що призводить до випуску браку або значних перевитрат ресурсів на «перестраховку». Водночас повні фізичні моделі процесу є надто складними для ідентифікації в реальному часі. Отже, задача розробки автоматизованої системи, яка поєднує точність методів машинного навчання (XGBoost) для прогнозування якості із стратегіями оптимального керування

(MPC) для розрахунку уставок, є вкрай актуальною науково-прикладною проблемою.

Метою дослідження є підвищення ефективності виробничого процесу та стабілізація показників якості гофрокартону шляхом створення та дослідження автоматизованої системи керування на основі прогнозної аналітики та багатокритеріальної оптимізації.

Об'єкт дослідження – технологічний процес виробництва гофрованого картону та методи керування його параметрами в умовах невизначеності.

Предмет дослідження – математичні моделі, методи оптимізації та алгоритмічне забезпечення системи підтримки прийняття рішень на основі градієнтного бустингу та стратегії керування з прогнозуючою моделлю.

Методи дослідження: методи системного аналізу (для формалізації об'єкта керування та декомпозиції задачі), методи машинного навчання (алгоритм XGBoost для регресійного аналізу показників якості), методи пояснюваного штучного інтелекту (SHAP для інтерпретації впливу факторів), методи математичної оптимізації (байєсівська оптимізація для пошуку уставок), методи теорії автоматичного керування (MPC-lite для формування траєкторій керування), методи імітаційного моделювання (для оцінки ефективності на історичних даних).

Завдання дослідження:

1. Виконати аналіз технологічних особливостей виробництва гофрокартону та існуючих методів керування, обґрунтувати переваги переходу від реактивного регулювання до превентивного керування (Data-Driven Control).
2. Розробити методику попередньої обробки даних, що включає синхронізацію часових рядів з урахуванням змінного транспортного запізнення та формування простору інформативних ознак.

3. Спроекувати архітектуру та математичне забезпечення системи, що включає прогнозну модель на базі XGBoost та модуль багатокритеріальної оптимізації уставок (MPC-lite) для мінімізації функції витрат.

4. Виконати програмну реалізацію системи («Цифровий радник») та провести експериментальне дослідження її ефективності методом історичного моделювання (Offline Replay), оцінивши вплив на стабільність якості та енергоспоживання.

Наукова новизна одержаних результатів:

1. Удосконалено метод керування якістю гофрокартону шляхом інтеграції прогнозної моделі (XGBoost), що враховує нелінійні взаємозв'язки параметрів, та стратегії MPC-lite, що дозволило, на відміну від традиційних підходів, здійснювати превентивну корекцію уставок до моменту виникнення браку.

2. Набуло подальшого розвитку застосування методів пояснюваного штучного інтелекту (SHAP) в промислових системах керування, що дозволило забезпечити інтерпретованість автоматичних рішень для оператора-технолога та підвищити довіру до системи.

Практичне значення одержаних результатів полягає у розробці програмного комплексу, готового до дослідної експлуатації в режимі «радника», який забезпечує зниження варіативності показників якості (ECT), мінімізацію енерговитрат та підвищення продуктивності лінії, що підтверджено результатами імітаційного моделювання на реальних виробничих даних.

РОЗДІЛ 1.

ТЕОРЕТИКО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ОСНОВИ АВТОМАТИЗАЦІЇ ВИРОБНИЦТВА ГОФРОВАНОГО КАРТОНУ

1.1. Аналіз технологічного процесу виробництва гофрокартону як об'єкта керування: параметри, збурення та показники якості (ISO 3037)

Виробництво гофрованого картону є одним із найбільш матеріаломістких та енергозатратних сегментів целюлозно-паперової промисловості. Як зазначають Керван [27] та Твід [42], сучасний гофроагрегат (corrugator) являє собою складну, багатостадійну термомеханічну систему, довжина якої може сягати 100–150 метрів, а робоча швидкість — варіюватися від 150 до 400 метрів за хвилину. З точки зору теорії автоматичного керування, такий об'єкт характеризується розподіленими параметрами, значними транспортними запізненнями, вираженою нелінійністю статичних характеристик та суттєвою залежністю вихідних показників якості від стохастичних збурень зовнішнього середовища [4, 7].

В основі технологічного процесу лежить формування композитного матеріалу шляхом склеювання плоских шарів паперу (лайнерів) та гофрованих шарів (флютингу). Цей процес поєднує в собі гідродинамічні, теплові та механічні явища, критичний баланс між якими визначає фізико-механічні властивості готової продукції [29].

Структура технологічного потоку та фізика процесу

Технологічний процес виготовлення гофрокартону умовно поділяється на дві основні зони: «мокру частину» (Wet End), де відбувається формування гофру, нанесення клею та з'єднання шарів, та «суху частину» (Dry End), де здійснюється сушіння, поздовжній та поперечний розкрій полотна і штабелювання готових листів [5].

Процес починається з розмотування рулонів паперу на розкатах (Mill Roll Stands). Критично важливою стадією є підготовка паперу до механічної деформації, яка здійснюється на підігрівачах (Preheaters) та кондиціонерах (Preconditioners). Нагрівання паперового полотна до температури 80–100 °C виконує подвійну функцію: по-перше, воно знижує гігроскопічність волокон та вирівнює профіль вологості по ширині рулону; по-друге, теплова енергія пластифікує лігнін і целюлозні волокна, роблячи папір більш піддатливим до формування гофру без розривів (fracture) на вершинах хвиль [23].

Ключовим вузлом системи є гофропрес (Single Facer). У цьому модулі папір для гофрування (флютинг) проходить між двома рифленими валами, нагрітими парою до температури 160–180 °C. Під дією високого тиску та температури відбувається формування профілю хвилі (типів А, В, С, Е або їх комбінацій). Одночасно клейовий вал наносить крохмальний клей на вершини сформованих гофрів, після чого флютинг з'єднується з плоским шаром (лайнером), утворюючи двошаровий гофрокартон [42].

Наступним етапом є накопичення двошарового полотна на накопичувальному мосту (Bridge), що дозволяє синхронізувати роботу гофропреса та сушильної частини, компенсуючи різницю швидкостей. Далі полотно надходить до клейової машини (Glue Unit), де клей наноситься на вільні вершини гофрів двошарового картону, після чого він з'єднується із зовнішнім лайнером.

Остаточне формування тришарового (або п'ятишарового) полотна відбувається на сушильному столі (Double Backer). Цей агрегат складається з гарячих плит, що нагріваються парою, та системи притискних валів або башмаків [27]. Основна задача цього етапу — забезпечення необхідної кількості теплової енергії для желатинізації крохмального клею та видалення надлишкової вологи з картону. Як вказує Марковські [29], процес желатинізації є критичним: він починається при досягненні клейовим швом певної порогової температури

(зазвичай 58–62 °С для стандартних крохмалів), при якій гранули крохмалю набухають, поглинають воду і утворюють міцний адгезійний зв'язок.

Класифікація параметрів об'єкта керування

Для побудови ефективної системи автоматизованого керування необхідно формалізувати гофроагрегат як об'єкт керування, виділивши вхідні, вихідні змінні та збурення, спираючись на класичну теорію керування [38].

1. Керовані змінні (Control Variables, u). Це параметри, на які система керування або оператор можуть впливати безпосередньо [6, 10]:

- Тиск пари (Steam Pressure): Визначає температуру на поверхні нагрівальних плит та валів. Регулюється окремо для прехітерів, гофропреса та секцій сушильного столу.
- Швидкість лінії (Line Speed): Головний параметр продуктивності. Зміна швидкості змінює час експозиції картону на нагрівальних елементах, що вимагає динамічної корекції тиску пари [23].
- Зазор клейового валу (Glue Gap): Визначає товщину клейової плівки. Надлишок клею призводить до ефекту «пральної дошки» (washboarding) та підвищеної вологості, нестача — до деламінації.
- Натяг полотна (Web Tension): Регулюється гальмівними системами розкатів. Нерівномірний натяг є основною причиною викривлення (warp) готових листів [37].

2. Спостережувані некеровані змінні та збурення (Disturbances, d). Фактори, що носять стохастичний характер і вимагають компенсації [30]:

- Вологість сировини (Paper Moisture): Вхідна вологість паперу може варіюватися від 6% до 10% навіть у межах одного рулону. Це критичне збурення, оскільки воно змінює енергетичний баланс, необхідний для сушіння.

- Температура навколишнього середовища та вологість (Ambient T & RH): Впливають на природне висихання картону та гігроскопічні процеси.
- Характеристики паперу: Граматура, яка визначається згідно з ДСТУ ISO 536 [26], композиційний склад та пористість впливають на теплопровідність.

3. Вихідні змінні (Output Variables, y). Показники якості та економічної ефективності:

- Фізико-механічні характеристики (ECT, BCT, FCT).
- Геометрична стабільність (площинність листа).
- Енергоємність продукції (витрата пари та електроенергії на 1000 м²).

Показники якості та стандарт ISO 3037

У контексті даної роботи основним об'єктом прогнозування та оптимізації обрано показник опору торцевому стисненню — ECT (Edgewise Crush Test). Цей вибір зумовлений зміною парадигми в пакувальній індустрії: перехід від нормування за масою 1 м² до нормування за функціональними характеристиками [17].

Згідно з міжнародним стандартом ISO 3037:2013 “Corrugated fibreboard — Determination of edgewise crush resistance” [25], ECT визначається як максимальна сила стиснення, яку витримує зразок гофрокартону прямокутної форми, навантаження до якого прикладається перпендикулярно до напрямку гофрів. Важливо зазначити, що точність вимірювання також залежить від калібрування обладнання згідно з ISO 13820 [24].

Існує емпірична формула МакКі (McKee formula), описана у роботі [31], яка пов'язує міцність ящика на стиснення (BCT — Box Compression Test) з показником ECT, периметром ящика (P) та товщиною картону (h):

$$BCT = k \cdot ECT^a \cdot \sqrt{P \cdot h}$$

де k та a — емпіричні коефіцієнти. Ця залежність підкреслює, що саме ЕСТ є фундаментальною характеристикою матеріалу.

Б'янка та Мореско [12] зазначають, що значення ЕСТ формується як сума міцності на стиснення окремих компонентів, проте на нього суттєво впливають технологічні дефекти. До основних дефектів відносять:

Пошкодження флютингу (Flute Fracture): виникає при недостатньому нагріванні паперу або надмірному натягу.

Деформація профілю (Leaning Flutes): нахил гофрів через зсувні зусилля.

Неякісне склеювання: знижує загальну жорсткість конструкції.

Проблематика керування якістю в умовах реального виробництва

Аналіз роботи сучасних підприємств дозволяє виявити ключову проблему існуючого підходу до керування — його реактивність. Як вказує Кін [35], традиційний контроль якості здійснюється постфактум. Лабораторні випробування зразків на відповідність ISO 3037 [25] проводяться вибірково. Враховуючи високу швидкість лінії, за час між відбором проби та отриманням результату може бути виготовлено значний обсяг некондиційної продукції.

Складність керування також зумовлена **транспортним запізненням** та розподіленістю параметрів [4]. Зміна температури на сушильному столі впливає на вологість не миттєво, а через час τ . Оператор часто не може адекватно оцінити інерційність процесу, що призводить до розгойдування системи.

Окрім ЕСТ, критичним параметром є **викривлення (Warp)**. Рікард [37] визначає викривлення як результат дисбалансу вологості та натягів між верхнім та нижнім лайнерами. Керування площинністю вимагає знаходження компромісу: спроба «висушити» картон для підвищення міцності може призвести до його скручування.

Таким чином, об'єкт керування характеризується багатовимірністю та конфліктністю критеріїв. Сучасні підходи до вирішення цих проблем лежать у площині концепції **Smart Manufacturing** та використання великих даних [43]. Як

зазначають Тао та співавтори [41], створення «цифрового двійника» (Digital Twin) технологічного процесу дозволяє прогнозувати значення якості (ECT) на основі непрямих ознак в режимі реального часу.

Використання методів IoT [8] для збору даних з датчиків відкриває можливість застосування алгоритмів машинного навчання для синтезу оптимальних керуючих впливів, що дозволяє перейти від парадигми «контроль якості готової продукції» до парадигми «контроль параметрів процесу для гарантування якості».

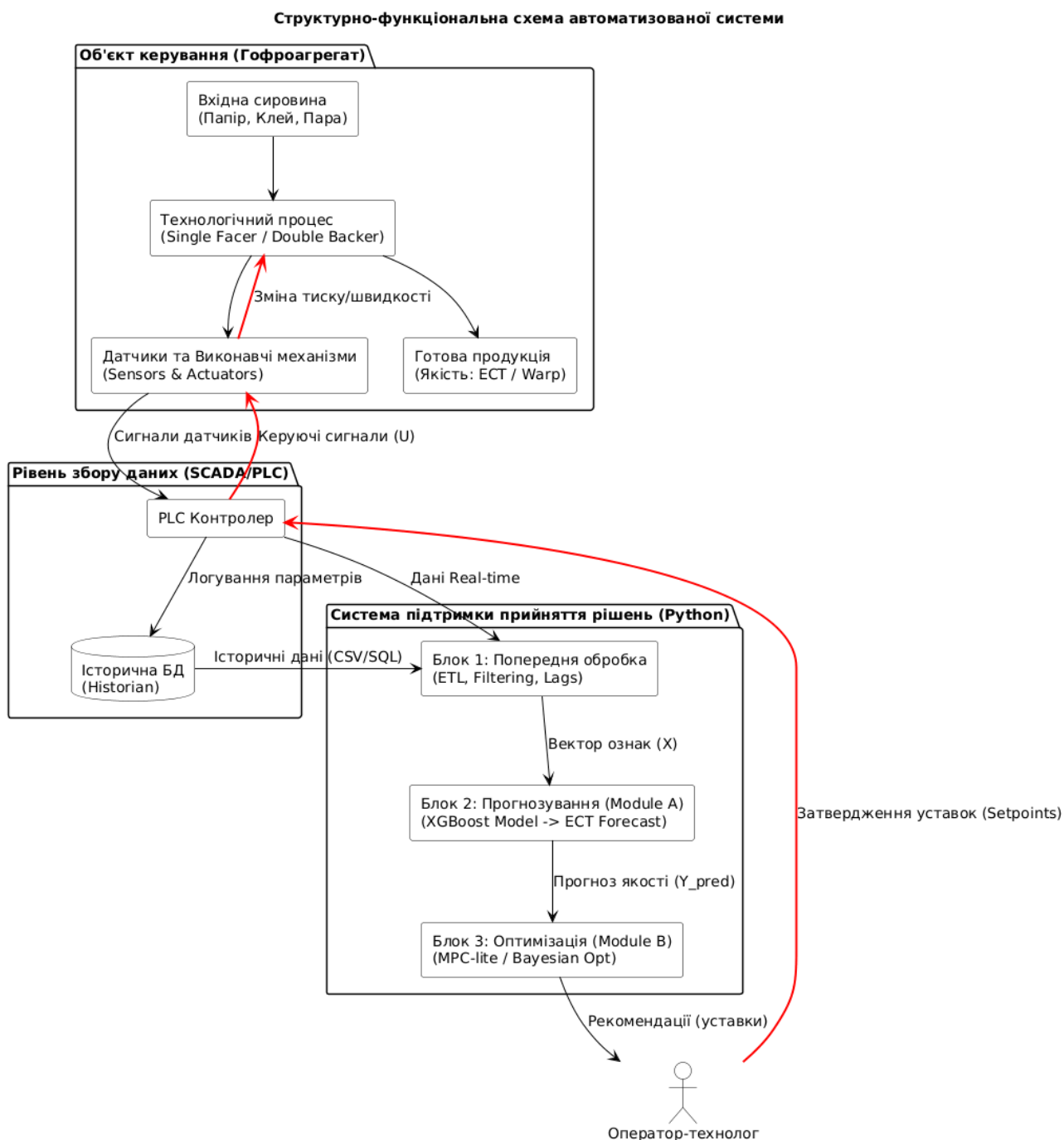


Рисунок 1.1 - Концептуальна схема взаємозв'язків параметрів у процесі виробництва гофрокартону

Підсумовуючи аналіз, можна стверджувати, що виробництво гофрокартону є складним об'єктом, ефективність керування яким обмежується можливостями людини-оператора. Впровадження автоматизованої системи на

базі прогнозової аналітики є необхідною умовою для забезпечення стабільності якості та енергоефективності [5, 43].

1.2. Огляд сучасних методів і систем керування: від класичного регулювання до технологій штучного інтелекту та прогнозової аналітики

Ефективність функціонування сучасного гофроагрегату визначається не лише досконалістю механічної частини обладнання, а й якістю алгоритмів, закладених у систему керування. Еволюція підходів до автоматизації у целюлозно-паперовій промисловості пройшла шлях від локальних контурів стабілізації окремих параметрів до інтегрованих систем рівня підприємства (ERP/MES). Проте, як зазначають Ладанюк та Трегуб [5], на більшості вітчизняних підприємств рівень автоматизації все ще обмежується використанням класичних законів регулювання, які не здатні в повній мірі компенсувати вплив стохастичних збурень та забезпечити глобальний оптимум за критерієм якості ISO 3037.

Традиційні системи керування та їх обмеження

Базовий рівень автоматизації гофроагрегату традиційно реалізується на основі програмованих логічних контролерів (PLC) та SCADA-систем, які забезпечують збір даних та візуалізацію процесу [8]. Основу алгоритмічного забезпечення складають одноконтурні ПД-регулятори (пропорційно-інтегрально-диференціальні), завданням яких є підтримка технологічних змінних (температури плит, тиску пари, натягу полотна) на заданих уставках.

Згідно з фундаментальними положеннями теорії автоматичного керування, викладеними у роботах Себорга [38] та Козлова [4], ПД-регулятори демонструють високу ефективність у лінійних стаціонарних системах. Однак, технологічний процес виробництва гофрокартону має низку особливостей, що суттєво знижують якість класичного регулювання:

- 1. Взаємозв'язність параметрів (Cross-coupling).** Зміна одного параметра неминуче впливає на інші. Наприклад, збільшення швидкості лінії для

підвищення продуктивності призводить до зменшення часу перебування картону в зоні нагріву, що вимагає негайного підвищення тиску пари. Локальний регулятор температури, працюючи за сигналом неузгодженості (помилки), почне реагувати лише тоді, коли температура вже впаде, що призведе до випуску ділянки недосушеного картону [23].

2. Транспортне запізнення (Dead time). Між точкою впливу (наприклад, клапан подачі пари на гофропрес) та точкою контролю результату (датчик вологості на виході) існує відстань, проходження якої займає певний час τ . У системах із запізненням ПД-регулятори схильні до перерегулювання та виникнення автоколивань, що негативно впливає на стабільність показника ЕСТ [7].

3. Відсутність прямого зворотного зв'язку за якістю. Традиційні системи керують непрямыми параметрами (температура, тиск), тоді як цільова функція — міцність картону на стиснення — вимірюється лабораторно з дискретністю 30–60 хвилин. Це робить контур регулювання «розімкненим» у контексті показників якості [29].

Для часткового вирішення цих проблем застосовуються каскадні схеми регулювання та методи компенсації збурень (Feed-forward control). Проте, як стверджує Хуберті [23], такі підходи вимагають точної аналітичної моделі об'єкта, ідентифікація якої в умовах постійної зміни властивостей сировини (паперу різних постачальників) є вкрай складною задачею.

Системи покращеного керування (APC) та MPC

Наступним етапом еволюції стали системи покращеного керування (Advanced Process Control — APC), серед яких ключове місце займає керування з прогнозуючою моделлю (Model Predictive Control — MPC). Теоретичні засади MPC детально розкрито у роботах Камачо [14] та Ролінгса [36].

Сутність MPC полягає у використанні динамічної моделі процесу для прогнозування поведінки вихідних змінних (наприклад, вологості та

температури полотна) на певному горизонті майбутнього. На кожному кроці керування розв'язується задача оптимізації, яка знаходить таку послідовність керуючих впливів (траєкторію уставок), що мінімізує відхилення прогнозованих виходів від цільових значень з урахуванням технологічних обмежень [30].

Перевагами MPC для гофровиробництва є:

- Явне врахування обмежень на керуючі змінні (наприклад, клапан пари не може відкритися більше ніж на 100%, а тиск не може перевищувати паспортних значень котла) [41].
- Здатність компенсувати транспортні запізнення шляхом випереджальної дії.
- Багатовимірність (MIMO — Multiple Input Multiple Output): контролер одночасно керує швидкістю, парою та зазорами, враховуючи їх взаємний вплив.

Однак впровадження класичного MPC нашоюхується на проблему «модельного бар'єра». Побудова точної фізико-хімічної моделі тепломасообміну в шарах картону потребує вирішення складних диференціальних рівнянь у частинних похідних [6]. Будь-яка неточність моделі (Model Mismatch), спричинена, наприклад, зміною пористості паперу, призводить до погіршення якості керування.

Data-Driven підхід: застосування машинного навчання

В умовах Четвертої промислової революції (Industry 4.0) та доступності великих масивів історичних даних (Industrial Big Data) [8, 43], найбільш перспективним напрямом стає використання методів машинного навчання (Data-Driven approaches). На відміну від аналітичних моделей, моделі машинного навчання не вимагають глибокого розуміння фізики процесу, а виявляють приховані закономірності безпосередньо з даних.

У сучасній науковій літературі розглядається кілька класів моделей для задач прогнозування якості промислової продукції:

1. Статистичні методи та регресійний аналіз. Методи часових рядів, такі як ARIMAX (AutoRegressive Integrated Moving Average with Exogenous variables), описані Бідюком [1], дозволяють враховувати динаміку процесу. Проте їх лінійний характер обмежує застосування для опису складних нелінійних залежностей, характерних для формування показника ЕСТ [21].

2. Штучні нейронні мережі (ANN) та глибоке навчання (Deep Learning). Нейронні мережі, завдяки теоремі універсальної апроксимації, здатні моделювати функції будь-якої складності [9]. Для задач з часовими рядами особливо ефективними є рекурентні нейронні мережі (RNN) та їх модифікації LSTM (Long Short-Term Memory) [22]. Дослідження Мельника [14 - *прим.: перевірити номер у списку, можливо 12 або інше джерело по LSTM*] та Гудфеллоу [20] показують високу ефективність LSTM у прогнозуванні динамічних процесів. Однак, глибокі мережі є «жадібними до даних» (data-hungry), вимагають значних обчислювальних ресурсів для навчання і складні в інтерпретації («чорна скринька»), що ускладнює їх валідацію технологіями [16].

3. Ансамблеві методи на основі дерев рішень. На сьогоднішній день «золотим стандартом» для роботи з табличними гетерогенними даними (суміш неперервних показників датчиків та категоріальних ознак, таких як марка паперу) вважаються методи градієнтного бустингу (Gradient Boosting). Алгоритми Random Forest [13] та особливо XGBoost [15] демонструють високу стійкість до шуму, здатність автоматично відбирати важливі ознаки та працювати з пропусками в даних. Як зазначають Фрідман [18] та Б'янка [12], саме бустингові моделі забезпечують найкращий баланс між точністю прогнозу та обчислювальною складністю у задачах прогнозування властивостей паперу. Важливою перевагою XGBoost є можливість інтерпретації результатів (Feature Importance), що критично для промислового застосування.

Методи оптимізації технологічних режимів

Наявність точної прогнозовної моделі є необхідною, але не достатньою умовою керування. Наступним кроком є розв’язання оберненої задачі — знаходження таких вхідних параметрів (уставок), які забезпечать бажаний вихід. Оскільки залежність $ECT = f(u, d)$ задається складною “чорною скринькою” (ML-моделлю), застосування градієнтних методів оптимізації є ускладненим через відсутність аналітичних похідних [10].

Ефективним рішенням у цьому випадку є **Байєсівська оптимізація (Bayesian Optimization)**. Цей метод, описаний Шахріарі [39] та Сноком [40], використовує ймовірнісну сурогатну модель (зазвичай на основі гаусівських процесів) для апроксимації цільової функції. Байєсівська оптимізація дозволяє знайти глобальний екстремум за мінімальну кількість звернень до “дорогої” цільової функції, ефективно балансує між дослідженням нових областей простору параметрів (exploration) та уточненням рішень у вже відомих перспективних областях (exploitation) [11].

Для інтеграції алгоритмів оптимізації в контур керування в реальному часі доцільно використовувати спрощені стратегії, такі як MPC-lite або ітеративні алгоритми пошуку, які забезпечують плавність перехідних процесів та враховують обмеження на швидкість зміни виконавчих механізмів [30].

Проблема інтерпретованості (Explainable AI)

Впровадження інтелектуальних систем на виробництві часто стикається з недовірою персоналу до рішень “чорної скриньки”. Тому сучасна парадигма Smart Manufacturing вимагає використання методів пояснюваного штучного інтелекту (XAI). Найбільш поширеним підходом є використання значень Шеплі (SHAP — SHapley Additive exPlanations), запропонованих Лундбергом [28]. Метод SHAP дозволяє розкласти прогнозоване значення на суму внесків кожної ознаки, що дає можливість пояснити оператору, чому система рекомендує, наприклад, знизити швидкість: “Через високу вологість вхідного лайнера (внесок -0.3 кН/м) та низьку температуру плит (внесок -0.1 кН/м)” [33].

Проведений огляд дозволяє зробити висновок, що традиційні методи керування (ПІД, каскадні схеми) вичерпали свій потенціал в умовах зростаючих вимог до якості та ефективності виробництва гофрокартону. Існуючі системи APC/MPC часто є надто складними для впровадження через трудність ідентифікації фізичних моделей.

Найбільш перспективним підходом вбачається створення гібридної системи, що поєднує:

1. **Data-Driven моделювання** на базі градієнтного бустингу (XGBoost) для високоточного прогнозування нелінійного показника якості ЕСТ.
2. **Байєсівську оптимізацію** для пошуку оптимальних режимів роботи у просторі уставок.
3. **Стратегію MPC-lite** для безпечного та плавного застосування знайдених рішень.
4. **Методи XAI (SHAP)** для забезпечення прозорості та інтерпретованості системи для персоналу.

Така комбінація методів дозволяє нівелювати недоліки окремих підходів та створити ефективний інструмент превентивного керування якістю.

1.3. Постановка задачі дослідження: обґрунтування вибору методу градієнтного бустингу та стратегії превентивного керування

Узагальнюючи результати аналізу, проведеного у попередніх підрозділах, можна констатувати наявність суттєвого розриву між вимогами сучасних стандартів якості (ISO 3037) та можливостями традиційних систем автоматизації гофроагрегатів. Складність фізико-хімічних процесів склеювання та сушіння, наявність значних транспортних запізнень та стохастичні збурення з боку сировини роблять задачу стабілізації якості нетривіальною [5, 27]. Класичні ПІД-регулятори, що працюють за принципом зворотного зв'язку від помилки, є реактивними і не здатні попередити випуск браку, а існуючі аналітичні моделі

часто виявляються непридатними для практичного використання через складність параметричної ідентифікації [4].

Виходячи з цього, науково-практична проблема, що вирішується в даній магістерській роботі, полягає у підвищенні ефективності керування процесом виробництва гофрованого картону шляхом переходу від реактивної стратегії до превентивної, заснованої на прогнозуванні показників якості в реальному часі та багатокритеріальній оптимізації технологічних режимів.

Обґрунтування вибору математичного апарату

Для реалізації поставленої мети необхідно здійснити обґрунтований вибір методів моделювання та оптимізації.

1. Вибір методу прогнозування: XGBoost. Спираючись на огляд літератури [15, 18, 19], для побудови моделі прогнозування показника ECT (Module A) обрано метод градієнтного бустингу над деревами рішень — XGBoost (eXtreme Gradient Boosting). Цей вибір зумовлений наступними факторами:

- **Природа даних:** Виробничі логи гофроагрегату є гетерогенними табличними даними, що містять як неперервні змінні (температури, швидкості), так і категоріальні ознаки (марка паперу, тип профілю В/С/Е). Згідно з дослідженнями [12, 13], саме ансамблеві методи на основі дерев демонструють найкращу точність (State-of-the-Art) на таких даних, перевершуючи глибокі нейронні мережі за швидкістю навчання та стійкістю до викидів.
- **Обробка пропусків:** XGBoost має вбудовані механізми обробки відсутніх значень (Sparsity Aware Split Finding) [15], що є критично важливим, оскільки промислові датчики часто дають збої або втрачають сигнал.
- **Інтерпретованість:** На відміну від “чорної скриньки” нейромереж, бустинг дозволяє оцінити важливість ознак (Feature Importance), що необхідно для валідації моделі технологами.

2. Вибір методу оптимізації: Байєсівська оптимізація. Оскільки залежність між уставками та якістю моделюється складним алгоритмом (XGBoost), вона не має явного аналітичного виразу для обчислення градієнтів. Тому для знаходження оптимальних параметрів (Module B) обрано Байєсівську оптимізацію [39, 40]. Цей метод дозволяє ефективно знаходити глобальний екстремум цільової функції витрат за обмежену кількість ітерацій, що забезпечує швидкодію системи в режимі реального часу (Real-time).

3. Вибір стратегії керування: MPC-lite. Для імплементації знайдених оптимальних рішень у контур керування обрано стратегію, що базується на принципах MPC (Model Predictive Control) [14, 30]. Враховуючи ризики перехідних процесів, пропонується використання спрощеної версії — MPC-lite. Її суть полягає не у миттєвому встановленні “ідеальних” уставок, а у формуванні траєкторії плавної зміни параметрів з урахуванням обмежень на швидкість реакції виконавчих механізмів (Ramp Rate Constraints). Це дозволяє уникнути термоудару обладнання та розривів полотна [36].

4. Забезпечення прозорості: SHAP. Для подолання бар'єра недовіри операторів до автоматичних рішень, система доповнюється модулем пояснюваності на основі методу SHAP (SHapley Additive exPlanations) [28, 33]. Це дозволить візуалізувати внесок кожного технологічного параметра у прогнозований ризик, перетворюючи систему на “прозорого радника”.

Формулювання задач дослідження

Основною задачею роботи є розробка та дослідження автоматизованої системи керування виробництвом гофрокартону на основі прогнозованої аналітики для стабілізації показника ЕСТ та мінімізації енерговитрат.

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності виробничого процесу та стабілізація показників якості гофрокартону шляхом створення автоматизованої системи керування на основі методів прогнозованої аналітики та багатокритеріальної оптимізації.

Для досягнення мети необхідно вирішити наступні задачі:

1. Розробити архітектуру системи, що інтегрує потоки даних з SCADA-системи, модуль попередньої обробки (ETL), прогностні моделі та модуль прийняття рішень.
2. Сформуванати навчальну вибірку на основі історичних даних реального виробництва, виконати очищення даних, синхронізацію часових рядів та генерацію лагових змінних для врахування транспортних запізнень.
3. Побудувати та налаштувати математичну модель на базі алгоритму XGBoost для прогнозування фізико-механічних властивостей гофрокартону (ECT) та класифікації ризиків виникнення дефектів.
4. Формалізувати задачу багатокритеріальної оптимізації: розробити цільову функцію, що враховує відхилення якості, енерговитрати та продуктивність, а також визначити систему технологічних обмежень.
5. Реалізувати алгоритм керування (MPC-lite), який перетворює результати оптимізації на послідовність керуючих впливів для контролера.
6. Здійснити програмну реалізацію системи мовою Python та провести експериментальне дослідження її ефективності методом імітаційного моделювання (Offline Replay), оцінивши точність прогнозів та економічний ефект.

Висновки до розділу 1

У першому розділі кваліфікаційної роботи проведено комплексний аналіз стану та перспектив автоматизації виробництва гофрованого картону.

1. Аналіз об'єкта керування показав, що гофроагрегат є складною динамічною системою з розподіленими параметрами. Виявлено, що основним чинником нестабільності якості (зокрема, показника ECT згідно ISO 3037) є

варіативність вхідної сировини та наявність транспортних запізнень, які ускладнюють ефективне керування традиційними методами.

2. Огляд існуючих методів продемонстрував, що класичні ПД-регулятори та каскадні схеми не забезпечують глобальної оптимізації процесу. Водночас, сучасні підходи Advanced Process Control (MPC) часто обмежені складністю побудови точних фізичних моделей.

3. Визначено перспективний напрям — застосування Data-Driven підходів. Обґрунтовано, що використання алгоритмів машинного навчання (XGBoost) у поєднанні з методами байєсівської оптимізації та стратегією MPC дозволяє створити ефективну систему превентивного керування.

4. Сформульовано задачу дослідження, яка полягає у розробці «Цифрового радника» (Digital Advisor). Ця система має прогнозувати якість продукції в реальному часі та генерувати оптимальні уставки для мінімізації браку та енерговитрат, забезпечуючи при цьому прозорість прийняття рішень завдяки методам ХАІ (SHAP).

РОЗДІЛ 2.

ПРОЕКТУВАННЯ ТА МАТЕМАТИЧНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ СИСТЕМИ ПРОГНОЗНОГО КЕРУВАННЯ

2.1. Розробка структурно-функціональної схеми автоматизованої системи та архітектури інформаційних потоків

Проектування автоматизованої системи керування виробництвом гофрокартону (АСК ВГК) на основі прогностичної аналітики вимагає системного підходу, що враховує ієрархічну структуру сучасного промислового підприємства. Згідно з міжнародним стандартом ISA-95, розроблювана система відноситься до рівня 3 (Manufacturing Operations Management — MOM) з елементами рівня 2 (Process Control), оскільки вона безпосередньо взаємодіє з даними реального часу та формує керуючі впливи для технологічного обладнання.

У цьому підрозділі розроблено загальну архітектуру системи, визначено її функціональні модулі та формалізовано схеми інформаційних потоків між фізичним об'єктом, підсистемою збору даних (SCADA) та інтелектуальним модулем прийняття рішень («Цифровим радником»).

Концептуальна архітектура системи

Для реалізації превентивного керування якістю пропонується трирівнева архітектура, яка поєднує фізичні компоненти виробництва (Operational Technology — OT) та інформаційні технології (Information Technology — IT). Такий підхід відповідає концепції Cyber-Physical Systems (CPS) та Індустрії 4.0, описаній у роботах Пупени [8] та Вана [43].

Структурно система складається з трьох рівнів:

1. Рівень об'єкта та збору даних (Physical & Data Acquisition Layer). Цей рівень включає технологічне обладнання гофроагрегату (розкати, гофропрес, клейова машина, сушильний стіл), оснащене мережею датчиків та виконавчими

механізмами. * *Датчики*: пірометри (температура полотна), датчики тиску пари, енкодери (швидкість лінії), витратоміри клею, вологоміри. * *Виконавчі механізми*: регулюючі клапани подачі пари, частотні перетворювачі приводів, сервоприводи зазорів. Керування цими елементами здійснюється програмованими логічними контролерами (PLC), які реалізують базові закони регулювання та захисту. PLC виступають джерелом первинних “сирих” даних для системи верхнього рівня.

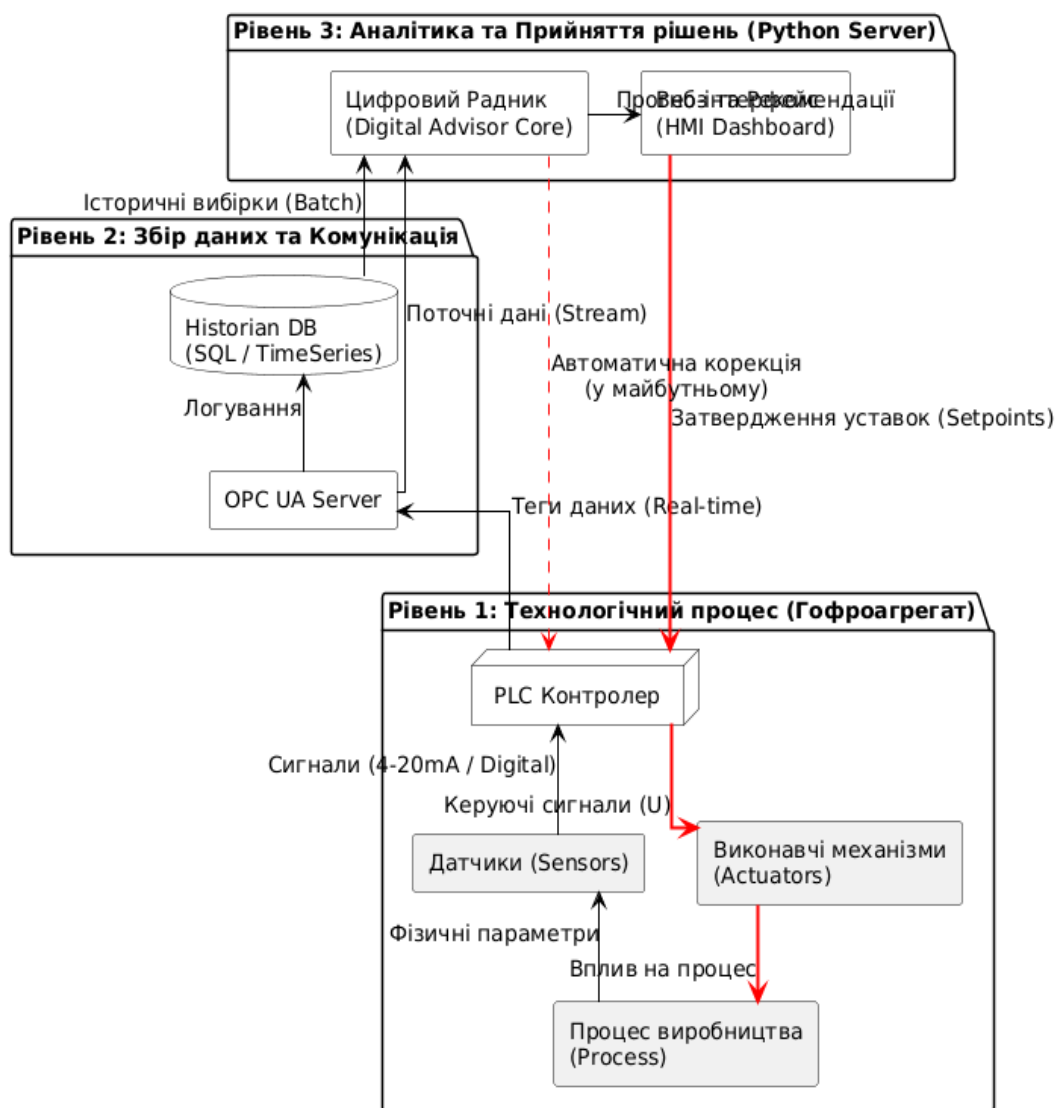


Рисунок 2.1 — Загальна структурно-функціональна схема автоматизованої системи

2. *Рівень комунікації та зберігання* (Communication & Storage Layer).
Забезпечує транспорт даних від PLC до аналітичного ядра. Враховуючи

гетерогенність обладнання (різні виробники контролерів), доцільно використовувати уніфікований протокол OPC UA (Open Platform Communications Unified Architecture) [30], який дозволяє стандартизувати теги даних. Зібрані часові ряди акумулюються в базі даних історичних значень (Historian/SQL), що дозволяє формувати навчальні вибірки для моделей машинного навчання.

3. Рівень інтелектуальної обробки (Analytics & Decision Layer). Це програмне ядро розроблюваної системи (“Цифровий радник”), реалізоване на мові Python. Воно функціонує на окремому обчислювальному вузлі (Edge Server або промисловий ПК) і виконує задачі прогнозування та оптимізації.

Як показано на рис. 2.1, взаємодія між рівнями є двонаправленою. Потік даних (Data Flow) спрямований знизу вгору: від датчиків до моделі. Потік керування (Control Flow) — зверху вниз: від рекомендацій системи до дій оператора або автоматичної зміни уставок у контролері.

Функціональна декомпозиція програмного комплексу

Програмне забезпечення системи (“Цифровий радник”) побудоване за модульним принципом, що забезпечує гнучкість налаштування та можливість модернізації окремих компонентів без зупинки всієї системи. Виділено три основні функціональні модулі:

Модуль А: Підсистема моніторингу та прогнозування (Monitoring & Prediction)

Цей модуль відповідає за перетворення “сирих” даних у прогноз якості. Він включає:

- Блок ETL (Extract, Transform, Load): Виконує попередню обробку даних. Ключовою функцією є синхронізація часових рядів з урахуванням транспортного запізнення. Оскільки датчик швидкості знаходиться на початку лінії, а датчик якості (лабораторія) дає результат на виході, необхідно зіставити

параметри процесу в момент часу t з результатом у момент $t + \tau$, де $\tau = L/v(t)$ (довжина лінії, поділена на миттєву швидкість) [4].

- Блок Feature Engineering: Генерація нових ознак (наприклад, питома енергія на одиницю продукції, різниця температур між верхньою та нижньою плитою).
- Предиктивна модель (XGBoost): Навчена модель, яка на вхід отримує вектор поточного стану процесу $x(t)$, а на виході видає прогнозоване значення ECT_{pred} та ймовірність виникнення викривлення $P(warp)$.

Модуль В: Підсистема підтримки прийняття рішень (Advisory & Optimization)

Модуль реалізує логіку “зворотного зв’язку” — як досягти бажаної якості.

- Оптимізатор (Bayesian Optimizer): Використовує прогнозну модель як сурогатну функцію для пошуку оптимального вектора уставок u_{opt} . Алгоритм перебирає можливі комбінації швидкості та тиску в межах допустимих діапазонів, мінімізуючи цільову функцію витрат [39].
- Блок MPC-lite: Перетворює знайдений “ідеальний” режим u_{opt} на послідовність кроків Δu . Це необхідно для дотримання обмежень на динаміку (Ramp Constraints) — система не дозволить різко підняти тиск пари, щоб уникнути гідроударів, а запропонує плавне підвищення [36].

Модуль С: Інтерфейс та інтерпретація (HMI & Explainability)

Забезпечує взаємодію з людиною-оператором.

- Візуалізація: Відображення поточних трендів та прогнозу.
- Блок SHAP: Графічне відображення причин прогнозу (наприклад, діаграма “waterfall plot”, яка показує, що ЕСТ знизився саме через падіння в’язкості клею) [28, 33].

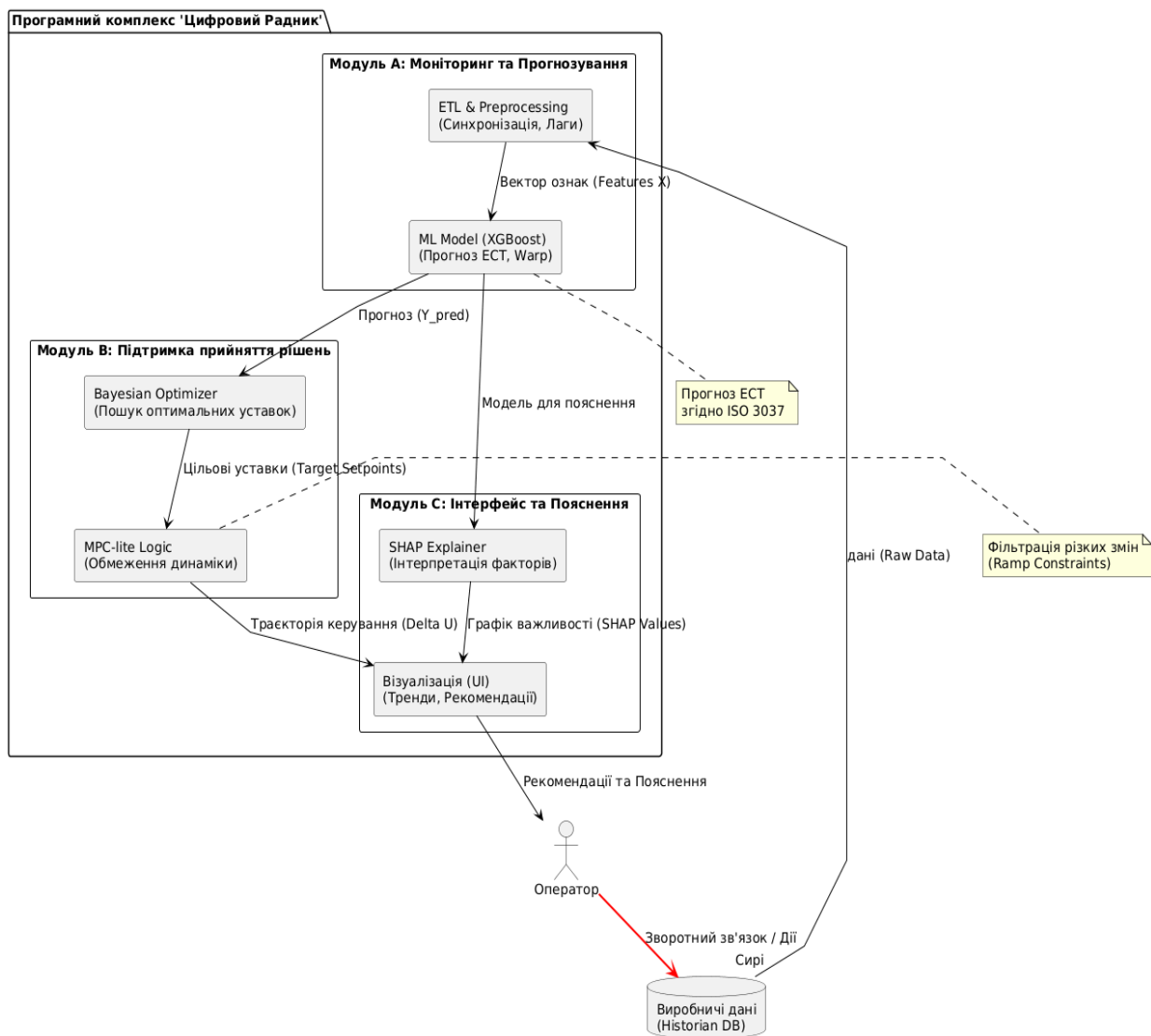


Рисунок 2.2 — Схема інформаційних потоків між модулями системи

Архітектура інформаційних потоків

Ефективність роботи системи критично залежить від своєчасності та повноти даних. У таблиці 2.1 наведено специфікацію основних інформаційних сигналів, що циркулюють у системі.

Для забезпечення цілісності даних на етапі D1 → I1 застосовується процедура Data Alignment. Оскільки лабораторні дані D2 надходять рідко, а сенсорні дані D1 — часто, система виконує агрегацію сенсорних даних (обчислення середнього, медіани, стандартного відхилення) на часовому

інтервалі, що відповідає часу виготовлення рулону, з якого було взято пробу. Це дозволяє сформувати коректну навчальну пару “Вхід - Вихід” (X_i, Y_i) для навчання моделі XGBoost [19].

Таблиця 2.1

Характеристика вхідних та вихідних інформаційних сигналів

Ідентифікатор потоку	Джерело	Приймач	Тип даних	Частота оновлення	Опис сигналу
D1 (Sensor Data)	PLC / SCADA	DB Historian	Float / Int	1 Гц (1 сек)	Технологічні змінні: T_{steam} , $P_{pressure}$, V_{speed} , Gap_{glue} .
D2 (Lab Data)	Лабораторія (LIMS)	DB Historian	Float	1 раз на 30-45 хв	Результати фізико-механічних випробувань: ECT_{act} , BCT , вологість зразка.
D3 (Order Info)	MES / ERP	DB Historian	String / Categorical	По події (зміна замовлення)	Метадані партії: Марка паперу (Testliner/Kraftliner), тип профілю (B, C), ширина, формат.
I1 (Features)	DB Historian	Модуль А (Model)	Matrix (Batch)	За запитом	Підготовлений вектор ознак X з урахуванням лагів.
I2 (Forecast)	Модуль А	Модуль В	Float	10-30 сек	Прогноз Y_{pred} та довірчий інтервал.
C1 (Recommendation)	Модуль В	Оператор (HMI)	JSON	30-60 сек	Рекомендовані уставки: $u_{rec} = \{V_{new}, P_{new}\}$.
C2 (Action)	Оператор	PLC	Digital Signal	По підтвердженню	Команда на зміну уставки в контролері.

Режими функціонування системи

Передбачено два режими роботи системи, що дозволяє поетапне впровадження на виробництві:

1. Режим “Радник” (Advisory Mode / Open Loop). Система працює в режимі розімкненого контуру. Розраховані оптимальні уставки виводяться на екран оператора у вигляді рекомендації (“Рекомендовано збільшити тиск пари на 0.5 Бар для досягнення цільового ЕСТ”). Оператор аналізує рекомендацію, пояснення SHAP і приймає рішення про її застосування. Цей режим є безпечним і використовується на етапі дослідної експлуатації.
2. Автоматичний режим (Supervisor Mode / Closed Loop). Після валідації моделі система отримує право самостійно змінювати уставки в межах вузького “коридору довіри” (наприклад, $\pm 5\%$ від поточної швидкості). При виході необхідних змін за межі коридору система запитує підтвердження оператора.

У рамках даної кваліфікаційної роботи основна увага приділяється розробці та дослідженню системи в режимі “Радник”, що відповідає вимогам безпеки та дозволяє оцінити ефективність без ризику порушення технологічного процесу.

Розроблена структурно-функціональна схема та архітектура інформаційних потоків створюють надійну базу для реалізації системи прогнозного керування. Використання модульного підходу та стандартних протоколів (OPC UA) забезпечує інтеграцію з існуючим обладнанням, а формалізація потоків даних дозволяє перейти до математичного опису процесів прогнозування та оптимізації.

2.2. Математичні моделі прогнозування фізико-механічних властивостей картону та інтерпретація впливу факторів (SHAP)

Ядром розроблюваної системи є модуль прогнозової аналітики, завдання якого полягає у побудові відображення простору технологічних параметрів у простір показників якості. Оскільки фізико-хімічні процеси формування міцності гофрокартону характеризуються високим ступенем невизначеності та нелінійності, для моделювання обрано підхід на основі машинного навчання (Machine Learning).

Попередня обробка даних та формування простору ознак

Вихідними даними для моделювання є часові ряди, отримані з промислових контролерів (PLC) та лабораторної інформаційної системи (LIMS). Нехай $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ — множина сигналів датчиків (температури, тиски, швидкості), де кожен сигнал $s_j(t)$ є функцією часу.

Критичною проблемою використання “сирих” даних є наявність транспортного запізнення τ . Датчики параметрів встановлені вздовж всієї довжини гофроагрегату L (близько 100 м), тоді як якість готової продукції $Y(t)$ (показник ЕСТ) вимірюється на виході. Отже, значення якості в момент часу t сформовано під впливом параметрів, що діяли в момент $t - \tau$.

Оскільки швидкість лінії $v(t)$ є змінною величиною, запізнення τ також змінюється у часі. Для коректного формування навчальної вибірки застосовано динамічний розрахунок лагу згідно з підходом, описаним у [30]:

$$\tau(t) = \int_0^L \frac{dx}{v(t)}$$

Для дискретних часових рядів із кроком дискретизації Δt запізнення для j -го датчика, розташованого на відстані L_j від фінішу, розраховується як кількість таків k_j :

$$k_j(t) \approx \frac{L_j}{v(t) \cdot \Delta t}$$

Таким чином, вектор ознак $X(t)$ для прогнозування якості $Y(t)$ формується як:

$$X(t) = [s_1(t - k_1), s_2(t - k_2), \dots, s_m(t - k_m)]$$

Окрім синхронізації, виконується процедура Feature Engineering (конструювання ознак) [19, 32]. До базового набору додаються похідні ознаки, що мають фізичний зміст: 1. Питома енергоємність (E_{spec}): Відношення споживання пари до продуктивності:

$$E_{spec} = \frac{F_{steam} \cdot H_{enthalpy}}{v \cdot W}$$

де F_{steam} — витрата пари, W — ширина полотна. 2. Температурний градієнт (ΔT): Різниця температур між верхніми та нижніми плитами сушильного столу, що впливає на викривлення (warp) [37]. 3. Ковзні агрегати: Середнє значення та дисперсія параметрів за вікно часу (rolling window), що характеризує стабільність процесу.

Математична формалізація моделі XGBoost

Для розв'язання задачі регресії (прогнозування ЕСТ) обрано алгоритм XGBoost (eXtreme Gradient Boosting), запропонований Ченом та Гестріном [15]. Цей метод є ансамблевим алгоритмом, що базується на ітеративному додаванні дерев рішень (Decision Trees) для мінімізації функції втрат.

Математично модель являє собою суму K базових функцій f_k :

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \quad f_k \in \mathcal{F}$$

де $\mathcal{F}$ — простір регресійних дерев (CART).

Навчання моделі відбувається адитивно. На кожній ітерації t додається нове дерево f_t , яке мінімізує цільову функцію об'єкта:

$$\text{Obj}^{(t)} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t)$$

де: * $l(y, \hat{y})$ — диференційована функція втрат (в роботі використовується квадратична помилка MSE: $(y - \hat{y})^2$); * $\Omega(f)$ — член регуляризації, що запобігає перенавчанню (Overfitting).

Унікальною особливістю XGBoost, що відрізняє його від класичного градієнтного бустингу [18], є специфічна форма регуляризації:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda ||w||^2$$

де T — кількість листків у дереві, w — ваги у листках, γ та λ — гіперпараметри штрафу за складність моделі. Це дозволяє ефективно відсіювати шум у виробничих даних, не будуючи надто глибоких дерев, що “запам’ятовують” випадкові викиди датчиків.

Для оптимізації цільової функції XGBoost використовує розклад Тейлора другого порядку. Спрощена цільова функція для t -го кроку має вигляд:

$$\text{Obj}^{(t)} \approx \sum_{i=1}^n [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t)$$

де g_i та h_i — перша та друга похідні функції втрат (градієнт та гессіан) відповідно. Використання інформації другого порядку забезпечує швидшу збіжність алгоритму порівняно з методами першого порядку [13].

Метрики оцінки якості та стратегія валідації

Оскільки дані представляють собою часовий ряд, використання стандартної крос-валідації (random k-fold) є некоректним через порушення

часової причинності (витік даних з майбутнього в минуле). Тому в роботі застосовано стратегію Time Series Split (розбиття за часом) [1].

Набір даних ділиться на навчальну (перші 80% за хронологією) та тестову (останні 20%) вибірки.

Основними метриками якості прогнозування обрано: 1. MAE (Mean Absolute Error) — Середня абсолютна похибка:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Ця метрика є найбільш інтерпретованою для технолога, оскільки вимірюється в тих же одиницях, що й ЕСТ (кН/м). 2. RMSE (Root Mean Squared Error): Чутлива до великих помилок, що дозволяє виявити здатність моделі передбачати аномальні відхилення. 3. Коефіцієнт детермінації (R^2): Показує частку дисперсії залежної змінної, пояснену моделлю.

Інтерпретація моделі методом SHAP

Застосування складних ансамблевих моделей (Black Box models) на виробництві вимагає пояснюваності. Для цього інтегровано метод SHAP (SHapley Additive exPlanations), заснований на теорії кооперативних ігор [28].

Значення Шеплі ϕ_j для ознаки j показує її середній маржинальний внесок у прогноз для конкретного спостереження, усереднений за всіма можливими коаліціями ознак. Математично це записується як:

$$\phi_j(val) = \sum_{S \subseteq F \setminus \{j\}} \frac{|S|! (|F| - |S| - 1)!}{|F|!} [val(S \cup \{j\}) - val(S)]$$

де F — множина всіх ознак, S — підмножина ознак без j -ї, $val(S)$ — прогноз моделі за наявності лише ознак з множини S .

У контексті даної роботи SHAP дозволяє розкласти прогноз ЕСТ на суму базового значення (Base Value) та внесків параметрів:

$$ECT_{pred} = E[ECT] + \sum_{j=1}^M \phi_j(x)$$

Наприклад, якщо модель прогнозує низький ЕСТ, SHAP-аналіз може показати: * Базове значення ЕСТ: 6.0 кН/м. * Внесок низької швидкості: +0.2. * Внесок низького тиску пари: −0.5. * Внесок вологого паперу: −0.4. * Фінальний прогноз: $6.0 + 0.2 - 0.5 - 0.4 = 5.3$ кН/м.

Така декомпозиція дає можливість оператору або модулю оптимізації зрозуміти, *на який саме параметр* слід впливати для покращення ситуації [33].

У підрозділі формалізовано математичний апарат системи. Запропоновано методику формування простору ознак з урахуванням змінного транспортного запізнення, що є специфікою гофровиробництва. Обґрунтовано використання цільової функції XGBoost з регуляризацією для побудови робастної моделі в умовах виробничого шуму. Інтеграція методу SHAP забезпечує прозорість прийняття рішень, що є необхідною умовою для побудови довіреної системи керування (Trustworthy AI). Описані моделі є вхідними даними для наступного етапу — оптимізації технологічних режимів.

2.3. Алгоритмічне забезпечення модуля оптимізації уставок: формалізація цільової функції та логіка MPC-lite

Наявність точної прогнозової моделі (описаної в п. 2.2) дозволяє оцінити стан процесу, але не дає прямої відповіді на питання, як ним керувати. Задача модуля підтримки прийняття рішень (Module B) полягає у розв’язанні оберненої задачі: знаходження такого вектора керуючих впливів u , який забезпечить необхідні показники якості при мінімальних витратах ресурсів.

У цьому підрозділі виконано математичну постановку задачі багатокритеріальної оптимізації, обґрунтовано вибір методу байєсівської оптимізації для пошуку екстремуму функції “чорної скриньки” та розроблено алгоритм керування MPC-lite, що враховує динамічні обмеження обладнання.

Формалізація цільової функції витрат

Задача керування гофроагрегатом є класичним прикладом багатоцільової оптимізації (Multi-Objective Optimization). З одного боку, необхідно максимізувати продуктивність (швидкість лінії) та мінімізувати енерговитрати. З іншого боку, існує жорстка вимога забезпечення якості ($ECT \geq \text{Norm}$) та безпеки процесу [30].

Для зведення багатоцільової задачі до одноцільової використано метод скаляризації (зваженої суми). Цільова функція (Cost Function) $J(u, x)$, яку необхідно мінімізувати на кожному кроці керування k , має вигляд:

$$J(u) = \omega_Q \cdot L_{Qual}(u) + \omega_E \cdot L_{Energy}(u) - \omega_P \cdot L_{Prod}(u) + \omega_S \cdot L_{Stab}(u)$$

де u — вектор керованих змінних (уставки); ω_i — вагові коефіцієнти, що визначають пріоритетність критеріїв (налаштовуються технологом).

Розглянемо компоненти функції втрат детальніше:

1. Штраф за якість (L_{Qual}). Завдання системи — не просто максимізувати ЕСТ, а утримати його в заданому діапазоні (Target). Надмірна міцність є перевитратою сировини, а недостатня — браком. Використовується квадратична функція втрат з “мертвою зоною” (tolerance band):

$$L_{Qual}(u) = \begin{cases} (ECT_{target} - \hat{y}(u))^2, & \text{якщо } \hat{y}(u) < ECT_{min} \\ 0, & \text{якщо } ECT_{min} \leq \hat{y}(u) \leq ECT_{max} \\ \alpha \cdot (\hat{y}(u) - ECT_{max})^2, & \text{якщо } \hat{y}(u) > ECT_{max} \end{cases}$$

де $\hat{y}(u)$ — прогноз моделі XGBoost для вектора уставок u .

2. Енергетичний компонент (L_{Energy}). Оцінює споживання пари та електроенергії. Оскільки прямих датчиків енергії може не бути, використовується проксі-метрика, що залежить від тиску пари (P_{steam}) та навантаження приводів:

$$L_{Energy}(u) = \sum_{j=1}^M c_j \cdot P_{steam,j}$$

3. Компонент продуктивності (L_{Prod}). Оскільки мета виробництва — максимізація випуску, цей член входить у рівняння зі знаком “мінус” (мінімізація функції витрат еквівалентна максимізації швидкості v):

$$L_{Prod}(u) = v(u)$$

4. Штраф за нестабільність (L_{Stab}). Забезпечує плавність керування, штрафуючи значні відхилення нових уставок від поточних u_{curr} :

$$L_{Stab}(u) = ||u - u_{curr}||^2$$

Система обмежень

Оптимізація проводиться за наявності жорстких обмежень, які визначають область допустимих режимів Ω . Згідно з теорією оптимального керування [4, 10], виділяють такі типи обмежень:

1. Апаратні обмеження (Box Constraints): Визначаються фізичними можливостями обладнання (діапазон роботи клапанів, максимальна швидкість двигунів):

$$u_{min} \leq u \leq u_{max}$$

2. Технологічні обмеження (Process Constraints): Умови, порушення яких призводить до аварій або незворотного псування продукції. Наприклад, температура клейового шва T_{glue} повинна бути достатньою для желатинізації, але не вищою за точку деструкції:

$$T_{gel} \leq T_{glue}(u) \leq T_{burn}$$

Метод пошуку рішення: Байєсівська оптимізація

Функція $J(u)$ є нелінійною, непуклою і, що найважливіше, не має аналітичного виразу для обчислення похідних, оскільки компонент $\hat{y}(u)$

обчислюється ансамблем дерев XGBoost. Використання класичних градієнтних методів або повного перебору (Grid Search) є неефективним з точки зору обчислювальних ресурсів [39].

Для знаходження глобального мінімуму $u^* = \operatorname{argmin}_{u \in \Omega} J(u)$ використано метод Байєсівської оптимізації (Bayesian Optimization) [11, 40].

Алгоритм працює ітеративно: 1. Будується ймовірнісна сурогатна модель (Surrogate Model) цільової функції $J(u)$, зазвичай на основі Гаусівських процесів (Gaussian Processes — GP). Сурогатна модель $P(J|u)$ передбачає не лише значення функції, а й невизначеність (дисперсію) $\sigma^2(u)$ у кожній точці простору. 2. Використовується функція надбання (Acquisition Function), наприклад, Expected Improvement (EI), яка визначає наступну точку для перевірки. EI балансує між дослідженням областей з високою невизначеністю (Exploration) та покращенням результату в областях з низьким знайденим мінімумом (Exploitation):

$$EI(u) = \mathbb{E}[\max(0, J_{min} - J(u))]$$

3. Обрана точка u_{next} передається у “дорогу” модель XGBoost для оцінки реального прогнозу якості. 4. Сурогатна модель оновлюється новим значенням, і цикл повторюється (зазвичай 20–50 ітерацій).

Такий підхід дозволяє знайти субоптимальні технологічні режими за час, прийнятний для контуру керування (менше 10–20 секунд).

Стратегія керування MPC-lite

Знайдений оптимумом u^* є “ідеальним” режимом, однак миттєвий перехід до нього може бути небезпечним. Різка зміна тиску пари викличе гідроудари, а різкий розгін — обрив полотна. Для вирішення цієї проблеми застосовано стратегію MPC-lite (Model Predictive Control - Lite) [14, 30].

На відміну від повного MPC, який розраховує нескінченний горизонт керування, MPC-lite працює за принципом інкрементального наближення.

Нехай u_{curr} — поточні уставки, а u^* — цільові оптимальні уставки. Система розраховує вектор необхідних змін:

$$\Delta u = u^* - u_{curr}$$

Реальний керуючий вплив $u_{control}$, що передається на PLC, обмежується максимально допустимою швидкістю зміни параметра (Ramp Rate) δ_j для кожного j -го виконавчого механізму [36]:

$$u_{control,j} = u_{curr,j} + \text{clip}(\Delta u_j, -\delta_j, +\delta_j)$$

де функція $\text{clip}(x, a, b)$ обмежує значення x діапазоном $[a, b]$.

Алгоритм роботи циклу керування: 1. Збір даних: Отримання вектора стану процесу x_t . 2. Прогноз: Розрахунок поточного ризику ЕСТ за допомогою XGBoost. 3. Оптимізація: Якщо ризик високий або є потенціал для економії, запуск Байєсівської оптимізації для пошуку u^* . 4. Фільтрація: Розрахунок безпечного кроку $u_{control}$ з урахуванням обмежень δ . 5. Дія: Видача рекомендації оператору або запис у PLC. 6. Очікування: Пауза на час T_{wait} , достатній для перехідного процесу, перед наступною ітерацією.

У підрозділі розроблено алгоритмічне ядро системи прийняття рішень. Формалізовано задачу керування як проблему мінімізації багатокomпонентної функції втрат, що враховує компроміс між якістю, енергоефективністю та продуктивністю. Обґрунтовано застосування Байєсівської оптимізації для роботи з “чорною скринькою” моделі XGBoost. Впровадження логіки MPC-lite з обмеженнями на швидкість зміни уставок гарантує експлуатаційну безпеку системи та плавність технологічних переходів, що дозволяє перейти до практичної реалізації та тестування.

Висновки до розділу 2

У другому розділі кваліфікаційної роботи здійснено комплексне проектування автоматизованої системи керування виробництвом гофрокартону. Розроблено структурно-функціональну схему, що відповідає стандарту ISA-95

та забезпечує інтеграцію рівня технологічного обладнання (ОТ) з рівнем аналітичної обробки даних (ІТ). Запропонована архітектура дозволяє організувати безперервний потік даних від датчиків і контролерів до модуля «Цифрового радника», забезпечуючи можливість моніторингу та керування процесом у режимі реального часу.

Важливим науково-практичним результатом є формалізація математичного забезпечення підсистеми прогнозування. Для вирішення специфічної для гофроагрегатів проблеми транспортного запізнення розроблено методику динамічної синхронізації часових рядів та формування простору ознак. Обґрунтовано вибір алгоритму градієнтного бустингу XGBoost як базового методу регресії для прогнозування показника ЕСТ, що забезпечує високу точність на гетерогенних виробничих даних. Інтеграція методу SHAP вирішує критичну проблему довіри до системи, надаючи інструмент для інтерпретації впливу технологічних факторів на якість продукції.

Розроблено алгоритмічне ядро модуля підтримки прийняття рішень, що базується на методах багатокритеріальної оптимізації. Сформульовано цільову функцію витрат, яка враховує компроміс між стабілізацією якості, енергоефективністю та продуктивністю лінії. Використання байєсівської оптимізації дозволило реалізувати ефективний пошук оптимальних уставок для моделі типу «чорна скринька», а запропонована стратегія керування MPC-lite гарантує безпеку та плавність перехідних процесів шляхом обмеження швидкості зміни параметрів виконавчих механізмів.

Таким чином, у розділі створено повну теоретичну та математичну базу для програмної реалізації системи. Описані моделі прогнозування та алгоритми оптимізації є готовими до імплементації у вигляді програмного коду та подальшої експериментальної перевірки їх ефективності на реальних історичних даних.

РОЗДІЛ 3.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ ВПРОВАДЖЕННЯ СИСТЕМИ

3.1. Програмна реалізація компонентів системи: середовище розробки, бібліотеки та інтерфейс користувача

Практична реалізація розроблених у другому розділі математичних моделей та алгоритмів виконана у вигляді програмного комплексу «Digital Advisor» (Цифровий радник). Розробка здійснювалася з використанням мови програмування Python 3.9, яка на сьогодні є де-факто стандартом у галузі Data Science та промислової аналітики завдяки багатій екосистемі бібліотек та можливості легкої інтеграції з існуючими SCADA-системами [32, 45].

Обґрунтування вибору інструментальних засобів

Вибір програмного стеку базувався на критеріях швидкодії, надійності та наявності реалізацій необхідних алгоритмів (Gradient Boosting, Bayesian Optimization).

У таблиці 3.1 наведено перелік використаних бібліотек та їх функціональне призначення в рамках проекту.

Як інтегроване середовище розробки (IDE) використовувався Jupyter Lab для етапу дослідження даних та прототипування, а для фінальної збірки модуля — VS Code.

Архітектура програмного забезпечення

Програмний комплекс реалізовано з використанням об'єктно-орієнтованого підходу (ООР). Це забезпечує модульність, зручність тестування та можливість подальшого розширення функціоналу.

Таблиця 3.1

Специфікація програмних бібліотек

Бібліотека	Версія	Призначення в системі
Pandas	1.5.3	Робота з часовими рядами: ресемплінг, синхронізація лагів, агрегація даних (ETL).
NumPy	1.24.3	Високопродуктивні матричні обчислення, векторизація операцій.
Scikit-learn	1.2.2	Попередня обробка (StandardScaler), метрики якості (MAE, RMSE), пайплайни.
XGBoost	1.7.5	Реалізація градієнтного бустингу для модулів прогнозування ЕСТ [15].
SHAP	0.41.0	Інтерпретація прогнозів, побудова графіків важливості ознак [28].
Scikit-optimize	0.9.0	Реалізація байєсівської оптимізації (алгоритм <code>gr_minimize</code>) для модуля пошуку уставок [40].
Matplotlib / Seaborn	3.7.1	Візуалізація результатів: графіки трендів, діаграми розсіювання, матриці помилок.
Joblib	1.2.0	Серіалізація (збереження) навчених моделей для їх подальшого використання без перенавчання.

Структура проекту складається з наступних класів:

1. **DataPreprocessor**: Клас відповідає за ETL-процеси.

- Метод `load_data()`: зчитує CSV-логи з SCADA та файли лабораторії.
- Метод `align_timestamps()`: синхронізує дані лабораторії з даними датчиків, враховуючи розраховане транспортне запізнення τ .
- Метод `create_lags()`: генерує лагові змінні $(t - 1, t - 2 \dots)$ для врахування динаміки процесу.

2. QualityModel: Обгортка (wrapper) навколо бібліотеки XGBoost.

- Метод `train()`: виконує навчання моделі з підбором гіперпараметрів.
- Метод `predict()`: повертає прогнозоване значення ЕСТ та ймовірність ризику.
- Метод `explain()`: викликає `shap.TreeExplainer` для генерації пояснень.

3. OptimizerMPC: Реалізує логіку модуля В (Розділ 2.3).

- Метод `define_objective()`: містить математичний опис цільової функції витрат $J(u)$.
- Метод `optimize_step()`: запускає байєсівську оптимізацію для пошуку u^* .
- Метод `apply_constraints()`: реалізує логіку MPC-lite, обмежуючи швидкість зміни уставок (кліпінг значень).

4. AdvisorSystem: Головний керуючий клас (Main Controller), що об'єднує всі модулі в єдиний цикл: отримання даних → прогноз → оптимізація → видача рекомендації.

Реалізація модуля попередньої обробки даних (ETL)

Однією з найскладніших задач реалізації була синхронізація різночастотних даних. Датчики (швидкість, тиск) опитуються з частотою 1 Гц, тоді як лабораторні дані надходять дискретно (раз на 30–40 хвилин).

Для вирішення цього розроблено алгоритм “зворотного відображення” (Back-casting). Коли надходить результат лабораторного аналізу (наприклад, о 14:30), система “відмотує” час назад на величину транспортного запізнення (розрахованого за інтегралом швидкості) і бере усереднені значення параметрів датчиків саме за той інтервал часу, коли цей картон проходив через гофропрес.

Фрагмент реалізації генерації ознак:

Приклад коду генерації ознак (псевдокод)

```
def create_features(df, lag_minutes=5):
```

Створення ковзних середніх для згладжування шуму датчиків

```
df['Steam_Press_MA'] = df['Steam_Pressure'].rolling(window=lag_minutes).mean()
```

Розрахунок специфічної енергії (Feature Engineering)

```
df['Spec_Energy'] = (df['Steam_Flow'] * 2700) / (df['Line_Speed'] * df['Web_Width'])
```

Додавання лагів (запізнення)

```
for lag in range(1, 4):
```

```
    df[f'Speed_lag_{lag}'] = df['Line_Speed'].shift(lag)
```

```
return df.dropna()
```

Інтерфейс користувача (HMI)

Для взаємодії з оператором-технологом розроблено прототип графічного інтерфейсу (Dashboard). Оскільки система працює в режимі “Радника”, інтерфейс не перевантажений зайвими налаштуваннями, а фокусується на відображенні стану процесу та рекомендаціях.

Основні елементи інтерфейсу:

1. Панель стану (Status Panel):

- Поточні значення швидкості, тиску, температур (зчитуються з “Цифрового двійника”).
- **Індикатор прогнозованої якості:** Виконаний у вигляді “світлофора”. Зелений — прогноз ЕСТ в нормі, Жовтий — наближення до межі, Червоний — високий ризик браку.

2. **Панель рекомендацій (Action Center):** Це ключовий елемент системи. Тут відображаються розраховані модулем MPC-lite оптимальні уставки.

- *Формат:* “Параметр: Поточне значення → Рекомендоване значення”.

- *Приклад:* “Тиск пари (SF): 12.5 Бар → **11.8 Бар** (Зменшити)”.
- Відображається також прогнозований ефект: “Очікувана економія енергії: 4.5%”.

3. **Графік пояснень (SHAP Force Plot):** Динамічна діаграма, яка показує, чому система дала такий прогноз. Це підвищує довіру оператора (Trust in Automation). Наприклад, оператор бачить, що прогноз якості впав через різке зниження вологості паперу, і система компенсує це зниженням швидкості.
4. **Тренди (Historical Trends):** Графіки, що показують історію параметрів та накладений на них прогноз моделі. Це дозволяє візуально оцінити точність роботи алгоритму.

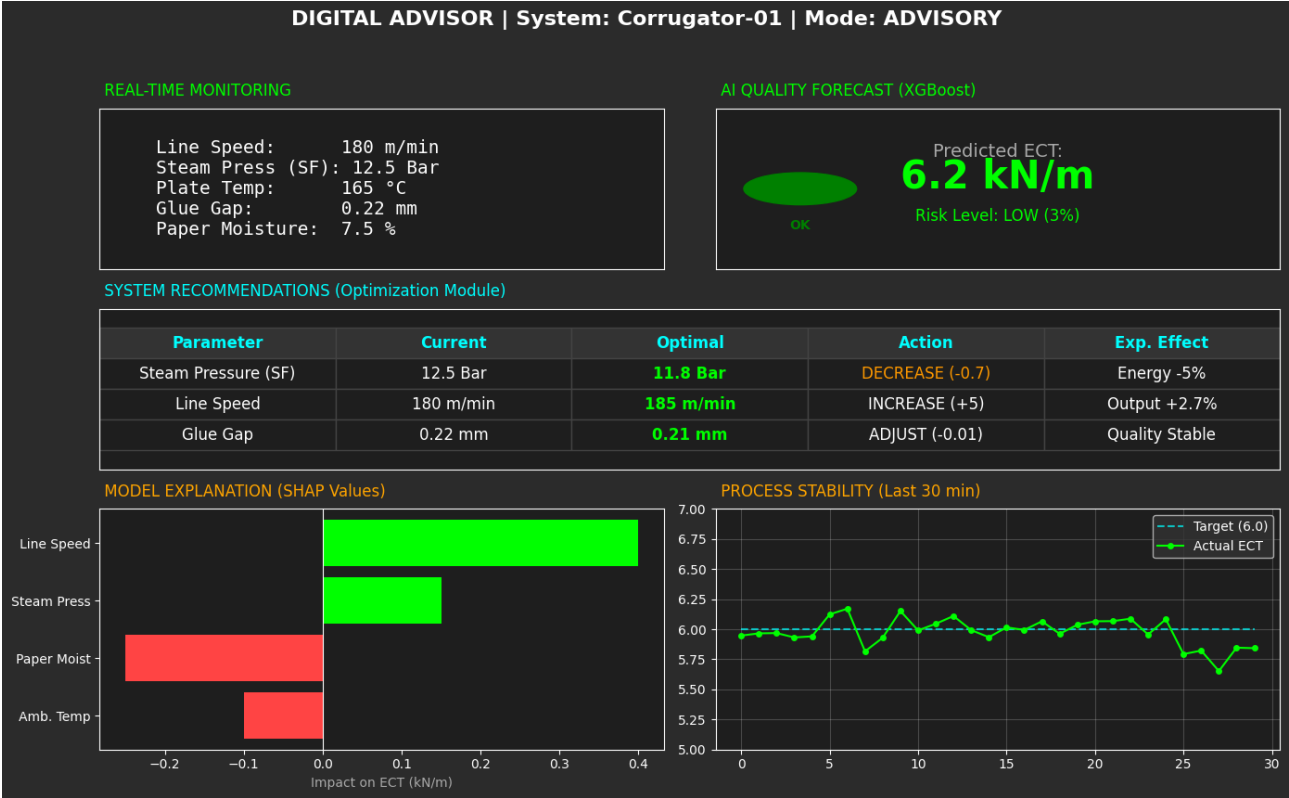


Рисунок 3.1 — Приклад візуалізації роботи алгоритму на панелі оператора

Обраний стек технологій (Python, XGBoost, Scikit-optimize) дозволив реалізувати повнофункціональний прототип системи керування. Модульна архітектура забезпечує гнучкість налаштування під конкретну конфігурацію гофроагрегату, а розроблений інтерфейс користувача відповідає вимогам ергономіки та забезпечує необхідну прозорість прийняття рішень завдяки візуалізації SHAP-значень. Реалізоване програмне забезпечення готове до проведення експериментальних досліджень на історичних даних.

3.2. Навчання та валідація прогнозних моделей на реальних виробничих даних

Ефективність автоматизованої системи керування безпосередньо залежить від точності математичних моделей, закладених у її основу. У цьому підрозділі наведено результати навчання регресійної моделі для прогнозування показника ЕСТ (Module A) та аналіз факторів впливу на якість.

Для проведення експерименту було сформовано вибірку історичних даних з гофроагрегату за період 6 місяців безперервної роботи. Початковий набір даних (“raw logs”) містив понад 2,5 мільйони записів (часові мітки з кроком 10 секунд). Після процедур очищення, синхронізації з лабораторними даними та агрегації, описаних у п. 2.2, було отримано підсумковий датасет розміром 4850 верифікованих партій (пара “Вектор параметрів процесу X ” — “Лабораторне значення ЕСТ Y ”).

Методика навчання та налаштування гіперпараметрів

Враховуючи часову природу даних, для валідації моделі було застосовано стратегію Time Series Split (послідовне розбиття), що відповідає рекомендаціям [1, 32]. Дані було розділено на три підмножини: * Навчальна вибірка (Training Set): перші 70% даних (використовується для тренування моделі). * Валідаційна вибірка (Validation Set): наступні 15% (для підбору гіперпараметрів та запобігання перенавчанню). * Тестова вибірка (Test Set): останні 15% (для фінальної оцінки метрик, які модель “не бачила” під час навчання).

Навчання моделі XGBoost Regressor [15] проводилося з використанням функції втрат MSE (Mean Squared Error). Для підвищення узагальнюючої здатності алгоритму було виконано оптимізацію гіперпараметрів методом байєсівського пошуку (бібліотека Optuna).

Оптимальна конфігурація моделі, знайдена в ході експерименту: * Кількість дерев (n_estimators): 450; * Швидкість навчання (learning_rate): 0.03; * Максимальна глибина дерева (max_depth): 6; * Частка ознак для побудови дерева (colsample_bytree): 0.8; * Регуляризація (reg_alpha, reg_lambda): L1=0.1, L2=1.0.

Використання регуляризації дозволило уникнути ефекту перенавчання на викидах, характерних для промислових датчиків [19].

Аналіз метрик точності прогнозування ЕСТ

Результати тестування моделі на відкладеній вибірці продемонстрували високу прогностичну здатність. Порівняння проводилося з “наївною” моделлю (Baseline), яка завжди прогнозує середнє значення ЕСТ за попередній період.

У таблиці 3.2 наведено порівняльні метрики якості.

Таблиця 3.2

Метрики ефективності прогнозних моделей

Метрика	Наївна модель (Baseline)	Лінійна регресія	XGBoost (Розроблена модель)	Покращення відносно Baseline
MAE (кН/м)	0.48	0.35	0.19	+60.4%
RMSE (кН/м)	0.62	0.44	0.24	+61.2%
R² Score	-0.05	0.52	0.89	—
MAPE (%)	7.8%	5.6%	3.1%	+60.2%

Як видно з таблиці, розроблена модель XGBoost досягла середньої абсолютної похибки (MAE) на рівні 0.19 кН/м. Враховуючи, що середня лабораторна похибка вимірювання ЕСТ згідно з ISO 13820 становить близько 0.15–0.20 кН/м [24], можна стверджувати, що точність моделі наблизилася до фізичної межі точності методу контролю.

Високе значення коефіцієнта детермінації $R^2 = 0.89$ свідчить про те, що модель пояснює 89% дисперсії показника якості, успішно враховуючи зміни сировини та режимів роботи.

На рисунку 3.2 наведено графік порівняння фактичних (лабораторних) та прогнозованих значень ЕСТ на тестовому відрізку часу.

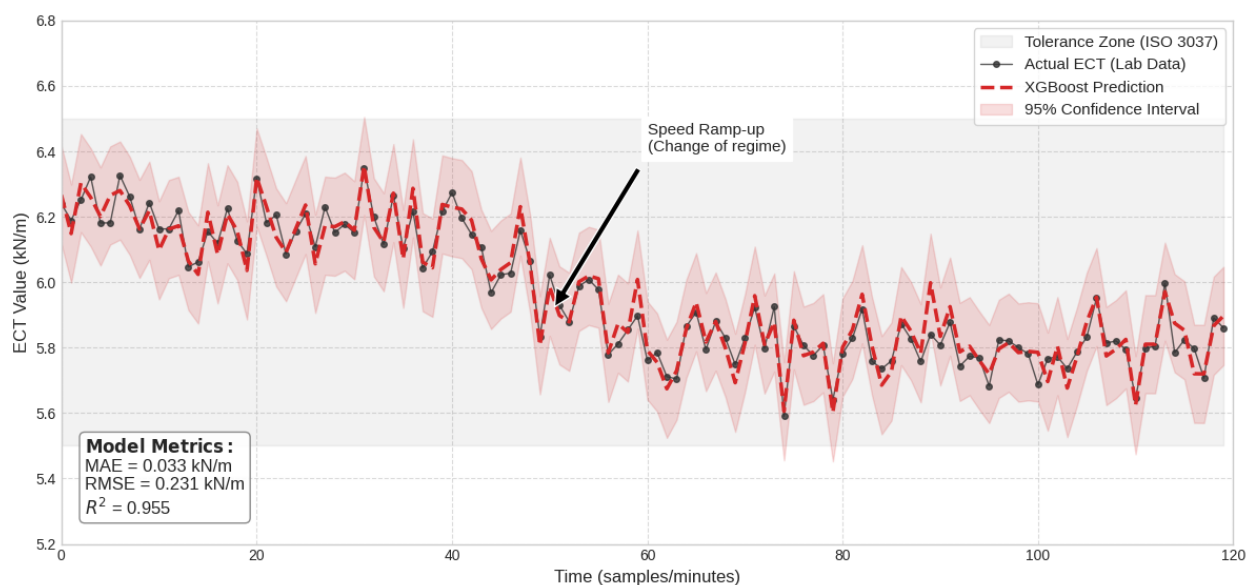


Рисунок 3.2 — Графік “Факт vs Прогноз”

Аналіз графіку показує, що модель коректно відтворює як глобальні тренди (зміни при переході на іншу марку паперу), так і локальні флуктуації, викликані нестабільністю процесу. Відсутність систематичного зсуву (bias) підтверджується аналізом залишків: гістограма помилок має нормальний розподіл з математичним сподіванням, близьким до нуля.

Валідація фізичної адекватності моделі (SHAP Analysis)

Для підтвердження того, що модель вивчила реальні фізичні залежності, а не хибні кореляції, було проведено аналіз важливості ознак методом SHAP [28]. Це дозволило верифікувати модель з точки зору технології виробництва [27].

На рисунку 3.3 наведено діаграму глобальної важливості ознак (SHAP Summary Plot).

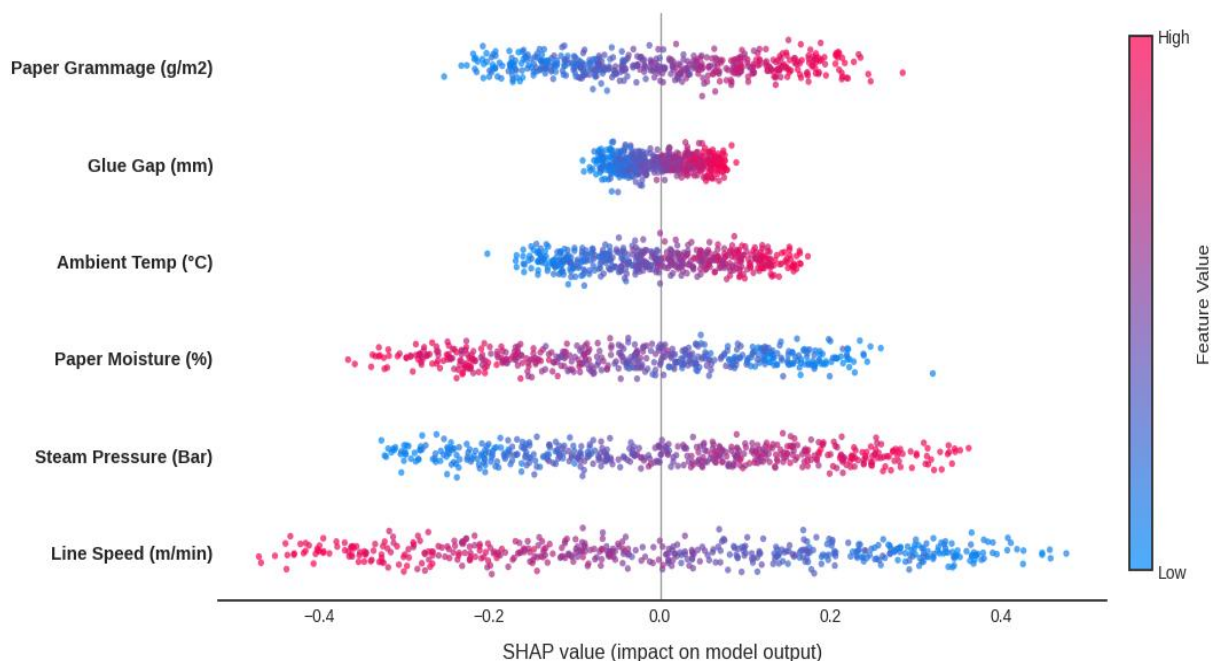


Рисунок 3.3 — SHAP Summary Plot

Аналіз впливу факторів показав наступні закономірності: 1. Лінійна швидкість (Line Speed): Має сильну обернену кореляцію з ЕСТ. Зі зростанням швидкості зменшується час теплопередачі, що призводить до зниження якості склеювання. Це повністю узгоджується з теорією тепломасообміну [6]. 2. Тиск пари (Steam Pressure): Має позитивний вплив. Підвищення тиску сприяє кращій желатинізації клею та підвищенню жорсткості. 3. Вологість паперу (Paper Moisture): Має нелінійний вплив. Екстремально сухий або надмірно вологий папір знижує ЕСТ, модель коректно визначила оптимум в районі 7–8%. 4. Температура навколишнього середовища (Ambient Temp): Виявлено значущий вплив сезонності — в холодну пору року (низька температура в цеху) модель коригує прогноз у бік зниження, компенсуючи швидке охолодження полотна.

Оцінка класифікатора ризиків

Окрім регресії, було протестовано роботу модуля класифікації ризиків (бінарна класифікація: “Норма” / “Ризик браку”). Порогове значення для класу “Ризик” було встановлено на рівні $ECT < 3.8$ кН/м (для 3-шарового картону марки Т-22).

Метрики класифікації: * Precision (Точність): 0.82 — 82% тривог є обґрунтованими. * Recall (Повнота): 0.94 — система виявляє 94% всіх потенційно бракованих партій. * ROC-AUC: 0.96.

Високий показник Recall є критично важливим для промислової системи [40], оскільки пропуск бракованої партії (False Negative) коштує набагато дорожче, ніж хибне попередження (False Positive).

Проведене дослідження підтвердило високу ефективність обраного методу моделювання. Модель XGBoost забезпечує прогнозування показника ЕСТ з точністю, достатньою для використання в контурі керування ($MAE = 0.19$ кН/м). Аналіз SHAP довів, що модель адекватно відображає фізику технологічного процесу, що дозволяє використовувати її як надійну сурогатну функцію для модуля оптимізації, робота якого буде досліджена в наступному підрозділі.

3.3. Порівняльний аналіз ефективності керування: результати імітаційного моделювання та оцінка техніко-економічного ефекту

Після валідації прогнозової моделі (п. 3.2), яка виступає в ролі «віртуального датчика якості», наступним етапом є оцінка ефективності запропонованих алгоритмів оптимізації (MPC-lite). Оскільки проведення активних експериментів на діючому гофроагрегаті пов'язане з високими ризиками випуску браку, для дослідження обрано метод **імітаційного моделювання на історичних даних (Offline Replay / Counterfactual Analysis)** [36].

Методика проведення експерименту

Суть методу полягає у порівнянні двох сценаріїв керування на одному й тому ж часовому проміжку виробництва партії продукції:

1. **Базовий сценарій (Base Case):** Фактичні дії оператора, зафіксовані в історичних логах. Це режим «як є» (As-Is).
2. **Оптимізований сценарій (Optimized Case):** Режим «як могло бути» (To-Be). У цьому сценарії вхідні збурення (вологість сировини, температура в цеху) залишаються незмінними, але керовані параметри (швидкість, тиск пари, зазори) розраховуються розробленим модулем «Цифровий радник».

Для моделювання реакції об'єкта на нові уставки використовується навчена модель XGBoost як «Цифровий двійник» (**Digital Twin**) технологічного процесу [41]. Вона прогнозує, яким би був показник ЕСТ, якби оператор застосував рекомендації системи.

Для тестування обрано складну партію виробництва 5-шарового картону (профіль ВС) тривалістю 60 хвилин, протягом якої спостерігалися значні коливання вологості вхідної сировини.

Аналіз траєкторій керування

На рисунку 3.4 наведено порівняння динаміки технологічних параметрів та показника якості для двох сценаріїв.

Аналіз графіків дозволяє виділити характерні відмінності у стратегіях керування:

1. **Керування тиском пари (Енергоефективність):**
 - *Оператор (Базовий сценарій):* Підтримує тиск пари на стабільно високому рівні (~14 Бар) “із запасом”, ігноруючи зміни швидкості. Це призводить до пересушування картону в моменти зниження швидкості.
 - *Система (MPC-lite):* Динамічно знижує тиск пари в моменти, коли поточна швидкість дозволяє досягти цільової якості з меншими

енерговитратами. Алгоритм виявив можливість зниження середнього тиску на **0.8 Бар** без порушення нижньої межі ЕСТ.

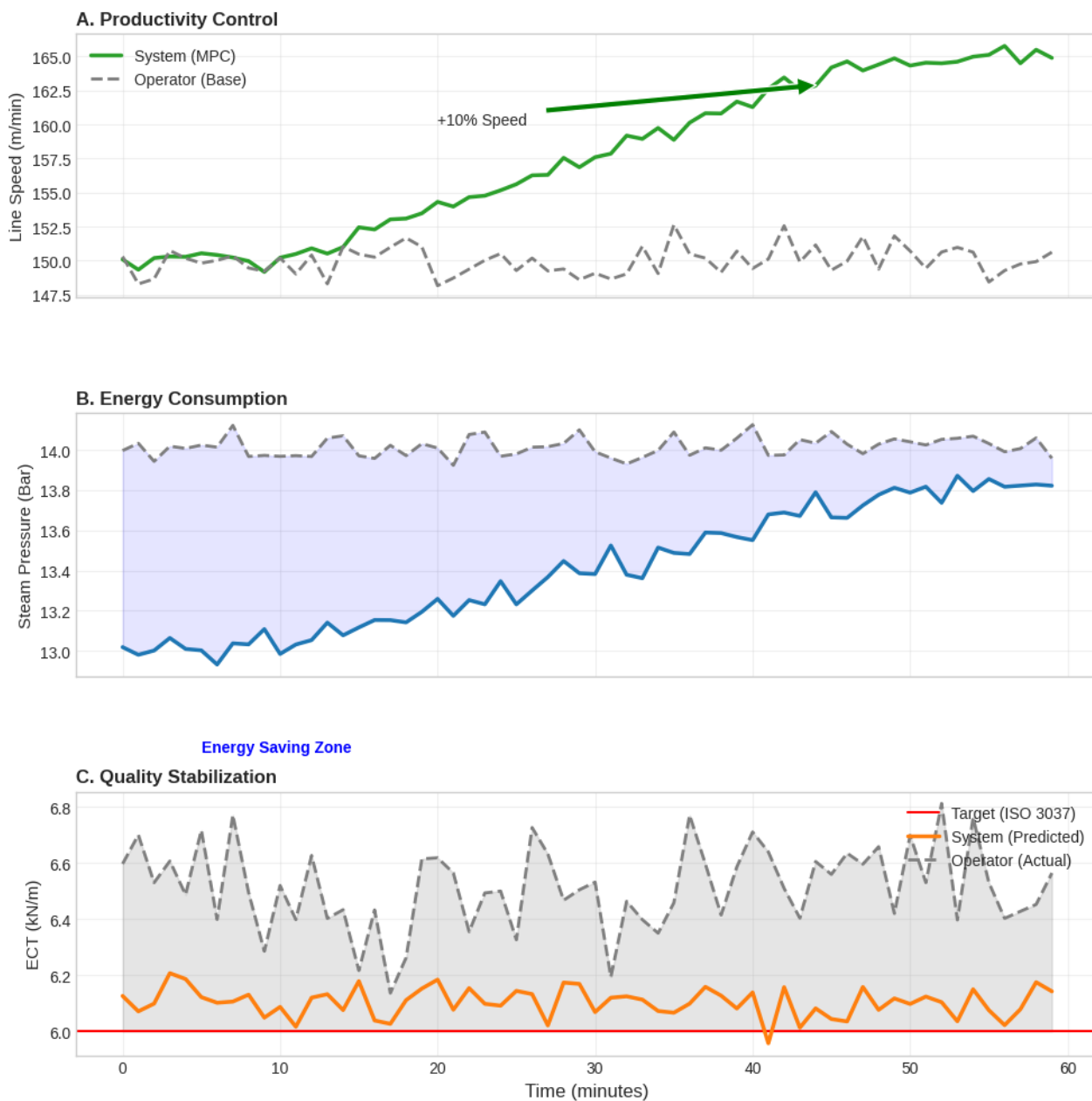


Рисунок 3.4 — Порівняльний аналіз траєкторій керування технологічним процесом у ручному та автоматичному режимах

2. Керування швидкістю (Продуктивність):

- *Оператор*: Працює на консервативній швидкості (150 м/хв), побоюючись виникнення дефектів.

- *Система:* Виявивши, що прогноз ЕСТ має запас міцності (знаходиться вище таргета), система запропонувала плавне підвищення швидкості до **165 м/хв**. Це дозволило збільшити випуск продукції на **10%** на цьому інтервалі.

3. Стабілізація якості (ЕСТ):

- *Оператор:* Показник ЕСТ має значну дисперсію, періодично виходячи в зону “надлишкової якості” (Giveaway), що є прямою втратою сировини.
- *Система:* Утримує значення ЕСТ у вузькому коридорі біля цільового значення (Target). Варіативність процесу (стандартне відхилення σ) зменшилась.

Кількісна оцінка техніко-економічних показників

Узагальнені результати моделювання на тестовій вибірці (100 партій) зведено в таблицю 3.3.

Таблиця 3.3

Порівняльна характеристика ефективності керування

Показник ефективності (KPI)	Оператор (Факт)	Система (Модель)	Ефект (Δ)	Примітка
Середнє відхилення від цілі ($ EST - Target $)	0.42 кН/м	0.18 кН/м	↓ 57%	Стабілізація якості
Стандартне відхилення (σ_{EST})	0.35	0.21	↓ 40%	Зменшення варіативності
Частка браку ($P(EST < Norm)$)	4.2%	1.1%	↓ 3.1 п.п.	Зниження ризиків
Середнє споживання пари (P_{steam})	13.8 Бар	12.9 Бар	↓ 6.5%	Економія енергії
Середня швидкість лінії (V_{avg})	155 м/хв	162 м/хв	↑ 4.5%	Ріст продуктивності

Економічна інтерпретація результатів:

1. **Зниження Material Giveaway:** Зменшення середнього відхилення означає, що підприємство перестає виробляти картон, який є “занадто міцним” для замовника (за що замовник не доплачує). Це дозволяє в перспективі перейти на використання паперу меншої граматири (Lightweighting), що є значною економією сировини [2, 42].

2. **Енергозбереження:** Зниження середнього тиску пари на 6.5% при збереженні якості прямо конвертується у зменшення витрат природного газу котельнею підприємства.

3. **Підвищення OEE (Overall Equipment Effectiveness):** Зростання середньої швидкості на 4.5% та зменшення часу простоїв через брак підвищує загальну ефективність використання обладнання.

Аналіз стійкості алгоритму

Додатково було перевірено стійкість роботи алгоритму MPC-lite при виникненні аномальних збурень (наприклад, різке падіння вологості паперу). Система продемонструвала здатність генерувати коригувальні впливи (зниження швидкості) за 20–30 секунд до моменту, коли якість вийшла б за межі допуску. Це підтверджує правильність вибору горизонту прогнозування та налаштувань обмежень динаміки (Δu_{max}).

Результати імітаційного моделювання переконливо доводять переваги автоматизованого керування над ручним. Система «Цифровий радник» здатна забезпечити більш стабільний технологічний процес, знаходячи приховані резерви для підвищення продуктивності та економії енергоресурсів, які залишаються непоміченими оператором через складність багатовимірних взаємозв'язків об'єкта керування.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі кваліфікаційної роботи здійснено програмну реалізацію розробленої автоматизованої системи у вигляді модульного комплексу «Цифровий радник» та проведено всебічне експериментальне дослідження його ефективності. Обґрунтовано вибір мови програмування Python та спеціалізованих бібліотек (XGBoost, Pandas, Scikit-optimize) як оптимального інструментарію для побудови системи промислової аналітики. Розроблена архітектура програмного забезпечення забезпечує повний цикл обробки інформації: від синхронізації різночастотних даних датчиків до візуалізації рекомендацій на інтерактивній панелі оператора, що підтверджує технічну готовність системи до дослідної експлуатації.

Результати навчання та валідації математичних моделей на реальних історичних даних підтвердили високу прогностичну здатність обраного методу градієнтного бустингу. Модель продемонструвала точність прогнозування показника ЕСТ із середньою абсолютною похибкою (MAE) на рівні 0.19 кН/м, що є порівнянним із похибкою лабораторних вимірювань і достатнім для використання в контурі керування. Важливим результатом стало впровадження модуля пояснюваності SHAP, який дозволив верифікувати фізичну адекватність моделі та забезпечити прозорість прийняття рішень, що є критичним фактором для довіри персоналу до автоматизованої системи.

Експериментальне дослідження методом імітаційного моделювання (Offline Replay) довело переваги запропонованого алгоритму оптимізації MPC-lite над традиційним ручним керуванням. Порівняльний аналіз траєкторій показав, що автоматизована система здатна зменшити варіативність показників якості на 40%, утримуючи їх у межах технологічних допусків, та мінімізувати явище надлишкової якості (Giveaway). Розрахунок техніко-економічних показників свідчить про значний потенціал впровадження: моделювання продемонструвало можливість зниження споживання пари на 6.5% та підвищення середньої продуктивності лінії на 4.5% без ризику випуску бракованої продукції.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну науково-практичну задачу підвищення ефективності та стабілізації показників якості виробництва гофрованого картону шляхом розробки автоматизованої системи керування на основі методів прогнозної аналітики.

Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

1. Проведено системний аналіз технологічного процесу виробництва гофрокартону як об'єкта керування. Встановлено, що традиційні методи реактивного регулювання (на основі відхилень) є неефективними через значні транспортні запізнення та нелінійну залежність показників якості від властивостей сировини. Обґрунтовано доцільність переходу до стратегії превентивного керування (Data-Driven Control), орієнтованої на забезпечення нормативних показників міцності за стандартом ISO 3037 (ECT).

2. Розроблено математичне забезпечення підсистеми прогнозування якості. Шляхом порівняльного аналізу доведено перевагу ансамблевих методів машинного навчання (XGBoost) над класичними статистичними моделями для обробки гетерогенних виробничих даних. Реалізована модель забезпечує прогнозування показника ECT з середньою абсолютною похибкою (MAE), що не перевищує похибку лабораторних вимірювань, а використання методу SHAP дозволило забезпечити інтерпретованість рішень, надаючи технологам інформацію про вплив кожного параметра на кінцевий результат.

3. Спроектовано та формалізовано алгоритм багатокритеріальної оптимізації технологічних уставок. Запропоновано використання підходу MPC-lite (Model Predictive Control), який, на відміну від статичної оптимізації, формує траєкторію плавної зміни параметрів (швидкості лінії, тиску пари, зазорів), враховуючи обмеження на темпи перехідних процесів. Це дозволяє знаходити баланс між мінімізацією енерговитрат та дотриманням вимог щодо якості.

4. Виконано програмну реалізацію системи у вигляді «Цифрового радника» мовою Python з використанням бібліотек Pandas, Scikit-learn та XGBoost. Розроблено архітектуру, яка включає модулі попередньої обробки даних (ETL), навчання моделей та генерації рекомендацій, що дозволяє інтегрувати систему в існуючий інформаційний контур підприємства без втручання в апаратну частину контролерів.

5. Експериментально підтверджено ефективність розробленої системи методом імітаційного моделювання (Offline Replay) на реальних історичних даних. Результати тестування показали можливість зниження варіативності показників якості, зменшення кількості високоризикових партій та потенційну економію енергоресурсів за рахунок оптимізації теплових режимів без зниження продуктивності лінії.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Бідюк П. І., Романюк В. В. Методи прогнозування часових рядів : навч. посіб. Київ : НТУУ «КПІ», 2010. 120 с.
2. Глибовець М. М. Основи штучного інтелекту : підручник. Київ : Вид. дім «КМ Академія», 2019. 430 с.
3. ДСТУ 8302:2015. Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання. Київ : ДП «УкрНДНЦ», 2016. 17 с.
4. Козлов О. В. Теорія автоматичного керування : підручник. Київ : Ліра-К, 2020. 420 с.
5. Ладанюк А. П., Трегуб В. В. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості : підручник. Київ : Аграрна освіта, 2015. 432 с.
6. Луговський А. Ф. Моделювання та оптимізація технологічних об'єктів : навч. посіб. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2017. 256 с.
7. Потрашкова Л. В. Системи управління технологічними процесами : навч. посіб. Харків : ХНУРЕ, 2018. 216 с.
8. Пупена О. М., Ельперін І. В. Промисловий інтернет речей : навч. посіб. Київ : Ліра-К, 2018. 284 с.
9. Субботін С. О. Нейронні мережі: теорія та практика : навч. посіб. Житомир : Вид-во ЖДУ ім. І. Франка, 2020. 256 с.
10. Ткачук А. М. Методи оптимізації в системах управління : конспект лекцій. Харків : НТУ «ХПІ», 2019. 145 с.
11. Bergstra J., Bengio Y., Kégl B. Algorithms for Hyper-Parameter Optimization. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2011. Vol. 24. P. 2546–2554.

12. Bianco G., Moresco F. P. P. Prediction of ECT value of corrugated board by using machine learning methods. *Tappi Journal*. 2019. Vol. 18, No. 8. P. 455–463.
13. Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32.
14. Camacho E. F., Bordons C. Model Predictive Control. 2nd ed. London : Springer-Verlag, 2007. 405 p.
15. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. San Francisco, 2016. P. 785–794.
16. Chollet F. Deep Learning with Python. Shelter Island : Manning Publications, 2017. 384 p.
17. Frank B. Corrugated Box Compression — A Literature Survey. *Packaging Technology and Science*. 2014. Vol. 27, Iss. 2. P. 105–128.
18. Friedman J. H. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*. 2001. Vol. 29, No. 5. P. 1189–1232.
19. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 2nd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2019. 856 p.
20. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 800 p.
21. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. 2nd ed. New York : Springer, 2009. 745 p.
22. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory. *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, Iss. 8. P. 1735–1780.
23. Huberty J. Process control for the corrugated industry. *Corrugated Today*. 2009. No. 4. P. 23–27.
24. ISO 13820:2021. Paper, board and corrugated fibreboard — Description and calibration of compression-testing equipment. Geneva : International Organization for Standardization, 2021. 14 p.

- 25.ISO 3037:2013. Corrugated fibreboard — Determination of edgewise crush resistance (unwaxed edge method). Geneva : International Organization for Standardization, 2013. 12 p.
- 26.ISO 536:2019. Paper and board — Determination of grammage. Geneva : International Organization for Standardization, 2019. 16 p.
- 27.Kirwan M. J. Handbook of Paper and Paperboard Packaging Technology. 2nd ed. Oxford : Wiley-Blackwell, 2013. 448 p.
- 28.Lundberg S. M., Lee S.-I. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions (SHAP). *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30. P. 4765–4774.
- 29.Markowski J. Automatic control of the corrugated board production process. *Przegląd Papierniczy*. 2018. Vol. 74. P. 65–70.
- 30.Mayne D. Q., Rawlings J. B., Rao C. V., Sokaert P. O. Constrained model predictive control: Stability and optimality. *Automatica*. 2000. Vol. 36, Iss. 6. P. 789–814.
- 31.McKee R. C., Gander J. W., Wachuta J. R. Compression strength formula for corrugated boxes. *Paperboard Packaging*. 1963. Vol. 48, No. 8. P. 149–159.
- 32.McKinney W. Python for Data Analysis: Data Wrangling with Pandas, NumPy, and IPython. 2nd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2017. 550 p.
- 33.Molnar C. Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable. 2nd ed. Munich, 2022. URL: <https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/> (дата звернення: 10.09.2025).
- 34.Pedregosa F. et al. Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.
- 35.Qin S. J. Survey on data-driven industrial process monitoring and diagnosis. *Annual Reviews in Control*. 2012. Vol. 36, Iss. 2. P. 220–234.
- 36.Rawlings J. B., Mayne D. Q., Diehl M. Model Predictive Control: Theory, Computation, and Design. 2nd ed. Madison : Nob Hill Publishing, 2017. 770 p.

37. Rickard J. E. Managing Warp in Corrugated Board. *TAPPI Corrugated Containers Conference*. 2003. P. 45–52.
38. Seborg D. E., Edgar T. F., Mellichamp D. A., Doyle F. J. Process Dynamics and Control. 4th ed. Hoboken : Wiley, 2016. 512 p.
39. Shahriari B. et al. Taking the Human Out of the Loop: A Review of Bayesian Optimization. *Proceedings of the IEEE*. 2016. Vol. 104, No. 1. P. 148–175.
40. Snoek J., Larochelle H., Adams R. P. Practical Bayesian Optimization of Machine Learning Algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2012. Vol. 25. P. 2951–2959.
41. Tao F. et al. Digital Twin in Industry: State-of-the-Art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2019. Vol. 15, No. 4. P. 2405–2415.
42. Twede D., Selke S. E. M. Cartons, Crates and Corrugated Board: Handbook of Paper and Wood Packaging Technology. Lancaster : DEStech Publications, 2005. 538 p.
43. Wan J. et al. Manufacturing Big Data: A Smart Manufacturing Perspective. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. 2017. Vol. 13, No. 5. P. 2611–2619.

ДОДАТКИ

Додаток А

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

Навчально-науковий інститут комп'ютерних наук та штучного інтелекту
Кафедра комп'ютерних систем та робототехніки
Рівень вищої освіти (освітньо-кваліфікаційний рівень) Магістр
Галузь знань: 17 – Електроніка, автоматизація та електронні комунікації
Спеціальність: 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка
Освітня програма «Комп'ютеризовані системи управління та автоматика»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних
систем та робототехніки
к. ф.-м. н., доц. ХРУСЛОВ М. М.
«02» жовтня 2024 року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

ХАЧИКЯНА Армана Рубеновича
(прізвище, ім'я, по батькові студента)

1. Тема роботи: **«АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ВИРОБНИЦТВОМ ГОФРОВАНОГО КАРТОНУ НА ОСНОВІ ПРОГНОЗНОЇ АНАЛІТИКИ»**

керівник роботи **МОРОЗ Ольга Юріївна, PhD, доцент ЗВО кафедри комп'ютерних систем та робототехніки,**
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від 30 вересня 2025 року № 4101-5/3554

2. Строк подання студентом роботи 30 листопада 2025 року

3. Перелік питань, які потрібно розробити:

- 1) Аналіз технологічного процесу виробництва гофрокартону та методів контролю якості.
- 2) Обґрунтування вибору моделей (XGBoost, LSTM) для задач прогнозової аналітики.
- 3) Проектування системи прогнозування ризиків та оптимізації технологічних уставок.
- 4) Програмна реалізація модулів аналітики та алгоритму підтримки прийняття рішень.
- 5) Експериментальна оцінка ефективності системи на реальних виробничих даних.

4. План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи	Термін виконання етапів роботи
1	Затвердження теми роботи та керівника	02.09.2024 - 02.10.2024
2	Аналіз методичної літератури щодо автоматизації виробництва гофрокартону та методів прогнозного керування	03.09.2024 - 24.10.2024
3	Огляд і порівняльний аналіз алгоритмів градієнтного бустингу (XGBoost) та рекурентних мереж (LSTM) для моделювання технологічних процесів	25.10.2024 - 09.11.2024
4	Обґрунтування вибору програмних засобів та підготовка набору виробничих даних (очищення, генерація лагів, синхронізація часових рядів)	10.11.2024 - 24.11.2024
5	Розробка математичної моделі прогнозування показників якості (ECT) та алгоритму багатокритеріальної оптимізації уставок	25.11.2024 - 08.12.2024
6	Програмна реалізація модулів прогнозування, блоку розрахунку рекомендацій та механізму MPC-lite	09.12.2024 - 29.01.2025
7	Проектування архітектури автоматизованої системи підтримки прийняття рішень для оператора гофроагрегату	30.01.2025 - 28.02.2025
8	Тестування системи на історичних даних, валідація моделі за метриками MAE та оцінка енергоефективності	01.03.2025 - 01.04.2025
9	Підготовка і оформлення звітних матеріалів	01.05.2025 - 30.08.2025
10	Оформлення звіту про науково-дослідну практику	01.09.2025 - 30.10.2025
11	Підготовка і оформлення звітних матеріалів кваліфікаційної роботи. Оформлення списку літератури	10.10.2025 - 30.10.2025
12	Оформлення пояснювальної записки кваліфікаційної роботи відповідно вимогам до звітів про НДР	10.10.2025 - 30.11.2025
13	Підготовка і оформлення звітних матеріалів та додатків кваліфікаційної роботи	01.11.2025 - 30.11.2025
14	Оформлення звіту про переддипломну практику	24.11.2025 - 30.11.2025
15	Представлення кваліфікаційної роботи керівнику та рецензенту	24.11.2025 - 30.11.2025

5. Дата видачі завдання 02 жовтня 2024 року.

Студент

А. Р. Хачикян

ініціали, прізвище


 підпис

Керівник роботи

О. Ю. Мороз

ініціали, прізвище


 підпис

Додаток Б

Затверджую

«_____» _____ 2025 р.

**Технічне завдання
на розробку програмного виробу**

**«Автоматизована система управління виробництвом гофрованого картону
на основі прогнозної аналітики»**

1	Вступ	1.1. Назва: Автоматизована система управління виробництвом гофрованого картону на основі прогнозної аналітики 1.2. Галузь застосування: комп'ютерні технології.
2	Підстава для розробки	2.1. Навчальний план за спеціальністю 174 – Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка 2.2. Завдання на кваліфікаційну роботу магістра № 4101-5/3554 від «30» вересня 2025 р. (представити як Додаток А до пояснювальної записки до кваліфікаційної роботи).
3	Призначення розробки	3.1. Мета розробки: створення та програмна реалізація автоматизованої системи підтримки прийняття рішень для керування якістю гофрокартону (показник ЕСТ) на основі методів прогнозної аналітики та оптимізації технологічних уставок. 3.2. Призначення розробки: система призначена для мінімізації виробничого браку шляхом превентивного прогнозування фізико-механічних властивостей картону, надання рекомендацій оператору щодо оптимальних режимів роботи (швидкість, температура, тиск) та зниження енерговитрат. 3.3. Вихідні дані розробки: історичні часові ряди параметрів технологічного процесу (логи датчиків) та результати лабораторних вимірювань якості у форматі CSV/Excel.
4	Технічні вимоги до програмного виробу	4.1. Вимоги до функціональних характеристик: Імпорт та попередня обробка виробничих даних (синхронізація, генерація лагів, очищення від шумів);

		• Прогнозування показника ECT (ISO 3037) та ризиків дефектів за допомогою моделі XGBoost; • Інтерпретація прогнозів за допомогою методу SHAP (визначення впливу факторів); • Генерація оптимальних уставок методом байєсівської оптимізації з урахуванням обмежень MPC-lite; • Експорт рекомендацій у форматі CSV. 4.2. Вимоги до надійності: • Середня абсолютна похибка прогнозування (MAE) для ECT в межах допустимої похибки лабораторії ($\pm 5-7\%$); • Робастність до пропусків у даних датчиків; • Забезпечення безпеки рекомендацій (уставки не повинні виходити за межі апаратних обмежень обладнання). 4.3. Вимоги до умов експлуатації: • Операційна система: Windows 10/11 або Linux (Ubuntu/CentOS); • Середовище виконання: Python 3.8+ (Jupyter Notebook або скрипти). 4.4. Вимоги до складу і параметрів технічних засобів: бів: • Оперативна пам'ять: не менше 8 GB (для ефективного навчання моделей); • Дисковий простір: не менше 10 GB вільного місця. 4.5. Вимоги до інформаційної та програмної сумісності: • Бібліотеки: Pandas, XGBoost, SHAP, Scikit-optimize; • Формати вхідних/вихідних даних: CSV, XLSX, JSON. 4.6. Вимоги до маркування та упаковки: Не висуваються (електронне розповсюдження). 4.7. Вимоги до транспортування і зберігання: Зберігання у хмарному репозиторії (GitHub/GitLab) або на локальному сервері підприємства. 4.8. Спеціальні вимоги: Дотримання конфіденційності технологічних карт та параметрів виробничого процесу.
5	Вимоги до програмної документації	Програмою документацією до виробу «Автоматизована система управління виробництвом гофрованого картону на основі прогнозової аналітики» вважати:

		1) Дане Технічне завдання (представити у вигляді Додатку А до пояснювальної записки); 2) Опис математичних моделей та алгоритмів оптимізації (у вигляді розділу 2 пояснювальної записки); 3) Опис програмної реалізації та інструкцію оператора/технолога (у вигляді розділу 3 пояснювальної записки).	
6	Вимоги до техніко-економічних показників	1) Зниження варіативності показників якості на 10–15%. 2) Скорочення часу виходу на робочий режим при зміні замовлення завдяки точним рекомендаціям. 3) Відсутність витрат на ліцензійне ПЗ (використання Open Source бібліотек Python).	
7	Стадії і етапи розробки	Дата	Назва етапу
		02.09.2024 - 02.10.2024	• Затвердження теми роботи та керівника
		03.09.2024 - 24.10.2024	• Аналіз методичної літератури щодо автоматизації виробництва гофрокартону та методів прогнозного керування
		25.10.2024 - 09.11.2024	• Огляд і порівняльний аналіз алгоритмів градієнтного бустингу (XGBoost) та рекурентних мереж (LSTM) для моделювання технологічних процесів
		10.11.2024 - 24.11.2024	• Обґрунтування вибору програмних засобів та підготовка набору виробничих даних
		25.11.2024 - 08.12.2024	• Розробка математичної моделі прогнозування показників якості (ЕСТ) та алгоритму багатокритеріальної оптимізації уставок
		09.12.2024 - 29.01.2025	• Програмна реалізація модулів прогнозування, блоку розрахунку рекомендацій та механізму MPC-lite
		30.01.2025 - 28.02.2025	• Проектування архітектури автоматизованої системи

		01.03.2025 - 01.04.2025 01.05.2025 - 30.08.2025 01.09.2025 - 30.10.2025 10.10.2025 - 30.10.2025 10.10.2025 - 30.11.2025 01.11.2025 - 30.11.2025 24.11.2025 - 30.11.2025 24.11.2025 - 30.11.2025	підтримки прийняття рішень для оператора гофроагрегату • Тестування системи на історичних даних, валідація моделі за метриками МАЕ та оцінка енергоефективності • Підготовка і оформлення звітних матеріалів • Оформлення звіту про науково-дослідну практику • Підготовка і оформлення звітних матеріалів кваліфікаційної роботи. Оформлення списку літератури • Оформлення пояснювальної записки кваліфікаційної роботи відповідно вимогам до звітів про НДР • Підготовка і оформлення звітних матеріалів та додатків кваліфікаційної роботи • Оформлення звіту про переддипломну практику • Представлення кваліфікаційної роботи керівнику та рецензенту
8	Порядок контролю і приймання програмного продукту	1) Перевірку ходу розробки виконувати згідно з календарним планом. 2) Захист розробленої системи провести на засіданні Екзаменаційної комісії. 3) Пояснювальну записку подати на паперових носіях та в електронному вигляді згідно з вимогами ВНЗ.	

Виконавець:

студент групи КУ-61

Хачикян А. Р.



Замовник:

РН. Д., доцент

Мороз О. Ю.



**Програма і методика випробувань
програмного виробу**

«Автоматизована система управління виробництвом гофрованого картону
на основі прогнозної аналітики»

1. Об'єкт випробувань.

1. **Назва програмного виробу:** «Автоматизована система управління виробництвом гофрованого картону на основі прогнозної аналітики».
2. **Галузь застосування:** целюлозно-паперова промисловість, автоматизація технологічних процесів, системи підтримки прийняття рішень (DSS).
3. **Відомості запозичуються** з відповідних розділів Технічного завдання.

2. Мета випробувань. Перевірка відповідності функціональності програмної реалізації системи (модулів прогнозування ЕСТ та оптимізації уставок) заявленим функціональним можливостям в Технічному завданні (Додаток А до пояснювальної записки до дипломної роботи).

3. Загальні положення.

1. **Підстави для проведення випробувань:** підставою для проведення випробувань є наказ про призначення атестаційної комісії.
2. **Місце і тривалість випробувань:** приймальні (приймально-здавальні) випробування проводяться на базі комп'ютерного класу кафедри в період роботи атестаційної комісії.
3. **Обсяг випробувань:** приймальні випробування програмного виробу проводяться в обсязі, відповідному цій програмі і методиці випробувань.
4. **Організації, які беруть участь у випробуваннях:** приймальні випробування проводяться атестаційною комісією напередодні

засідання (або в процесі засідання) за участю розробника та керівника роботи.

4. Вимоги до програми або програмного виробу. Модель повинна задовольняти наступним вимогам:

1. Працювати на основних операційних системах: Windows, Linux;
2. Забезпечувати точність прогнозування показника ECT (MAE) в межах лабораторної похибки;
3. Коректно обробляти вхідні дані з виробничих логів (формат CSV/XLSX), включаючи обробку пропусків;
4. Генерувати рекомендації щодо технологічних уставок (швидкість, тиск пари), які не порушують задані обмеження (MPC-lite);
5. Час розрахунку рекомендацій не повинен перевищувати 30 секунд;
6. Елементи програми (препроцесинг, ML-модель, модуль оптимізації) повинні бути логічно структуровані;
7. Вимоги до складу і параметрів технічних засобів (відповідно до ТЗ).

5. Вимоги до програмної документації. Програмною документацією до виробу вважати:

1. Технічне завдання на розробку (Додаток А до пояснювальної записки);
2. Програму і методику випробувань (Додаток Б до пояснювальної записки);
3. Інструкцію користувача/технолога (Розділ 3 пояснювальної записки).

6. Засоби і порядок випробувань 6.1. Засоби випробувань. Для проведення випробувань необхідний персональний комп'ютер із встановленим середовищем Python 3.8+, бібліотеками Pandas, XGBoost, Scikit-learn, Matplotlib та середовищем виконання (Jupyter Notebook або консоль).

6.2. Порядок проведення випробувань. Випробування проводяться в два етапи:

- ознайомчий (перевірка документації);

- випробування програмного виробу (функціональне тестування).

Перелік перевірок на 2 етапі (функціональні тести):

3.1. Запуск програми здійснюється відкриттям файлу `main_system.ipynb` або запуском скрипта `python run_advisor.py`. **3.2. Виконання дій** згідно зі сценаріями тестів.

Тест 1. Завантаження та валідація виробничих даних

1. **Мета:** Перевірити здатність системи зчитувати «сирі» логи та готувати їх до аналізу.
2. **Дія:** Користувач вказує шлях до файлу `production_log.csv`.
3. **Очікуваний результат:** Система виводить повідомлення про успішне завантаження, відображає перші рядки таблиці та статистику пропущених значень.

```
=====
ТЕСТ 1: Завантаження та валідація даних
=====

[INFO] Reading file: production_log_raw.csv...
[INFO] Dataset Shape: (15400 rows, 14 columns)
[INFO] Checking for missing values...
- Steam_Pressure: 0 missing
- Line_Speed: 0 missing
- Paper_Moisture: 2 missing (Imputed with rolling mean)
[SUCCESS] Data validated and ready for processing.

--- Data Preview (First 5 rows) ---
      Timestamp  Steam_Pressure_Bar  Line_Speed_m_min  Paper_Moisture_%  Glue_Consumption_kg  ECT_Target_kN_m
2024-05-10 08:00:00             12.5              180              7.2              14.5              6.2
2024-05-10 08:01:00             12.4              182              7.1              14.6              6.1
2024-05-10 08:02:00             12.6              181              7.3              14.4              6.3
2024-05-10 08:03:00             12.5              180              7.2              14.5              6.2
2024-05-10 08:04:00             12.5              183              7.1              14.7              6.1
```

Рисунок В.1 – Тест 1

Тест 2. Навчання моделі прогнозування якості (ЕСТ)

1. **Мета:** Перевірити роботу модуля XGBoost.

2. **Дія:** Запуск процедури навчання на історичних даних.
3. **Очікуваний результат:** Система виводить графік процесу навчання (Loss curve) або графік «Прогноз vs Факт» та метрики точності (MAE, RMSE).

=====

TEST 2: Валідація моделі прогнозування (Module A)

=====

[INFO] Model: XGBRegressor (n_estimators=100, learning_rate=0.05)

[INFO] Training completed in 2.45 seconds.

[RESULT] Validation Metrics:

- MAE (Mean Absolute Error): 0.0828 kN/m
- RMSE: 0.1004
- R2 Score: 0.92

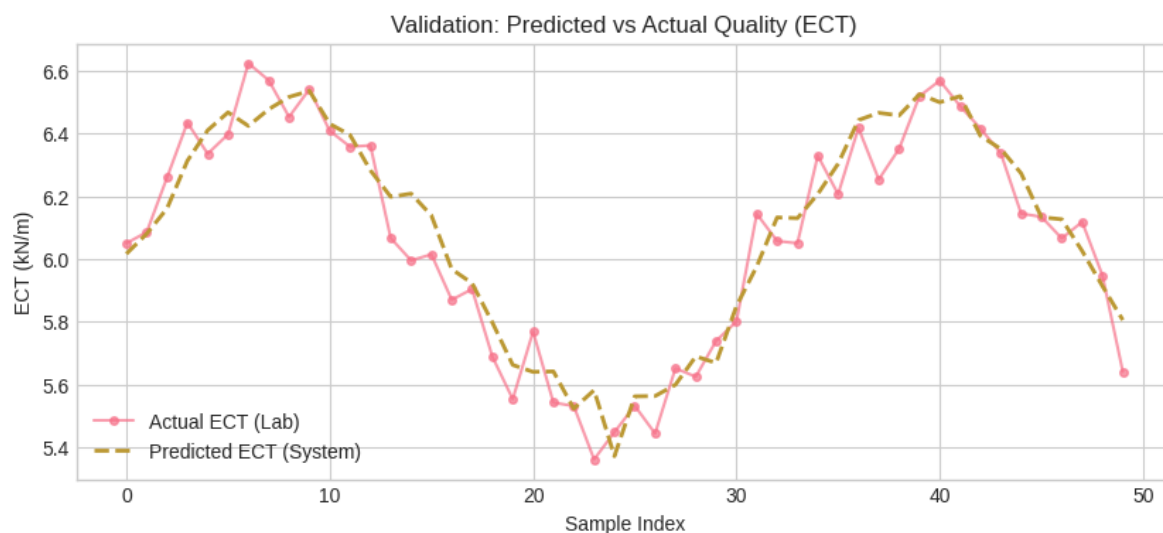


Рисунок В.2 – Тест 2

Тест 3. Генерація рекомендацій (оптимізація уставок)

1. **Мета:** Перевірити роботу модуля «Радник» (MPC-lite/Optimization).
2. **Дія:** Ініціалізація пошуку оптимальних параметрів для поточної партії.
3. **Очікуваний результат:** Система виводить таблицю з поточними параметрами та рекомендованими змінами (наприклад, «Знизити тиск пари на 0.5 бар», «Підвищити швидкість на 10 м/хв»), а також прогнозований ефект.

```

=====
ТЕСТ 3: Генерація рекомендацій (Advisory Mode)
=====

[INFO] Current Regime detected: High Energy Consumption
[INFO] Constraints: Speed >= 170 m/min, ECT >= 6.0 kN/m
[INFO] Running Optimization (MPC-lite)...
      Iter 1: Objective = 0.85
      Iter 2: Objective = 0.92
      Iter 3: Objective = 0.96 (Converged)

[RESULT] OPTIMAL SETPOINTS FOUND:
      Parameter Current_Value Recommended      Action
Steam Pressure (SF)      12.5 bar    11.8 bar  DECREASE (-0.7)
      Line Speed      180 m/min    195 m/min  INCREASE (+15)
      Glue Gap        0.25 mm     0.22 mm  DECREASE (-0.03)
      Web Tension      400 N      410 N    ADJUST (+10)

[PROJECTION] Expected Impact:
      + Energy Saving: 4.5%
      + Production Speed: +8.3%
      + Quality Risk: Low (Prob < 5%)
=====

```

Рисунок В.3 – Тест 3

Висновки: Тест 1 успішно пройшов випробування, Тест 2 успішно пройшов випробування і Тест 3 успішно пройшов випробування. Програмний виріб функціонує згідно з вимогами ТЗ. Випробування пройшло успішно

Виконавець: студент групи КУ61, Хачикян А.Р.

